

Sistem Klasifikasi Citra Karies Gigi Menggunakan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan K-Nearest Neighbor

Rhesezia Intan Tamarena
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
rhesezia.intan.2016@ft.umy.ac.id

Dr. Yessi Jusman, S.T., M.Sc.
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
yjusman@umy.ac.id

Anna Nur Nazila C, S.T., M.Eng.
Program Studi Teknik Elektro
Universitas Muhammadiyah
Yogyakarta
Yogyakarta, Indonesia
anna.nnc@yahoo.co.id

Abstract—Pada penelitian ini, akan membahas mengenai rancangan sistem klasifikasi citra karies gigi untuk membedakan 2 jenis karies berdasarkan teori G.V Black yaitu : karies gigi Kelas 3 dan Kelas 4. Sistem ini bertujuan untuk mengetahui apakah metode ekstraksi *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* dan *K-Nearest Neighbor (KNN)* dapat digunakan sebagai sistem klasifikasi citra karies gigi. Sistem dirancang untuk dapat melakukan ekstraksi ciri pada citra sehingga menghasilkan nilai-nilai fitur seperti, *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity* pada GLCM. Kemudian nilai-nilai tersebut digunakan sebagai *inputan* pada tahap klasifikasi KNN. Pengujian dilakukan pada 4 data set yang berisikan 60 citra tiap setnya. Keberhasilan sistem akan diketahui berdasarkan hasil akurasi yang diperoleh. Dari pengujian yang telah dilakukan, didapatkan hasil akurasi tertinggi sebesar 80% pada data set 4 dan akurasi terendah sebesar 40% pada data set 2.

Keywords— *Karies Gigi, Ekstraksi, GLCM, Klasifikasi, KNN*

I. PENDAHULUAN

Gigi adalah salah satu organ penting dalam sistem pencernaan yang ada di dalam rongga mulut untuk membantu manusia dalam proses menggigit, memotong, mengunyah, menyobek dan menghaluskan makanan. Gigi membuat makanan yang masuk ke mulut menjadi lebih halus, sehingga memudahkan enzim *Emilase* yang terdapat pada kelenjar liur untuk mengolah makanan hingga dapat dicerna oleh organ lain seperti usus dan lambung. Tidak hanya membantu dalam sistem pencernaan, tetapi gigi juga memiliki fungsi estetika untuk menunjang keindahan dan kecantikan seseorang. Oleh karena kesehatan gigi perlu dijaga supaya kinerjanya sebagai organ yang berperan penting dalam sistem pencernaan dapat bekerja secara optimal dan mencegah adanya penyakit akibat kerusakan gigi.

Salah satu penyakit gigi yang paling sering dialami masyarakat Indonesia adalah karies gigi. Karies gigi adalah penyakit kerusakan jaringan pada permukaan gigi yang menjalar ke bagian pulpa akibat adanya bakteri dan plak. Saat ini tenaga medis umumnya menggunakan teknologi *Rontgen* atau sinar *X-Ray* untuk mendeteksi berbagai kelainan pada organ yang tidak dapat dijangkau oleh mata, contohnya mendeteksi adanya karies gigi. *Dental X-Ray* adalah prosedur medis untuk mengambil gambar bagian dalam mulut menggunakan cairan radiasi. Sayangnya sering kali ditemui perbedaan hasil pemeriksaan dari beberapa dokter, hal ini yang disebut sebagai *human error*. Sehingga banyak pasien yang merasa perlu melakukan pemeriksaan ini dengan beberapa dokter untuk memastikan hasil pemeriksaan.

Dari latar belakang tersebut penulis akan melakukan penelitian untuk melakukan ekstraksi dan klasifikasi hasil gambar *X-Ray* menggunakan sistem aplikasi berbasis *image processing* menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM)* dan metode *K-Nearest Neighbor (KNN)* pada Matlab R2009a. Aplikasi ini akan melakukan ekstraksi ciri dari hasil gambar *X-Ray* berdasarkan empat fitur pada GLCM seperti *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Sedangkan proses klasifikasi yang dilakukan untuk mendeteksi adanya karies gigi ringan atau berat. Dengan adanya aplikasi ini diharapkan dapat memberikan hasil pemeriksaan terhadap gambar *X-Ray* gigi secara merata.

Penelitian ini meninjau beberapa penelitian terdahulu seperti Yudhistira Ganis K, Imam Santoso, R. Rizal Isnanto tahun 2011 melakukan penelitian mengenai “Klasifikasi Citra dengan Matriks Ko-Okurensi Aras Keabuan (*Gray Level Co-occurrence Matrix-GLCM*) pada Lima Kelas Biji-bijian”. Hasilnya menunjukkan bahwa tingkat pengakuan beras yang tertinggi yaitu 100% sedangkan tingkat pengakuan terendah pada jagung yaitu sebesar 20% [1]. Tahun 2014 Novita Meisida, Oni Soesanto, S.Si, M.Si, dan Heru Kartika Chandra, S.Si, M.T melakukan penelitian tentang “K-Means untuk KLASIFIKASI PENYAKIT KARIES GIGI”, dalam penelitian ini dilakukan klasifikasi terhadap data karakteristik karies gigi dan kelas-kelas karies gigi berdasarkan anatomi J. V. Black yang dilakukan menggunakan metode *Clustering K-Means*. Hasilnya hanya 1 dari 12 data klasifikasi *K-Means* yang berbeda dari data kalsifikasi kelas Black [2]. Pada tahun 2015 Abdolvahab Ehsani Rad melakukan penelitian tentang “Enhanced Level Set Segmentation Method for Dental Caries Detection”. Dalam penelitian ini telah ditemukan peningkatan baru metode segmentasi yang dilakukan untuk hasil yang lebih akurat dengan menggunakan 2 fase, yaitu *IC (Initial Contour) generation* dan *intelligent level set segmentation*. Hasil yang dicapai dari metode segmentasi yang diusulkan dievaluasi pada 120 *radiograf* gigi (*X-Ray*) dengan tingkat akurasi 90%. Selain itu tingkat akurasi deteksi karies gigi yang dievaluasi pada 155 gambar tersegmentasi sebesar 98% [3].

Pada tahun 2015 Yaltha Rullist, Budhi Irawan S.Si, M.T., Andrew Brian Osmond, S.T., M.T melakukan penelitian “Aplikasi Identifikasi Motif Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur *Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)* Berbasis Android” dengan hasil akurasi tertinggi sebesar 80% [4]. Hermas Ahadhi Septiaji, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA, Prof. Dr. Drg. Suhardjo, MS. SpRK pada tahun 2018 melakukan penelitian tentang “Identifikasi Pengolahan Citra Deteksi Penyakit Kista Periapikal Melalui Radiograf Pada Gigi Manusia Dengan Menggunakan Metoda Ekstraksi Gray

Level Cooccurrence Marix dan Metoda Klasifikasi Decision Tree”. Hasil pengolahan citra pada deteksi kista menggunakan metode Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM) dan Decision Tree dengan akurasi tertinggi yaitu 85% [5].

II. METODE PENELITIAN

A. Konsep Penelitian

Penelitian mengenai ekstraksi dan klasifikasi terhadap citra gigi menggunakan metode *Gray Level Co-occurrence Matrix* dan *K-Nearest Neighbor*. Proses ekstraksi citra menggunakan empat fitur pada GLCM, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Citra karies gigi yang digunakan adalah citra *grayscale* yang diproses dalam sistem aplikasi MATLAB. Penelitian bertujuan untuk mengetahui tingkat keseriusan kerusakan akibat karies gigi.

Pada perancangan system dilakukan perancangan coding/program dengan inputan berupa citra karies gigi yang didalamnya melewati beberapa tahap seperti *pre-processing* untuk *cropping* untuk menyesuaikan ukuran masing-masing citra yang akan digunakan. Tahap selanjutnya adalah *processing* yaitu proses ekstraksi menggunakan metode ekstraksi fitur GLCM dan klasifikasi menggunakan metode KNN. Tahap terakhir pembuatan Guide User Interface (GUI) pada system aplikasi MATLAB R2009a untuk mempermudah pembacaan dan membuat tampilan menjadi lebih menarik.

B. Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan data berupa citra hasil computer radiograf terhadap pasien penderita karies gigi di Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Muhammadiyah Yogyakarta. Citra yang digunakan sejumlah 60 buah yang terdiri dari 32 citra ‘Kelas 3’ dan 38 citra ‘Kelas 4’. Dimana semua citra telah diurus kode etiknya oleh Lembaga Kode Etik di Rumah Sakit Gigi dan Mulut Universitas Muhammadiyah Yogyakarta.

C. Spesifikasi Perangkat Keras

Sarana yang digunakan untuk merancang, membuat dan menjalankan program menggunakan personal computer (PC) dengan spesifikasi seperti pada Tabel 1.

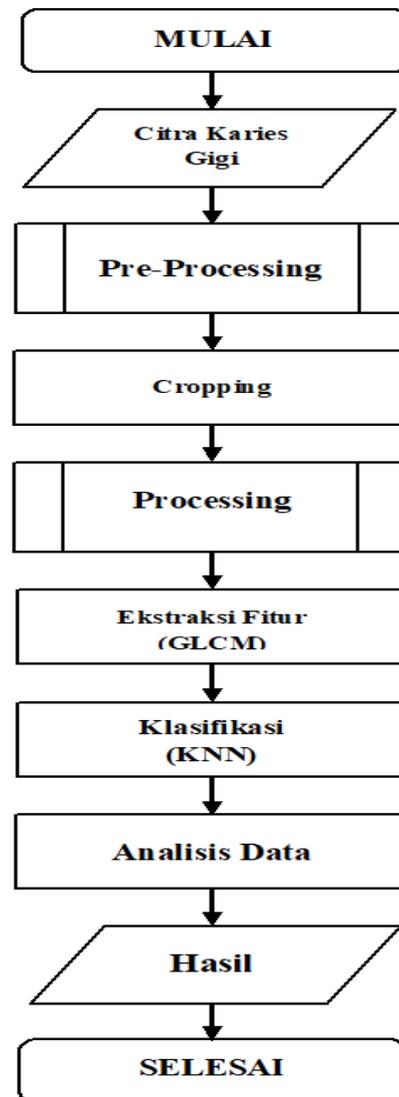
Tabel 1 Spesifikasi Perangkat Keras

Nama computer	ASUS X200CA Notebook PC
Sistem operasi	Windows 10 Pro 64-Bit
Bahasa	English
Processor	Intel® Celeron® CPU 1007U @ 1.50GHz 1.50GHz
Memory	4,00 GB

D. Perancangan Sistem

Sistem dirancang untuk melakukan pengolahan citra menggunakan aplikasi MATLAB R2009a untuk mengetahui kelas karies gigi. Pada Gambar 1 dijelaskan bahwa inputan berupa citra karies gigi memasuki tahap *pre-processing* berupa *cropping* dari ukuran semula menjadi ukuran 445 x 1169 pixel. Selanjutnya citra karies gigi masuk ke tahap *processing* yaitu ekstraksi fitur menggunakan metode Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM). Ekstraksi fitur akan menghasilkan nilai-nilai dari beberapa fitur GLCM berupa *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* dengan

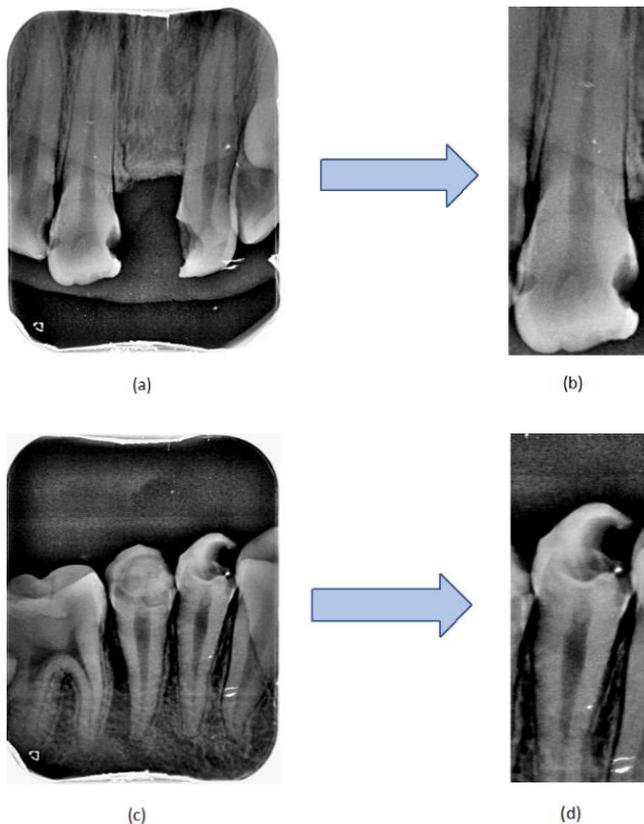
menggunakan *pixel distance* sebesar 100, 150 dan 200 serta nilai *kuantisasi* sebesar 8, 16 dan 32. Nilai-nilai hasil ekstraksi fitur tersebut selanjutnya akan menjadi input data pada tahap klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor. Hasil dari klasifikasi tersebut akan mengetahui kelas karies gigi pada pasien.



Gambar 1 Flowchart Perancangan Sistem

E. Tahap Pre-Processing

Pada tahap *pre-processing* dilakukan proses *cropping* untuk menyamakan ukuran pixel dari 60 citra yang akan diolah. Proses ini bermaksud supaya pengolahan citra yang akan dilakukan dapat bekerja secara akurat dan dapat menghasilkan nilai yang sama rata. Citra mula-mula merupakan citra hasil *X-Ray Radiography* dengan ukuran rata-rata 1500 x 1900 pixels. Pada citra tersebut ditampilkan barisan gigi seri atau ataupun bawah yang sehat maupun yang terkena karies. Sedangkan pada penelitian ini akan terpusat pada gigi yang terkena karies, sehingga proses *cropping* sangat diperlukan untuk menghindari *noise* yang mungkin terjadi. Proses *cropping* dilakukan secara manual menggunakan aplikasi *Microsoft Paint* dari ukuran mula-mula menjadi 455 x 1169 pixels. Gambar 2 adalah hasil *cropping* dari proses *pre-processing*.



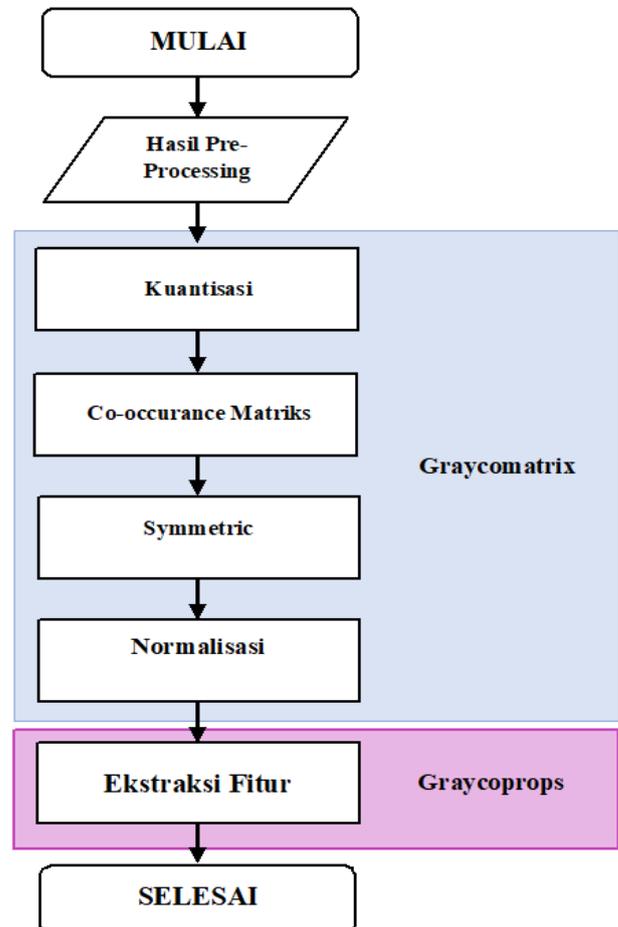
Gambar 2 (a) Citra mula-mula gigi atas (b) Hasil cropping gigi atas (c) Citra mula-mula gigi bawah (d) Hasil cropping gigi bawah

F. Tahap Ekstraksi GLCM

Proses ekstraksi fitur pada GLCM adalah proses untuk mencari nilai-nilai ekstraksi setiap citra menggunakan 4 fitur yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity*. Hasil keluaran dari proses ekstraksi fitur ini berupa nilai-nilai kuantitatif yang kemudian akan dijadikan nilai masukan pada proses klasifikasi KNN. Untuk menuju proses ekstraksi fitur terdapat beberapa langkah metode GLCM, yaitu :

1. Kuantisasi : yaitu konversi nilai grayscale dengan rentang nilai 0-255 diubah kedalam rentang nilai tertentu seperti 8,16 dan 32.
2. Co-Occurance Matriks : atau kejadian bersama yaitu membentuk matriks dengan jumlah kejadian satu level nilai intensitas pixel bertetangga dengan satu level nilai intensitas pixel lain dalam jarak (d) sebesar 100, 150 dan 200 serta orientasi sudut (θ) sebesar 0° , 45° , 90° dan 135° .
3. Symmetric : yaitu matriks yang berisikan kemunculan posisi pixel yang sama, dapat dicari dengan cara menjumlahkan matriks co-occurrence dengan matriks *transposenya* sendiri.
4. Normalisasi : yaitu menghitung probabilitas matriks.
5. Ekstraksi Fitur : yaitu proses mencari nilai ekstraksi dengan fitur yang digunakan seperti, *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*.

Untuk menjalankan langkah-langkah diatas dapat menggunakan dua fungsi/perintah dari MATLAB yaitu *graycomatrix* untuk membentuk matriks GLCM dan *graycoprops* untuk memunculkan nilai fitur GLCM. Parameter yang termasuk kedalam fungsi *graycomatrix* adalah Kuantisasi, Co-occurrence Matriks, Symmetric dan Normalisasi. Sedangkan fungsi *graycoprops* berisikan empat fitur GLCM yaitu *contrast*, *correlation*, *energy* dan *homogeneity*. Gambar 4 menyatakan diagram alur langkah metode GLCM.



Gambar 3 Flowchart langkah metode GLCM

Pada penelitian ini digunakan tiga nilai kuantisasi dengan rentang nilai yang berbeda, yaitu 8, 16 dan 32. Fungsi dari kuantisasi yaitu untuk mengurangi angka perhitungan sehingga meringankan proses komputasi. Setelah menentukan nilai kuantisasi, langkah berikutnya yaitu membuat *co-occurrence matriks* dengan cara menjumlah kejadian satu level nilai intensitas pixel bertetangga dengan satu level nilai intensitas pixel lain dalam jarak (d) dan orientasi sudut (θ) tertentu. Pada penelitian ini digunakan tiga jarak dan empat orientasi sudut. Ketiga jarak tersebut yaitu 100, 150 dan 200 dimana nilai-nilai tersebut ditentukan berdasarkan ukuran pixel pada citra dengan karies terbesar yaitu sebesar 400×400 pixel. Kemudian nilai tersebut di bagi menjadi 4 dan 2 bagian sehingga menghasilkan nilai 100 dan 200. Kemudian untuk membandingkan maka di tambahkan nilai diantara keduanya yaitu 150. Sedangkan nilai orientasi yang digunakan yaitu 0° , 45° , 90° dan 135° .

Selanjutnya dilakukan langkah *symmetric* atau menjumlahkan matriks tersebut dengan hasil *transpose* matriks itu sendiri. Setelah terbentuk matriks baru, maka langkah terakhir yaitu normalisasi, yaitu dengan cara menghitung nilai probabilitas matriks tersebut. Setelah langkah normalisasi, selanjutnya nilai-nilai tersebut akan diolah sebagai masukan pada proses klasifikasi KNN.

G. Tahap Klasifikasi KNN

Masukan dari proses klasifikasi KNN merupakan hasil dari proses ekstraksi sebelumnya. Proses klasifikasi KNN bekerja dengan cara menentukan klasifikasi berdasarkan nilai tetangga terdekatnya. Dekat atau jauhnya jarak tetangga dihitung dengan rumus jarak *Euclidean*, dimana telah dirumuskan pada persamaan (2.6). Berikut langkah-langkah algoritma KNN :

1. Menentukan nilai k sebagai jumlah tetangga terdekat yang ingin diketahui. Semakin banyak nilai k yang diberikan, maka akan semakin *complex* dan menimbulkan konflik yang harus dipecahkan dengan rumus *Euclidean*. Pada penelitian ini menggunakan nilai k=1, karena dianggap lebih mudah dan lebih cepat dalam menentukan klasifikasi. Karena pada kasus ini banyak aspek yang akan dihitung dan dipertimbangkan sebagai bahan klasifikasi.
2. Menghitung kuadrat jarak *Euclidean*.
3. Mengurutkan hasil dari no.2 secara *ascendant* (kecil ke besar).
4. Mengumpulkan kategori klasifikasi berdasarkan jumlah nilai k yang telah ditentukan.
5. Voting label pada data sebelumnya berdasarkan tetangga atau bukan.

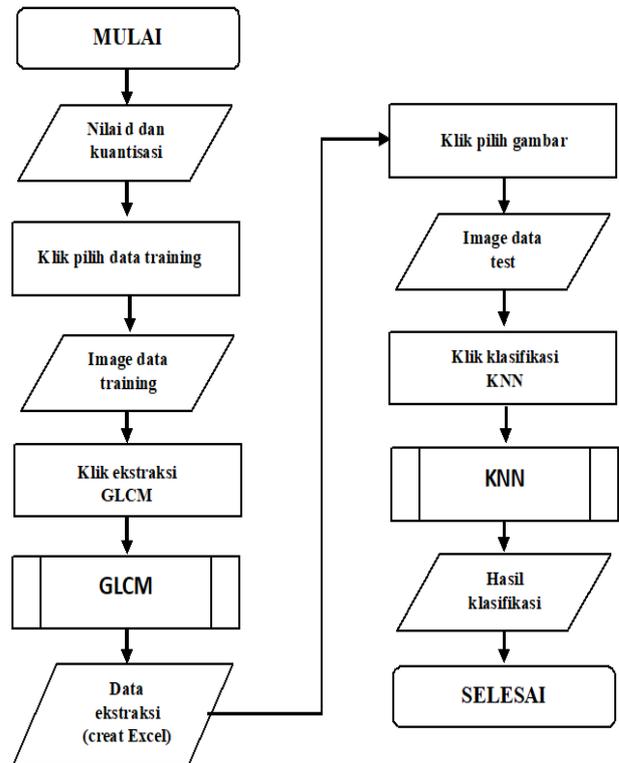
H. Prosedur GUI (Guide User Interface)

Pembuatan GUI membuat sistem terlihat lebih interaktif serta memudahkan pengguna dalam mengoperasikannya. GUI dibuat sebagai tampilan grafis yang lebih menarik. Dalam GUI terdapat beberapa komponen yang dapat digunakan seperti, *axes*, *push button*, *edit text*, *text* dan *table*. Masing-masing komponen memiliki fungsi anantara lain :

1. *Axis* : berfungsi untuk menampilkan citra atau image yang dipilih.
2. *Push button* 'Pilih data training' : berfungsi untuk memilih folder data training yang ada pada PC.
3. *Push button* 'Ekstraksi GLCM' : berfungsi untuk melakukan perintah ekstraksi fitur yang kemudian dituliskan dalam satu file MS. Excel.
4. *Push button* 'Pilih gambar' : berfungsi untuk memilih satu citra data test pada PC untuk di klasifikasi.
5. *Push button* 'Klasifikasi KNN' : berfungsi untuk melakukan perintah perhitungan KNN, sehingga hasil klasifikasi dapat dimunculkan.
6. *Text* : berfungsi untuk menunjukkan judul GUI dan memberikan informasi pada edit text.
7. *Edit text* : berfungsi untuk memberikan masukan pada sistem sesuai dengan keinginan pengguna. Selain itu juga dapat menampilkan text berupa hasil klasifikasi.

8. *Table* : berfungsi untuk menunjukkan hasil ekstraksi fitur dari data citra test sehingga dapat diketahui nilai untuk klasifikasi.

Prosedur yang harus dilakukan untuk mengoperasikan GUI dapat digambarkan dengan Gambar 4.



Gambar 4 Flowchart prosedur operasi GUI

Dari Gambar 4 dapat diketahui bahwa untuk melakukan proses klasifikasi, langkah awal yang harus dilakukan yaitu memasukkan nilai *pixel distance* (d) dan nilai kuantisasi pada kolom edit text yang sudah tersedia sesuai dengan angka yang diinginkan. Kemudian tekan tombol 'Pilih data training' untuk memilih satu folder yang berisikan citra data training/data latih. Setelah folder dipilih, maka akan muncul gambar citra pada axes. Kemudian tekan tombol 'Ekstraksi GLCM', sehingga seluruh citra pada folder terpilih akan diekstrak dan hasilnya akan langsung tertulis pada sebuah file dengan tipe xls (Ms.Excel). selama proses ekstraksi, gambar pada axes berubah-ubah sesuai dengan urutan citra yang terekstrak. Berakhirnya proses ekstraksi akan ditandai dengan munculnya file xls pada PC pengguna. Kemudian buka file xls tersebut dan berikan label pada kolom S sesuai dengan kelas citranya. Setelah semua citra data training diberi label, kemudian save dan close kembali file excel. Langkah selanjutnya kembali pada GUI dan tekan tombol 'Pilih gambar' untuk memilih citra data uji yang akan diklasifikasikan. Citra terpilih akan muncul pada axes. Kemudian tekan tombol 'Klasifikasi KNN' sehingga muncul nilai ekstraksi fitur dari citra terpilih sekaligus hasil klasifikasinya.

III. KESIMPULAN DAN SARAN

Sistem yang dibangun pada penelitian ini terdiri dari 2 langkah, yaitu ekstraksi fitur dan klasifikasi. Hasil dari langkah ekstraksi akan dipresentasikan dengan tabel yang

berisikan rata-rata nilai hasil ekstraksi fitur GLCM. Sedangkan untuk hasil klasifikasi akan dipresentasikan dengan akurasi data uji yang dibangun dari fitur-fitur yang didapat dengan menggunakan ketentuan ekstraksi fitur

A. Pengujian Ekstraksi Fitur

Pengujian ekstraksi fitur dilakukan untuk mengetahui nilai-nilai fitur yang dihasilkan pada setiap citra dengan nilai pixel distance (d), nilai kuantisasi dan orientasi sudut (θ) yang berbeda. Sehingga akan menghasilkan nilai-nilai fitur yang berbeda untuk 9 variasi yang dibentuk. Pengujian akan digambarkan dengan tabel nilai rata-rata dari empat fitur, yaitu *Contrast*, *Correlation*, *Energy* dan *Homogeneity* dengan orientasi sudut sebesar 0° , 45° , 90° dan 135° , nilai pixel distance sebesar 100, 150 dan 200 pixel, serta nilai kuantisasi sebesar 8, 16 dan 32.

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 100 dan nilai kuantisasi = 8 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 2.

Tabel 2 Ekstraksi fitur dengan $d=100$ dan kuantisasi=8

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,53 \pm 0,69$	$4 \pm 0,8$
Correlation	$0,02 \pm 0,16$	$-0,07 \pm 0,11$
Energy	$0,08 \pm 0,02$	$0,05 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,59 \pm 0,04$	$0,55 \pm 0,05$

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$7,41 \pm 0,81$	$3,88 \pm 0,82$
Correlation	$4,92 \pm 0,11$	$-0,09 \pm 0,09$
Energy	$5,07 \pm 0,02$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$5,5 \pm 0,03$	$0,53 \pm 0,04$

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$11,67 \pm 0,28$	$2,099 \pm 0,47$
Correlation	$10,24 \pm 0,11$	$0,43 \pm 0,05$
Energy	$10,08 \pm 0,02$	$0,07 \pm 0,01$
Homogeneity	$10,59 \pm 0,03$	$0,66 \pm 0,03$

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$17,54 \pm 0,79$	$4,17 \pm 1,02$
Correlation	$14,88 \pm 0,08$	$-0,17 \pm 0,13$
Energy	$15,07 \pm 0,02$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$15,5 \pm 0,04$	$0,53 \pm 0,05$

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 150 dan nilai kuantisasi = 8 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 3.

Tabel 3 Ekstraksi fitur dengan $d=150$ dan kuantisasi=8

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,69 \pm 0,8$	$4,16 \pm 0,78$
Correlation	$-0,02 \pm 0,15$	$-0,12 \pm 0,12$
Energy	$0,07 \pm 0,01$	$0,05 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,56 \pm 0,04$	$0,53 \pm 0,04$

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,73 \pm 0,94$	$3,83 \pm 0,74$
Correlation	$-0,09 \pm 0,11$	$-0,12 \pm 0,11$
Energy	$0,07 \pm 0,01$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,56 \pm 0,04$	$0,52 \pm 0,04$

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,22 \pm 0,4$	$2,58 \pm 0,66$
Correlation	$0,14 \pm 0,13$	$0,29 \pm 0,08$
Energy	$0,08 \pm 0,01$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,63 \pm 0,03$	$0,62 \pm 0,04$

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,87 \pm 0,79$	$3,86 \pm 0,89$
Correlation	$-0,13 \pm 0,08$	$-0,12 \pm 0,11$
Energy	$0,08 \pm 0,02$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,55 \pm 0,04$	$0,52 \pm 0,05$

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 200 dan nilai kuantisasi = 8 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 4&5.

Tabel 4 Ekstraksi fitur dengan $d=200$ dan kuantisasi=8

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,82 \pm 0,92$	$4,32 \pm 0,83$
Correlation	$-0,02 \pm 0,13$	$-0,13 \pm 0,12$
Energy	$0,07 \pm 0,01$	$0,05 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,57 \pm 0,03$	$0,53 \pm 0,03$

(a)

Tabel 5 Ekstraksi fitur dengan $d=200$ dan kuantisasi=8 (lanjutan)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,78 \pm 1,22$	$4,11 \pm 0,7$
Correlation	$-0,05 \pm 0,16$	$-0,18 \pm 0,1$
Energy	$0,07 \pm 0,01$	$0,05 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,56 \pm 0,05$	$0,51 \pm 0,03$

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,33 \pm 0,55$	$2,88 \pm 0,68$
Correlation	$0,09 \pm 0,14$	$0,19 \pm 0,08$
Energy	$0,08 \pm 0,01$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,61 \pm 0,03$	$0,59 \pm 0,03$

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$2,79 \pm 0,8$	$3,82 \pm 0,96$
Correlation	$-0,07 \pm 0,08$	$-0,09 \pm 0,1$
Energy	$0,07 \pm 0,01$	$0,06 \pm 0,01$
Homogeneity	$0,56 \pm 0,03$	$0,52 \pm 0,03$

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 100 dan nilai kuantisasi = 16 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 5&6.

Tabel 6 Ekstraksi fitur dengan $d=100$ dan kuantisasi=16

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$10,97 \pm 2,88$	$17,48 \pm 4,01$
Correlation	$0,01 \pm 0,16$	$-0,07 \pm 0,12$
Energy	$0,01 \pm 0,005$	$0,01 \pm 0,007$
Homogeneity	$0,42 \pm 0,03$	$0,4 \pm 0,05$

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$11,8 \pm 3,37$	$16,92 \pm 4,1$
Correlation	$-0,09 \pm 0,11$	$-0,09 \pm 0,11$
Energy	$0,02 \pm 0,005$	$0,01 \pm 0,08$
Homogeneity	$0,4 \pm 0,03$	$0,38 \pm 0,05$

(b)

Tabel 7 Ekstraksi fitur dengan $d=100$ dan kuantisasi=16 (lanjutan)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$7,92 \pm 1,11$	$8,95 \pm 2,35$
Correlation	$0,29 \pm 0,11$	$0,45 \pm 0,06$
Energy	$0,02 \pm 0,005$	$0,02 \pm 0,007$
Homogeneity	$0,5 \pm 0,03$	$0,51 \pm 0,04$

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$12,33 \pm 3,09$	$18,27 \pm 5,15$
Correlation	$-0,13 \pm 0,08$	$-0,18 \pm 0,15$
Energy	$0,02 \pm 0,005$	$0,02 \pm 0,07$
Homogeneity	$0,4 \pm 0,03$	$0,38 \pm 0,05$

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 150 dan nilai kuantisasi = 16 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 8&9.

Tabel 8 Ekstraksi fitur dengan $d=150$ dan kuantisasi=16

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$11,61 \pm 3,27$	$18,17 \pm 3,6$
Correlation	$-0,02 \pm 0,14$	$-0,12 \pm 0,12$
Energy	$0,01 \pm 0,004$	$0,01 \pm 0,007$
Homogeneity	$0,4 \pm 0,03$	$0,38 \pm 0,05$

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$11,8 \pm 3,8$	$16,61 \pm 3,42$
Correlation	$0,09 \pm 0,11$	$-0,11 \pm 0,11$
Energy	$0,02 \pm 0,004$	$0,01 \pm 0,007$
Homogeneity	$0,39 \pm 0,04$	$0,36 \pm 0,04$

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	$9,42 \pm 1,54$	$11,17 \pm 3,09$
Correlation	$0,15 \pm 0,14$	$0,3 \pm 0,08$
Energy	$0,02 \pm 0,005$	$0,01 \pm 0,006$
Homogeneity	$0,46 \pm 0,03$	$0,47 \pm 0,04$

(c)

Tabel 9 Ekstraksi fitur dengan d=150 dan kuantisasi=16 (lanjutan)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	12,4 ±3,23	16,82 ±4,19
Correlation	-0,14 ± 0,08	-0,12 ± 0,11
Energy	0,02 ± 0,005	0,01 ±0,007
Homogeneity	0,38 ± 0,04	0,37 ± 0,06

(b)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 200 dan nilai kuantisasi = 16 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 10.

Tabel 10 Ekstraksi fitur dengan d=200 dan kuantisasi=16

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	12,16 ± 3,79	18,85 ± 3,79
Correlation	-0,02 ± 0,13	-0,12 ± 0,12
Energy	0,01 ± 0,003	0,01 ± 0,006
Homogeneity	0,4 ± 0,03	0,37 ± 0,03

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	11,88 ± 5,07	17,9 ±3,1
Correlation	0,05 ± 0,16	-0,18 ± 0,1
Energy	0,02 ± 0,005	0,01 ±0,007
Homogeneity	0,39 ± 0,04	0,35 ± 0,04

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	9,98 ± 2,21	12,49 ± 3,17
Correlation	-0,09 ± 0,15	0,2 ± 0,08
Energy	0,02 ± 0,004	0,01 ± 0,005
Homogeneity	0,44 ± 0,03	0,44 ± 0,03

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	12 ± 3,28	16,67 ±4,55
Correlation	-0,08 ± 0,08	-0,09 ± 0,1
Energy	0,01 ± 0,004	0,01 ±0,006
Homogeneity	0,39 ± 0,03	0,36 ± 0,03

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 100 dan nilai kuantisasi = 32 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 11.

Tabel 11 Ekstraksi fitur dengan d=100 dan kuantisasi=32

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	46,32 ± 12,49	4,13 ± 17,12
Correlation	0,01 ± 0,16	-0,07 ± 0,12
Energy	0,005 ± 0,001	0,004 ±0,001
Homogeneity	0,29 ± 0,02	0,27 ± 0,04

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	49,88 ± 14,58	71,72 ± 17,5
Correlation	-0,09 ± 0,12	-0,09 ± 0,11
Energy	0,005 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,26 ± 0,02	0,25 ± 0,04

(b)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	33,34 ± 4,88	37,74 ±10,01
Correlation	0,29 ± 0,11	0,45 ± 0,06
Energy	0,006 ± 0,001	0,006 ±0,001
Homogeneity	0,36 ± 0,03	0,37 ± 0,03

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	52,3 ± 13,54	77,46±21,95
Correlation	-0,13 ± 0,08	-0,18 ± 0,15
Energy	0,005 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,27 ± 0,03	0,25 ± 0,04

(d)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 150 dan nilai kuantisasi = 32 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 12&13.

Tabel 12 Ekstraksi fitur dengan d=150 dan kuantisasi=32

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	49,1 ± 14,16	77,06 ± 15,4
Correlation	-0,02 ± 0,15	-0,12 ± 0,12
Energy	0,005 ± 0,001	0,004 ±0,001
Homogeneity	0,27 ± 0,03	0,25 ± 0,04

(a)

Tabel 13 Ekstraksi fitur dengan d=150 dan kuantisasi=32 (lanjutan)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	49,91 ± 16,7	47,23±13,32
Correlation	-0,1 ± 0,12	-0,12 ± 0,11
Energy	0,005 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,26 ± 0,03	0,24 ± 0,03

(a)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	39,8 ± 6,77	71,27 ±17,84
Correlation	0,15 ± 0,14	0,3 ± 0,08
Energy	0,005 ± 0,001	0,005 ±0,001
Homogeneity	0,32 ± 0,03	0,33 ± 0,03

(b)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	51,57 ± 14,07	71,27±17,84
Correlation	-0,15 ± 0,08	-0,12 ± 0,11
Energy	0,005 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,25 ± 0,03	0,24 ± 0,04

(c)

Pengujian ekstraksi fitur dengan nilai pixel distance (d) = 200 dan nilai kuantisasi = 32 menghasilkan nilai rata-rata tiap fitur seperti pada Tabel 14.

Tabel 14 Ekstraksi fitur dengan d=200 dan kuantisasi=32

Fitur	Sudut 0°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	51,52 ± 16,46	80 ± 16,28
Correlation	-0,02 ± 0,13	-0,12 ± 0,12
Energy	0,004±0,0009	0,004 ±0,001
Homogeneity	0,27 ± 0,02	0,25 ± 0,02

(a)

Fitur	Sudut 45°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	50,25 ± 21,63	75,95±13,24
Correlation	-0,05 ± 0,16	-0,18 ± 0,1
Energy	0,005 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,26 ± 0,03	0,23 ± 0,03

(b)

Tabel 15 Ekstraksi fitur dengan d=200 dan kuantisasi=32 (lanjutan)

Fitur	Sudut 90°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	42,24 ± 9,69	52,87 ±13,57
Correlation	0,09 ± 0,15	0,2 ± 0,08
Energy	0,005 ± 0,001	0,004± 0,001
Homogeneity	0,3 ± 0,03	0,3 ± 0,03

(c)

Fitur	Sudut 135°	
	Kelas 3	Kelas 4
Contrast	50,91 ± 14,21	70,67±19,44
Correlation	-0,08 ± 0,08	-0,09 ± 0,1
Energy	0,004 ± 0,001	0,004±0,001
Homogeneity	0,26 ± 0,02	0,24 ± 0,03

(d)

Berdasarkan data dari Tabel 2-15 dapat diketahui bahwa 9 variasi yang dibangun dapat mempengaruhi hasil metode GLCM. Hasil ekstraksi fitur pada metode GLCM menghasilkan nilai yang berbeda pada ke-sembilan variasi. Selain itu, perbedaan nilai pada Kelas 3 dan Kelas 4 juga terjadi, sehingga dapat disimpulkan bahwa metode GLCM dapat membedakan ciri tekstur dari kedua jenis citra karies yang diolah.

B. Pengujian Sistem Klasifikasi

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui apakah program sudah berjalan dengan sesuai atau belum. Pengujian sistem klasifikasi terdiri dari 9 variasi data fitur dengan nilai pixel distance sebesar 100, 150 dan 200 serta nilai kuantisasi sebesar 8, 16 dan 32 yang dibangun dalam 4 data set untuk setiap variasi. Sehingga akan ada 24 variasi data set yang akan diujikan untuk klasifikasi. Pengujian dilakukan dengan cara menguji seluruh citra gigi yang dimiliki berdasarkan data set yang telah dibuat, maka akan terlihat beberapa citra yang memiliki hasil klasifikasi yang tidak sesuai. Tabel 16 - ... adalah hasil pengujian sistem dengan GUI beserta perhitungan nilai akurasi setiap data set.

Tabel 16 Hasil Klasifikasi d=100 kuantisasi=8

d = 100 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	3	5	8	53,34%
Data set 2	3	3	6	40%
Data set 3	4	4	8	53,34%
Data set 4	4	7	11	73,34%
Rata-rata :				55%

Tabel 17 Hasil Klasifikasi d=150 kuantisasi=8

d = 150 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	4	6	10	66,67%
Data set 2	4	3	7	46,67%
Data set 3	8	4	12	80%
Data set 4	2	7	9	60%
Rata-rata :				63,34%

Tabel 21 Hasil Klasifikasi d=200 kuantisasi=16

d = 150 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	6	4	10	66,67%
Data set 2	5	2	7	46,67%
Data set 3	5	5	10	66,67%
Data set 4	5	7	12	80%
Rata-rata :				65%

Tabel 18 Hasil Klasifikasi d=200 kuantisasi=8

d = 200 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	5	4	9	60%
Data set 2	4	2	6	40%
Data set 3	5	5	10	66,67%
Data set 4	2	7	9	60%
Rata-rata :				56,67%

Tabel 22 Hasil Klasifikasi d=100 kuantisasi=32

d = 150 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	6	3	9	60%
Data set 2	5	3	8	53,34%
Data set 3	4	3	7	46,67%
Data set 4	5	7	12	80%
Rata-rata :				60%

Tabel 19 Hasil Klasifikasi d=100 kuantisasi=16

d = 100 n = 16	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	6	3	9	60%
Data set 2	5	3	8	53,34%
Data set 3	4	2	6	40%
Data set 4	5	7	12	80%
Rata-rata :				58,34%

Tabel 23 Hasil Klasifikasi d=150 kuantisasi=32

d = 150 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	4	6	10	66,67%
Data set 2	2	4	6	40%
Data set 3	6	2	8	53,34%
Data set 4	2	7	9	60%
Rata-rata :				55%

Tabel 20 Hasil Klasifikasi d=150 kuantisasi=16

d = 150 n = 16	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	4	6	10	66,67%
Data set 2	3	4	7	46,67%
Data set 3	7	2	9	60%
Data set 4	2	7	9	60%
Rata-rata :				58,34%

Tabel 24 Hasil Klasifikasi d=200 kuantisasi=32

d = 150 n = 8	Jumlah Data Benar		Total Benar	Akurasi
	Kelas 3	Kelas 4		
Data set 1	6	4	10	66,67%
Data set 2	5	2	7	46,67%
Data set 3	5	5	10	66,67%
Data set 4	5	7	12	80%
Rata-rata :				65%

C. Pengaruh Data Set Terhadap Akurasi

Pada penelitian ini digunakan empat data set dimana masing-masing data set memiliki 60 citra gigi yang terdiri dari 45 citra data training dan 15 citra data uji. Setiap data set memiliki citra data training dan citra data uji yang berbeda, sehingga dapat mempengaruhi pelatihan sistem dan mempengaruhi hasil akurasi yang diperoleh. Akurasi tertinggi yang diperoleh sebesar 80% dan akurasi terendah sebesar 40%. Tabel akurasi yang diperoleh setiap data set ditampilkan pada Tabel 25&26.

Tabel 25 Hasil Akurasi Keseluruhan					
Pada d = 100 Kuantisasi = 8		Pada d = 100 Kuantisasi = 16		Pada d = 100 Kuantisasi = 32	
Data set 1	53,34 %	Data set 1	60%	Data set 1	60 %
Data set 2	40 %	Data set 2	53,34 %	Data set 2	53,34 %
Data set 3	53,34 %	Data set 3	40%	Data set 3	46,67 %
Data set 4	73,34 %	Data set 4	80%	Data set 4	80 %
All	55 %	All	58,34 %	All	60 %
Pada d = 150 Kuantisasi = 8		Pada d = 150 Kuantisasi = 16		Pada d = 150 Kuantisasi = 8	
Data set 1	66,67 %	Data set 1	66,67 %	Data set 1	66,67 %
Data set 2	46,67 %	Data set 2	46,67 %	Data set 2	40 %
Data set 3	80 %	Data set 3	60%	Data set 3	53,34 %
Data set 4	60 %	Data set 4	60%	Data set 4	60 %
All	63,34 %	All	58,34 %	All	55 %

Tabel 25 Hasil Akurasi Keseluruhan (lanjutan)					
Pada d = 200 Kuantisasi = 8		Pada d = 200 Kuantisasi = 16		Pada d = 200 Kuantisasi = 8	
Data set 1	60 %	Data set 1	66,67 %	Data set 1	66,67 %
Data set 2	40 %	Data set 2	46,67 %	Data set 2	46,67 %
Data set 3	66,67 %	Data set 3	66,67 %	Data set 3	66,67 %
Data set 4	60 %	Data set 4	80%	Data set 4	80 %
All	56,67 %	All	65%	All	65 %

Dari Tabel 25&26 dapat dilihat bahwa :

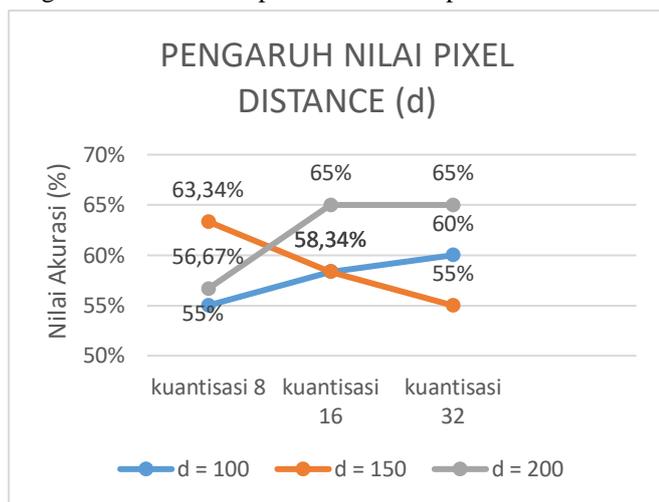
1. Nilai akurasi tertinggi untuk $d = 100$ dan ketiga nilai kuantisasinya terletak pada data set ke 4, dengan akurasi tertinggi sebesar 80%.
2. Nilai akurasi tertinggi untuk $d = 150$ dan ketiga nilai kuantisasinya terletak pada data set ke 1, dengan akurasi tertinggi sebesar 66,67%.
3. Nilai akurasi tertinggi untuk $d = 200$ dan ketiga nilai kuantisasinya terletak pada data set ke 4, dengan akurasi tertinggi sebesar 80%.

Jadi, perubahan data set dapat mempengaruhi nilai akurasi karena setiap data set memiliki data training dan data tes yang berbeda-beda. Sehingga nilai-nilai hasil ekstraksi dari data training setiap data set berbeda pula. Perbedaan tersebut yang mempengaruhi terjadinya kesalahan pada proses klasifikasi. Sehingga dapat disimpulkan bahwa data set terbaik adalah data set ke 4 pada saat nilai $d = 100$ dan $d = 200$ dengan nilai akurasi 80%.

D. Pengaruh Perubahan Nilai Pixel Distance

Pemilihan nilai pixel distance juga dapat mempengaruhi hasil akurasi yang didapat. Pemilihan nilai pixel distance yang baik ditentukan berdasarkan besarnya nilai asli pixel dari citra yang akan diolah. Karena nilai pixel distance digunakan untuk menentukan pergeseran jumlah pixel pada proses ekstraksi GLCM. Pixel distance adalah jarak atau jumlah pixel yang ditempuh dalam satu kali perhitungan GLCM.

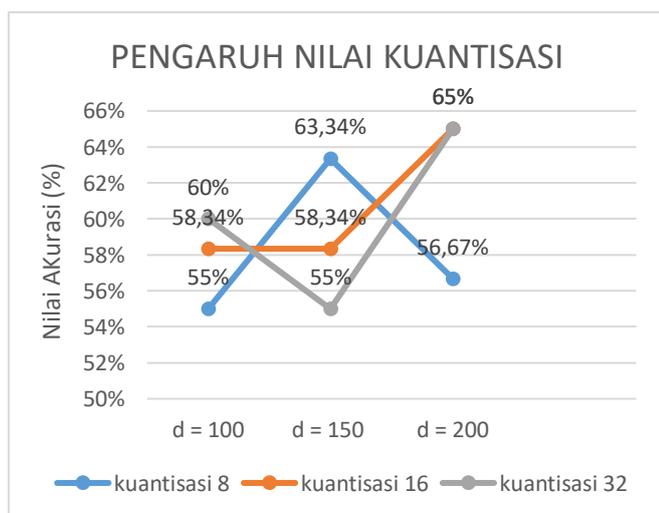
Pada Gambar 5 terlihat bahwa grafik meningkat pada $d = 100$ pixel dan $d = 200$ pixel. Sedangkan pada $d = 150$ pixel grafik terlihat menurun. Hal tersebut dapat terjadi karena pada $d = 150$ pixel tidak dapat merepresentasikan nilai yang tepat sehingga hasil ekstraksi pada $d = 150$ pixel kurang baik. Selain itu juga dapat terjadi karena faktor kesalahan saat menentukan nilai pixel distance (d). Nilai pixel distance (d) ditentukan dari besarnya pixel pada objek yang akan diteliti, yaitu sebesar 400×400 pixel pada citra karies terbesar. Nilai $d = 100$ pixel didapat dari 400 pixel dibagi menjadi 4 , $d = 200$ didapat dari 400 pixel dibagi menjadi 2 . Sedangkan nilai $d = 150$ digunakan sebagai pembanding yang diambil dari nilai tengah antara $d = 100$ pixel dan $d = 200$ pixel.



Gambar 6 Grafik Pengaruh Nilai Pixel Distance

E. Pengaruh Perubahan Nilai Kuantisasi

Nilai kuantisasi adalah konversi nilai tingkat keabuan sebesar $0 - 255$ yang diubah kedalam rentang nilai tertentu. Biasanya nilai kuantisasi diubah dalam rentang $8, 16$ dan 32 . Perubahan nilai kuantisasi dapat berpengaruh pada hasil akurasi yang di dapat, terlihat pada Gambar 6.



Gambar 5 Grafik Pengaruh Nilai Kuantisasi

Dari Gambar 6 terlihat bahwa grafik menurun pada nilai kuantisasi = 8 , dan cenderung stabil atau meningkat pada nilai kuantisasi = 16 dan kuantisasi = 32 . Namun pada nilai kuantisasi = 32 sempat terjadi penurunan di titik $d = 150$ karena nilai pixel distance $d = 150$ tidak dapat merepresentasikan nilai yang tepat, dapat dibuktikan pada grafik Pengaruh Nilai Pixel Distance (d) bahwa grafik nilai $d = 150$ menurun. Fungsi nilai kuantisasi adalah untuk mempercepat proses komputasi, sehingga semakin kecil nilai kuantisasi maka proses komputasi semakin cepat. Hal itu dapat terjadi karena pengelompokan rentang nilai keabuan semakin sedikit, dapat dilihat dari tabel 3.1, tabel 3.2 dan tabel 3.2. Namun, semakin besar nilai kuantisasi maka akurasi akan meningkat. Hal itu dapat terjadi karena proses akan bekerja dengan lebih teliti.

IV. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian sistem klasifikasi citra karies gigi menggunakan metode GLCM dan KNN yang telah dilakukan maka dapat disimpulkan bahwa :

1. Metode GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) dan KNN (*K-Nearest Neighbor*) dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi citra karies gigi yang menghasilkan dua kategori kelas, yaitu kelas 3 dan kelas 4.
2. Ekstraksi pada GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) dapat menghasilkan empat fitur, yaitu *contrast*, *correlation*, *energy*, dan *homogeneity* yang memiliki nilai berbeda setiap citranya.
3. Klasifikasi KNN (*K-Nearest Neighbor*) bekerja dengan cara menentukan nilai tetangga terdekat berdasarkan nilai hasil ekstraksi fitur GLCM (*Gray Level Co-Occurrence Matrix*) dengan jarak yang dihitung menggunakan rumus *Euclidean*.
4. Akurasi tertinggi yang di peroleh sebesar 80% pada data set 4 dan akurasi terendah sebesar 40% pada data set 2. Hasil akurasi dapat dipengaruhi oleh pemilihan data set, pemilihan nilai pixel distance dan pemilihan nilai kuantisasi.

V. REFERENCES

- [1] K, Y. G., Santoso, I., & Isnanto, R. R. (2011). Klasifikasi Citra Dengan Matriks Ko-okurensi Aras Keabuan (Gray Level Co-occurrence Matrix -GLCM) Pada Lima Kelas Biji-Bijian. *Undergraduate Thesis, Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Diponegoro*, 1–7.
- [2] Meisida, N., Oni, S., & Chandra, H. K. (2014). K-Means untuk Klasifikasi Penyakit Karies Gigi. *Ilmu Komputer (KLIK)*, 01(01), 12–22.
- [3] Ehsani Rad, A., Mohd Rahim, M. S., & Norouzi, A. (2013). Digital Dental X-Ray Image Segmentation and Feature Extraction. *TELKOMNIKA Indonesian Journal of Electrical Engineering*, 11(6), 3109–3114. <https://doi.org/10.11591/telkomnika.v11i6.2655>
- [4] Rullist, Y., Irawan, B., & Osmond, A. B. (2015). Aplikasi Identifikasi Motif Batik Menggunakan Metode Ekstraksi Fitur Gray Level Co-Occurrence Matrix (GlcM) Berbasis Android. *E-Proceeding of Engineering*, 2(2), 3684–3692.
- [5] Septiaji, H. A., Elektro, F. T., Telkom, U., Gigi, F. K., Padjajaran, U., & Tree, D. (2018). Identifikasi Pengolahan Citra Deteksi Penyakit Kista Menggunakan Metoda Ekstraksi Gray Level Cooccurrence Matrix Dan Metoda Klasifikasi Decision Tree Identification Image Processing Detection of Cysts Periapical Via Radiograph Periapical in Human Dental Wi. 5(2), 2082–2089.