

Deteksi Granuloma Melalui Citra Radiograf Periapikal Dengan Metode GLCM Dan Klasifikasi *Learning Vector Quantization*

Anin Maghfiroh¹, Bambang Hidayat², Suhardjo Sitam³

^{1,2}Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom Bandung
Jalan Telekomunikasi No. 1 Terusan Buah Batu Bandung 40257

³Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung
Jl. Raya Bandung Sumedang KM 21, Jatinangor 45363
aninmaghfiroh@yahoo.com¹

Abstract – Teeth are the hardest parts in the mouth. .One of dental abnormalities that are often found is granuloma. A doctor can detect disease in human's teeth through the results of x-rays but in its development x-ray are still not able to generate proper diagnosis. On this research will develop an application that can detect granuloma deases with an output on spatial domain with an extraction feature using GLCM which is tabulated by how often different combination of pixel brightness values occur in the image as the method. The classification processed by using LVQ. The classification purpose to classify the image into two conditions, namely: normal and granuloma. The purpose of this research is to facilitate dentist all around Indonesia's region to detect dental granuloma by radiology tool with affordable price. . The obtained result is a program with a matlab software with Graphical User Interface designed to simplify user application.

Keywords : radiograph periapical , granuloma, GLCM, LVQ

1. Pendahuluan

Gigi adalah jaringan tubuh yang paling keras dibanding yang lainnya. Strukturnya berlapis-lapis mulai dari *email* gigi, *dentin* (tulang gigi) di dalamnya, pulpa yang berisi pembuluh darah, akar gigi, pembuluh saraf, dan bagian lain yang memperkokoh gigi. Namun demikian, gigi merupakan jaringan tubuh yang mudah sekali mengalami kerusakan. Ini terjadi ketika gigi tidak memperoleh perawatan dengan semestinya. Salah satu penyakit pada gigi adalah granuloma. Granuloma adalah peradangan kronis yang terjadi pada sekitar apeks gigi. Granuloma *periapical* adalah rangsangan kronis yang terjadi di sekitar periapikal atau ujung akar gigi. [3]

Kemajuan teknologi telah berkembang sangat pesat. Hal ini juga berdampak dalam dunia kesehatan. Salah satu teknologi dalam dunia kesehatan yang digunakan untuk mendeteksi penyakit dalam adalah teknologi *x-ray*. Salah satu penerapan dari teknologi *x-ray* yaitu digunakan oleh dokter gigi untuk melihat seluruh lapisan gigi yaitu radiograf periapikal. Namun, hasil keluaran dari alat ini tidak selalu menghasilkan data atau gambar yang jelas. Sehingga hal ini dapat mempengaruhi keakuratan diagnosis dokter. Salah satu cara untuk memperbaiki hasil periapikal tersebut adalah dengan menggunakan pengolahan citra dari hasil foto *radiograph*. Untuk mengolah citra digital dari radiograf tersebut, dibutuhkan metode pengolahan citra yang tepat agar hasil dapat akurat.

Pada penelitian ini digunakan metode GLCM (*Gray Level Co-Occurance Matrix*) yang membandingkan seberapa sering kombinasi dari *pixel* yang berbeda terjadi pada gambar kemudian hasil tersebut diklasifikasikan menggunakan LVQ (*Learning Vector Quantization*). Penggunaan aplikasi pada matlab dengan perancangan aplikasi dan metode yang berbeda dari penelitian sebelumnya dalam proses pengenalan ciri mempermudah pendeteksian granuloma disemua kalangan dokter di berbagai daerah pelosok yang sulit mendapatkan alat radiologi. Serta

SENTER 2017, 15-16 Desember 2017, pp. 298~307

ISBN: 978-602-512-810-3

■ 298

diharapkan dengan metode dan klasifikasi baru ini dapat memiliki tingkat akurasi hasil yang lebih baik.

2. Metode Penelitian

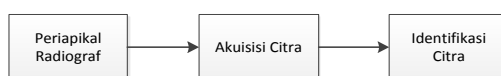
Metodologi penelitian yang digunakan dalam penyelesaian ini adalah :

2.1. Pengumpulan data

Pengumpulan data bertujuan untuk mengambil data radiograf yang akan dijadikan sebagai data latih dan data uji yang selanjutnya akan dijadikan *database*.

2.2. Perancangan Aplikasi

Dalam perancangan dan implementasi sistem dijelaskan alur perancangan sistem dan implementasi sistem dalam proses identifikasi penyakit gigi granuloma. Proses perancangan sistem ini digambarkan pada diagram blok berikut :



Gambar 2.1. Diagram Perancangan Sistem

2.2.1. Data Radiograf Periapikal

Data radiograf periapikal adalah hasil *rontgen* dari pasien penderita granuloma yang diperoleh dari RSGM FKG Universitas Padjajaran.

Radiografi kedokteran gigi adalah teknik yang membantu dalam penegakan diagnosa dan rencana pengobatan penyakit mulut seperti beberapa penyakit pada gigi. Radiologi kedokteran gigi merupakan langkah awal dalam pendeteksian tingkat keparahan suatu penyakit. Dalam tindakan perawatan gigi tertentu sangat baik jika dilakukan radiologi kedokteran gigi sebagai penunjang dari pemeriksaan klinis sehingga tahapan atau langkah dalam pengobatan bisa dilakukan sebaik mungkin.

Radiografi ini memanfaatkan sinar X untuk mendapatkan gambar dari suatu gigi. Bahan dasar 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 yang ada pada plastik. 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. [2]

Suatu radiograf dianggap baik jika :

1. Hasil dari radiografi memiliki bentuk dan ukuran yang mendekati keadaan/bentuk gigi yang sebenarnya.
2. Hasil dari radiografi memiliki kontras yang baik.
3. Hasil radiografi harus memiliki gambaran gigi yang jelas sehingga dapat dibedakan antara rongga pulpa, email, dentin dan jaringan periodontal.

2.2.2. Akuisisi Data

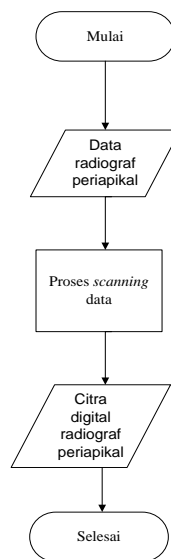
Akuisi data merupakan proses untuk mendapatkan citra digital radiograf periapikal sebagai data dalam penelitian ini. Pada tahap ini, proses akuisisi data dilakukan dengan merekam data periapikal radiograf dalam bentuk film menggunakan *scanner* Canon CanoScan 9000F Mark II dengan format keluaran *.jpg. Citra tersebut memiliki ukuran dan ketajaman yang bervariasi, tergantung pada teknik pengambilan gambar dan kualitas *scanner* yang digunakan untuk mendapatkan citra digital. Untuk mempermudah proses deteksi, citra digital dari radiograf

periapikal tersebut harus memiliki ukuran yang sama dan ketajaman yang baik. Proses akuisisi data juga memastikan data radiograf periapikal adalah data dengan kualitas yang baik.

Proses akuisisi data juga memastikan data radiograf periapikal adalah data dengan kualitas yang baik. Hal yang perlu diperhatikan dalam pengambilan data ini adalah:

1. Memastikan sebelum dilakukan perekaman citra, tidak ada goresan atau kerusakan pada data radiograf periapikal.
2. Memastikan data yang diambil adalah gigi normal, gigi granuloma atau gigi kista dengan bantuan diagnosa dari ahli atau pakar radiologi.

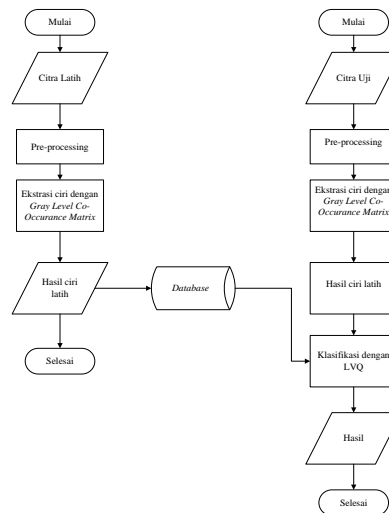
Data hasil akuisisi kemudian akan dikelompokkan menurut nomor gigi yang sama dan dibagi menjadi 2 jenis, yaitu citra uji dan citra latih sebelum kemudian menjadi citra masukan dari aplikasi. Diagram alir proses akuisisi data pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 2. Diagram alir proses akuisisi data

2.2.3. Identifikasi

Untuk mendapatkan karakteristik dari citra uji dan citra latih, maka pada citra tersebut dilakukan proses identifikasi. Pada tahap identifikasi ini dilakukan ekstraksi fitur pada citra tersebut. Diagram alir untuk identifikasi dapat dilihat pada Gambar 2.2.



Gambar 2. 3. Diagram Alir Proses Identifikasi

2.2.3.1. Preprocessing

Pre-processing merupakan proses yang dilakukan pada suatu citra digital untuk memudahkan pemrosesan citra selanjutnya. Dalam hal ini, dilakukan *cropping* secara otomatis melalui aplikasi ini dan *resize* serta peningkatan kualitas citra secara otomatis oleh aplikasi.[6]

1. *Cropping*

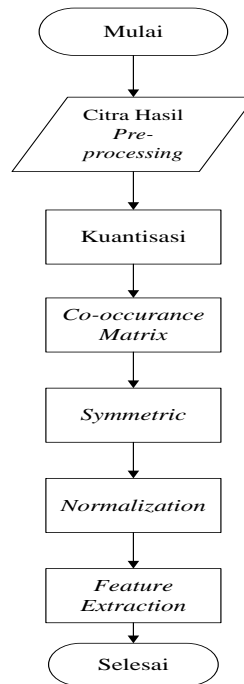
Cropping yaitu memotong citra radiograf periapikal pada bagian untuk memperoleh gambar satu gigi saja, dalam hal ini bagian yang *dicrop* dari citra radiograf periapikal ditentukan sesuai skenario pengujian. [7]

2. *Resize*

Resize yaitu mengubah ukuran citra digital radiograf periapikal yang telah *dicrop* menjadi ukuran yang statis, sehingga semua citra yang akan dideteksi memiliki standar ukuran yang sama. [7]

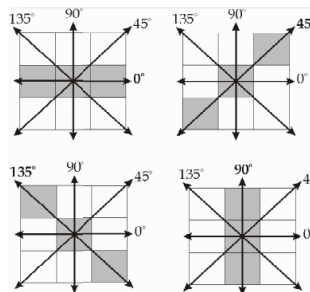
2.2.3.2. Ekstraksi Ciri GLCM (Gray Level Coocurance Matrix)

Proses ekstrasi ciri dilakukan untuk mendapatkan ciri dari sebuah citra inputan. Pada proses ekstrasi ciri dilakukan pengambilan informasi-informasi penting yang terdapat pada sebuah citra. Pada proses ini terdapat kemungkinan terjadinya pengurangan jumlah piksel akan tetapi masih menyimpan informasi penting yang diperlukan pada proses selanjutnya. Berikut adalah langkah ekstrasi ciri GLCM yang terdapat pada blok diagram Gambar 2.3.



Gambar 2.4. Diagram Alir Ekstraksi Ciri GLCM

GLCM merupakan metode analisis pengambilan ciri atau fitur berdasarkan tingkat keabuan yang sering terjadi dalam piksel dan merupakan berbasis statistikal. Analisis pada citra dilakukan dengan cara distribusi statistik dari intensitas piksel, perolehan ciri diperoleh dari nilai piksel matrik dengan nilai tertentu dan membentuk sudut pola. Sudut yang dibentuk dari nilai piksel menggunakan GLCM adalah 0,45,90,135 [8], seperti pada Gambar 2.4.



Gambar 2.5. GLCM sudut 0, 45, 90, dan 135

GLCM didefinisikan sebagai tabulasi dari data piksel citra dimana digambarkan seberapa sering kombinasi yang berbeda pada nilai keabuan yang muncul pada citra. GLCM dihitung sebagai histogram orde kedua dari *gray image*. GLCM merupakan sebuah matriks dimana dimensinya bergantung pada jumlah atau intensitas *gray levels* (N) dalam suatu citra (*image*). GLCM mengandung informasi frekuensi yang terdapat pada kombinasi *neighboring pixel* dalam suatu *gray image*. Berikut adalah fitur ekstraksi ciri GLCM yang digunakan pada penelitian ini [8]:

i. *Energy*

Nilai *energy* menunjukkan ukuran sifat homogenitas. Semakin besar nilainya, maka akan semakin mirip citra tersebut dengan kelasnya. Nilai energi tinggi akan muncul saat tekstur citra cenderung seragam .

$$Energy = \sum_{i,j} \{P(i,j)\}^2 \tag{1}$$

Di mana, i = baris, j = kolom, N = jumlah piksel

ii. Kontras

Kontras merupakan variasi level keabuan dalam sebuah matriks GLCM. Kontras menghitung perbedaan intensitas antara piksel dengan piksel yang berdekatan diseluruh gambar. Dapat dianggap sebagai ketergantungan linear terhadap level keabuan piksel tetangga. Biasanya disebut dengan variansi jumlah kuadrat. Kontras akan bernilai 0 untuk gambar yang konstan.

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

Di mana, i = baris, j = kolom, N = jumlah piksel

iii. Homogenitas

Perhitungan untuk homogenitas didapat dari keseragaman nilai bukan nol dari GLCM. Nilainya merupakan nilai invers dari nilai kontras, dimana nilainya berkurang secara eksponensial menjauh dari diagonal.

$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{P_{i,j}}{1+|i-j|} \quad (3)$$

Homogenitas GLCM dari berbagai tekstur dapat bernilai tinggi jika matriks memiliki banyak piksel yang memiliki nilai derajat keabuan yang sama. Semakin besar perbedaan derajat keabuan, semakin rendah nilai homogenitas dan semakin tinggi pula nilai kontras GLCM. Rentang nilai homogenitas adalah [0,1]. Jika citra memiliki variasi kecil maka, nilai homogenitas menjadi tinggi dan jika tidak ada variasi maka nilai homogenitas = 1.

iv. *Correlarion*

Mengukur ketidakmiripan suatu tekstur dimana nilainya akan besar apabila acak dan bernilai kecil jika seragam. μ merupakan *mean* dan σ merupakan variansi.

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)P(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (4)$$

$$\mu_i = \sum_{i,j} i [P(i, j)] \quad (5)$$

$$\mu_j = \sum_{i,j} j [P(i, j)] \quad (6)$$

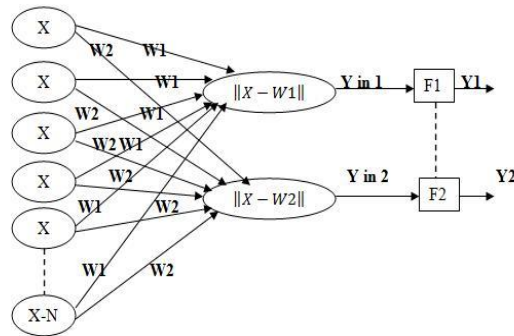
$$\sigma_i = \sqrt{\sum_{i,j} P(i, j) (i - \mu_i)^2} \quad (7)$$

2.2.3.3. Klasifikasi LVQ (*Learning Vector Quantization*)

Setelah dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan metode GLCM, kemudian masuk ke dalam proses klasifikasi dengan bantuan LVQ (*Learning Vector Quantization*). Klasifikasi ini bertujuan untuk melatih jaringan syaraf tiruan sehingga dapat mengeluarkan keluaran yang tepat sesuai dengan target yang ditentukan. Jaringan syaraf tiruan tersebut bekerja berdasarkan ciri yang didapat dari proses ekstraksi ciri.

Pada LVQ (*Learning Vector Quantization*) ini terdapat dua macam lapisan, yakni lapisan kompetitif dan lapisan linier. Lapisan kompetitif melakukan pembelajaran untuk mengklasifikasikan vektor masukan dalam banyak cara. Lapisan linier berfungsi untuk mengubah lapisan kompetitif ke dalam klasifikasi target yang telah didefinisikan oleh *user*. Terdapat tiga macam parameter yang digunakan untuk melakukan proses identifikasi pada JST-LVQ (*Learning Vector Quantization*), yaitu *hidden layer*, *epochs*, dan *goal* (MSE) dimana nilai dari ketiga parameter tersebut dapat diubah-ubah. Tujuan dari mengubah-ubah nilai ketiganya adalah untuk memperoleh akurasi yang maksimal dalam melakukan identifikasi ciri terhadap kondisi gigi menjadi dua kondisi yaitu normal dan *granuloma periapical*. [4]

Berikut adalah arsitektur LVQ yang terdapat pada Gambar 2.6.



Gambar 2.6. Arsitektur LVQ

2.3. Analisis Performansi Sistem

Tahap terakhir yang dilakukan dalam penelitian ini adalah pengujian performansi sistem, hal ini dilakukan guna mengetahui tingkat akurasi, kekurangan, dan kelebihan sistem. Performansi sistem diukur berdasarkan parameter sebagai berikut :

1. Tingkat Akurasi

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Secara matematis dapat dituliskan sebagai berikut :

$$Akurasi = \frac{Jumlah\ data\ benar}{Jumlah\ data\ keseluruhan} \times 100\% \tag{8}$$

2. Waktu Komputasi

Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Pada sistem ini, waktu komputasi dihitung dengan menggunakan waktu selesai dikurangi waktu mulai, sehingga didapatkan waktu komputasi sistem.

$$Waktu\ komputasi = waktu\ selesai - waktu\ mulai \tag{9}$$

3. Hasil dan Analisis

Pada penelitian ini dilakukan pengujian terhadap sistem untuk mengetahui performansi dari sistem yang telah dirancang. Pengujian dilakukan dengan melihat tingkat keberhasilan sistem dilihat dari analisis pengukuran terhadap beberapa parameter yang telah ditentukan. Adapun parameter yang digunakan dalam penelitian ini untuk melihat performansi dari sistem diantaranya adalah :

- Pengujian Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Dimensi Citra

Tabel 3.1. Akurasi dan Waktu Komputasi Berdasarkan Ukuran Citra

No	Ukuran citra (piksel)	Akurasi (%)	Waktu komputasi (sekon)
1	32x32	80	0.0116
2	64x64	90	0.0124
3	128x128	90	0.0142
4	256x256	85	0.0186

Pada Tabel 4. 1 menunjukkan bahwa nilai akurasi dan waktu komputasi akan berbeda-beda setiap ukuran citra masukan. Nilai akurasi tertinggi terdapat pada ukuran citra 128 x 128 dan 256 x 256 Sedangkan untuk nilai komputasi, dapat disimpulkan bahwa semakin besar ukuran citra masukan, maka semakin lama pula waktu komputasi yang dibutuhkan oleh sistem.

- Pengujian Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Parameter Orde Dua GLCM

Tabel 3.2. Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua Kontras, Homogenitas, Energi dan Korelasi

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
0	90	0.0144	18
45	90	0.0144	18
90	90	0.0148	18
135	90	0.0211	18

Tabel 3.3. Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua Kontras, Homogenitas dan Energi

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
0	70	0.0138	14
45	75	0.0146	15
90	70	0.0132	14
135	85	0.0151	17

Tabel 3.4. Akurasi dan Waktu Komputasi Parameter Orde Dua Homogenitas dan Kontras

Arah	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
0	75	0.0144	15
45	55	0.0139	11
90	65	0.0149	13
135	65	0.0137	13

Berdasarkan tabel 3.2, 3.3, dan 3.4 akurasi terbesar diperoleh pada parameter orde dua yang digunakan yaitu kontras, homogenitas, energi dan korelasi dengan akurasi sebesar 90% dan akurasi terkecil diperoleh pada parameter yang digunakan adalah homogenitas dan kontras yaitu sebesar 55%. Hasil ini didapat karena semakin beragam parameter orde dua GLCM yang digunakan, maka akan semakin banyak ciri yang didapat serta semakin tinggi pula akurasi yang didapat.

- Pengujian Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Pengaruh Arah dan Jarak Pada GLCM

Tabel 3. 5. Akurasi dan Waktu Komputasi Berdasarkan Parametr Arah dan Jarak GLCM

Arah	Jarak	Akurasi (%)	Waktu Komputasi (s)	Jumlah Data Benar
0	1	90	0.0157	18
	5	80	0.0152	16
	10	75	0.0179	15
45	1	90	0.0171	18
	5	80	0.0158	16
	10	65	0.0141	13
90	1	90	0.0143	18
	5	75	0.0165	15
	10	65	0.0149	13
135	1	90	0.0147	18
	5	75	0.0169	15
	10	65	0.0179	13

Berdasarkan hasil pengujian yang direpresentasikan pada tabel 3.5, akurasi tertinggi didapatkan pada saat parameter arah 90° dengan jarak sebesar 1 (satu) piksel, yaitu 90 % dengan waktu komputasi yang lebih cepat dari yang lain. Sedangkan akurasi terendah pada pengujian tahap ini adalah pada parameter arah 135° pada jarak 10 piksel yaitu 60% dengan waktu komputasi yang lebih lambat dari yang lainnya. Hal ini dikarenakan ketetanggaan GLCM banyak terdapat pada arah 90° pada jarak sebesar 1 piksel.

- Pengujian Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Nilai Epoch Pada LVQ

Tabel 3.6. Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Nilai *Epoch*

No	Epoch	Akurasi (%)	Waktu komputasi (s)
1	100	90	0.0141
2	250	90	0.0153
3	500	85	0.0135
4	750	90	0.0143
5	1000	90	0.0137

Nilai akurasi tertinggi dan waktu komputasi tercepat didapat pada nilai *epoch*

- Pengujian Perbandingan Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Pengaruh Arah dan Jarak Pada GLCM

Tabel 3.7. Akurasi dan Waktu Komputasi Terhadap Nilai Hidden Layer

No	Hidden Layer	Akurasi (%)	Waktu komputasi (s)
1	1	50	0.0145
2	5	90	0.0144
3	10	90	0.0145
4	15	90	0.0135
5	20	90	0.0187

Nilai akurasi tertinggi dan waktu komputasi tercepat didapat pada nilai *hidden layer* = 15 .

4. Kesimpulan

Berdasarkan penggunaan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan klasifikasi *Learning Vector Quantization* dalam penelitian ini, maka didapatkan hasil bahwa sistem ini memiliki performansi yang optimal optimal terhadap parameter statistika : *contrast, homogeneity, correlation* dan *energy* yaitu dengan nilai akurasi sebesar 90 % .

Daftar Pustaka

- [1] Buana, Q. N. (2016). Pengolahan Citra Deteksi Granuloma Melalui Periapical Radiograf Dengan Metode Transformasi DCT dan Linear Discriminant Analysis Berbasis Android. Telkom University.
- [2] Damanik, V. O. (2016). Pengolahan Citra Radiograf Periapikal Pada Deteksi Penyakit Granuloma Dengan Metode Multiwavelet Berbasis Android. Telkom University.
- [3] Elsevier. (2014). *Kamus Kedokteran Dorland*. Singapore: Elsevier.
- [4] Firdausy, Y. (2012). Deteksi Kista Periapical Pada Gigi Manusia Melalui Citra Dental Periapical Radiograph Dengan Metode Contourlet dan LVQ (Learning Vector Quantization). Telkom University .
- [5] Nwamadi, O., Zhu, X., & Nandi, A. K. (2011). Dynamic Physical Resource Block Allocation Algorithms for Uplink Long Term Evolution. *IET Communications*, 5(7), 1020-1027.
- [6] Parker, J. (2011). *Algorithms For Image Processing And Computer Vision*. Indianapolis: Wiley Publishing.
- [7] R.H. Sianipar, H. S. (2013). *MATLAB Untuk Pemrosesan Citra Digital* . Bandung: Informatika.
- [8] Wibowo, S. A. (2016). Simulasi Dan Analisis Pengenalan Citra Daging Sapi Dan Daging Babi Dengan Metode GLCM .Telkom University.