

# DETEKSI CITRA GRANULOMA MELALUI RADIOGRAF PERIAPIKAL DENGAN METODE HISTOGRAM OF ORIENTED GRADIENTS DAN KLASIFIKASI K-NEAREST NEIGHBOR

Nailatul Nurul Nabilla<sup>1)</sup>, Bambang Hidayat.<sup>2)</sup>, Suhardjo<sup>3)</sup>

<sup>1),2)</sup> Prodi S1 Teknik Telekomunikasi, Fakultas Teknik Elektro, Universitas Telkom Bandung

<sup>3)</sup> Prodi S1 Kedokteran Gigi, Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

Email : [nailatulnurulnabilla@student.telkomuniversity.ac.id](mailto:nailatulnurulnabilla@student.telkomuniversity.ac.id)

**Abstrak.** Granuloma merupakan sebuah kelainan periapikal kronis pada nekrotik pulpa gigi manusia yang menyerang orang-orang dengan daya tahan tubuh yang tinggi. Granuloma muncul sebagai bentuk imunitas tubuh karena adanya infeksi pada gigi. Pemeriksaan penunjang berupa periapikal radiograf dibutuhkan untuk mendukung diagnosis dari anamnesis dokter gigi dimana hasil x-ray akan didiagnosa oleh dokter ahli radiologi. Namun, interpretasi yang dilakukan oleh dokter ahli radiologi dapat berbeda-beda antara satu dokter dengan dokter yang lain. Oleh karena itu, dibutuhkan sebuah metode yang dapat membantu dokter untuk menegakkan diagnosis yaitu dengan pengolahan citra periapikal radiograf. Penelitian ini dilakukan dengan teknik pengolahan citra digital untuk mempermudah diagnosa granuloma. Proses identifikasi citra diawali dengan proses pre-processing, dilanjutkan dengan ekstraksi ciri dengan metode Histogram of Oriented Gradients (HOG). HOG adalah sebuah fitur yang digunakan untuk arah tepian atau informasi bentuk lokal dari sebuah citra yang tidak diketahui dengan jelas nilai gradien dan posisi tepinya. Diakhiri dengan proses klasifikasi menggunakan metode K-Nearest Neighbor (KNN). Pada penelitian ini sistem dapat mengklasifikasikan kondisi gigi granuloma atau non-granuloma dan menghasilkan nilai performansi terbaik dengan akurasi 83,33% dan waktu komputasi 0.24897241 detik. Diharapkan kemampuan sistem ini dapat memberikan diagnosa pendukung bagi tenaga ahli kesehatan dalam memberi keputusan dan penanganan yang tepat terhadap pasien.

**Kata kunci :** Granuloma, Radiograf Periapical, Histogram of Oriented Gradients (HOG), K-Nearest Neighbor (KNN).

## 1. Pendahuluan

### 1.1 Latar Belakang

Salah satu kelainan yang sering ditemukan pada pemeriksaan radiograf periapikal adalah granuloma [12]. Granuloma merupakan sebuah kelainan periapikal yang kronis pada nekrotik pulpa gigi manusia dimana penderitanya memiliki daya tahan tubuh yang tinggi. Dalam perkembangan ilmu kedokteran gigi, teknik foto periapikal radiografi digunakan oleh dokter gigi sebagai pemeriksaan penunjang dalam mendiagnosa penyakit yang diderita oleh pasiennya. Namun, teknik diagnosa yang dilakukan oleh dokter masih dilakukan secara manual yaitu dengan cara membaca langsung menggunakan lampu baca rontgen atau x-ray viewer. Hal ini menyebabkan interpretasi antara satu dokter dengan yang lainnya berbeda-beda.

Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode yang dapat membantu para tenaga ahli kesehatan untuk menegakkan diagnosis yaitu dengan pengolahan citra radiograf periapikal. Metode yang digunakan untuk ekstraksi ciri adalah Histogram of Oriented Gradients (HOG) yang dikembangkan oleh Navneet Dalal dan Bill Trigs pada tahun 2005[4]. Penelitian tersebut dilakukan oleh Navneet Dalal dan Bill Trigs untuk mendeteksi pejalan kaki. Hingga saat ini, metode HOG sudah dikembangkan untuk mendeteksi objek lainnya [3][9][10]. Klasifikasi yang digunakan dalam penelitian ini adalah K-Nearest Neighbor yang bekerja dengan menghitung jarak data uji terhadap data latih terdekat.

### 1.2. Rumusan Masalah

Pada penelitian ini, didapatkan beberapa rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana merancang dan merealisasikan sistem yang dapat mengidentifikasi granuloma menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan *K-Nearest Neighbor* (K-NN).
2. Bagaimana analisis pada performansi sistem dalam diagnosa pada gigi yang mengidap granuloma berdasarkan hasil akurasi yang diperoleh.

3. Parameter apa saja yang memberikan hasil akurasi terbaik dalam pendeteksian granuloma pada gigi manusia menggunakan sistem.

### 1.3. Tujuan

Berdasarkan rumusan masalah diatas, didapatkan tujuan dari penelitian ini sebagai berikut :

1. Dapat merancang dan merealisasikan suatu sistem yang dapat mengidentifikasi granuloma menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) dan klasifikasi dengan *K-Nearest Neighbor* (K-NN) terhadap data yang didapatkan.
2. Dapat melakukan analisis pada performansi kinerja sistem dalam mendeteksi granuloma melalui citra radiograf periapikal.
3. Dapat mengetahui parameter yang dapat memberikan hasil akurasi terbaik dalam pendeteksian granuloma pada gigi manusia.

## 2. Dasar Teori

### 2.1 Radiograf Periapikal

Radiograf periapikal adalah salah satu metode penunjang dalam pemeriksaan gigi. Pemeriksaan dilakukan dengan menggunakan bantuan *X-ray* dan ditampilkan melalui sebuah film berukuran 3x4 cm dimana film tersebut akan menampilkan 2-4 gigi yang dapat memberikan penjelasan rinci tentang gigi dan jaringan disekitarnya. Film yang sudah memiliki gambar gigi disebut sebagai foto. Film merupakan sebuah plastic yang dilapisi dengan lapisan AgBr. Saat dilakukan proses rontgen menggunakan sinar X, maka akan terjadi proses ionisasi dimana AgBr akan terpisah menjadi ion  $Ag^+$  dan  $Br^-$ .  $Ag^+$  yang berwarna hitam akan dinetralisir dan menempel pada plastik[1]. Kadar kehitaman Ag tersebut bernama *radio lucent*. Kadar Ag pada *radio lucent* akan berbeda-beda pada setiap foto dengan nomor gigi yang berbeda. Hal itu terjadi karena dipengaruhi oleh perbedaan ketebalan lapisan gigi pada setiap nomor gigi. Kualitas foto yang dihasilkan juga dapat berbeda-beda karena dipengaruhi oleh teknik pengambilan foto dan teknik pencucian foto.

### 2.2. Citra Radiograf Periapikal Granuloma

Granuloma gigi adalah suatu kelainan periapikal yang kronis pada nekrotik pulpa dimana ia hanya menyerang orang-orang yang memiliki daya tahan tubuh yang tinggi. Suatu granuloma berisi jaringan “granulomatous”, yaitu jaringan granulasi dan sel inflamatori kronis yang menginfiltrasi stroma jaringan penghubung fibrusnya [5]. Granuloma muncul sebagai bentuk pertahanan tubuh atau imunitas tubuh terhadap infeksi yang terdapat pada gigi sehingga bakteri tidak menyebar ke seluruh tubuh. Sebuah granuloma tidak akan menyebabkan perubahan inklinasi saluran akar gigi. Citra periapikal radiograf granuloma adalah citra hasil x-ray yang memiliki bayangan radio lucent dengan ciri berwarna hitam bulat berbatas jelas namun tidak tegas yang terletak di sekitar citra ujung akar gigi seperti yang terlihat pada gambar 1.1. Foto yang dapat digunakan adalah foto yang memiliki kontras yang baik, memiliki bentuk yang serupa dengan gigi yang sebenarnya, dan dapat dibedakan bagian-bagian giginya.

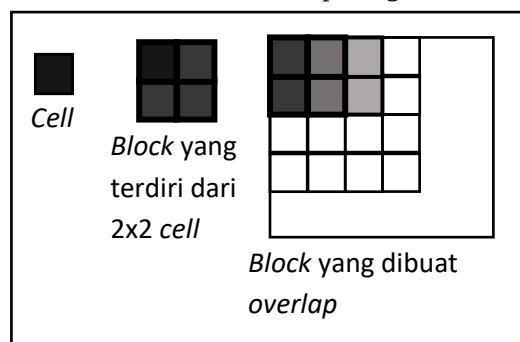


Gambar 1. 1 Hasil X-ray dengan diagnosa granuloma

### 2.3. Histogram of Oeriented Gradients

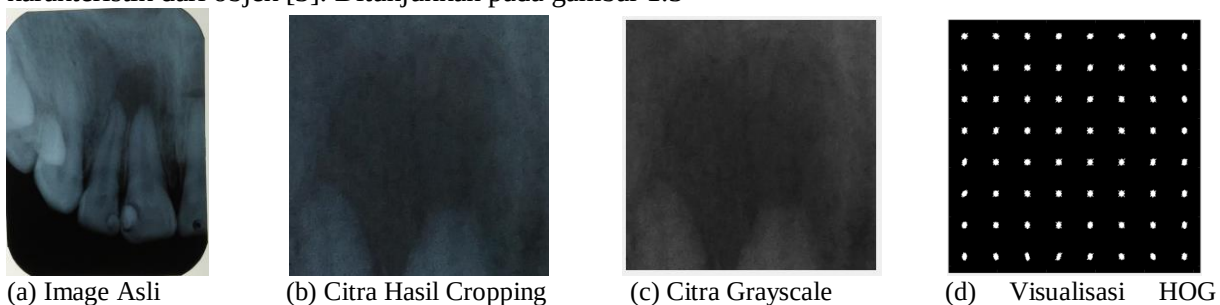
*Histogram of Oriented Gradients (HOG)* adalah sebuah metode yang digunakan dalam *image processing* dengan tujuan untuk mendeteksi objek. Metode ini dikembangkan oleh Navneet Dalal dan Bill Trigs pada tahun 2005 untuk mendeteksi pejalan kaki. [4] Teknik ini menghitung nilai gradient dalam daerah tertentu pada suatu *image*. Tiap *image* mempunyai karakteristik yang ditunjukkan oleh distribusi gradient. Karakteristik ini diperoleh dengan membagi *image* kedalam daerah kecil yang disebut *cell*. Tiap *cell* disusun oleh histogram dari sebuah gradient. Kombinasi dari histogram ini dijadikan sebagai deskriptor yang mewakili sebuah objek. [6] Cell memiliki ukuran 4x4 pixel pada sebuah *image* dan blok terdiri dari 2x2 *cells* seperti yang terlihat pada gambar 1.2. Tahap selanjutnya dari HOG adalah menghitung nilai gradient dari *input image*. Penentuan nilai gradien dilakukan agar dapat mengukur perubahan tingkat intensitas keabuan dan arah perubahan yang terjadi. Misalkan diketahui sebuah citra  $f(x,y)$  adalah fungsi dua dimensi, maka vektor gradient dari  $x$  dan  $y$  merupakan turunan pertama terhadap  $x$  dan  $y$ . [2]

Tahap selanjutnya dari HOG adalah membuat *cell*. Setiap piksel dalam sebuah *cell* mempunyai nilai histogram sendiri-sendiri berdasarkan nilai yang dihasilkan dalam perhitungan gradien. Cell dalam HOG dapat berupa persegi panjang (R-HOG) atau setengah lingkaran (C-HOG). R-HOG diwakili oleh tiga parameter yaitu jumlah sel per blok, jumlah piksel per *cell*, dan jumlah bin per histogram.. [3] Pada HOG setiap histogram orientasi membagi berbagai sudut menjadi angka tetap dalam bins yang sudah ditentukan. Besarnya gradient dari piksel dalam sel digunakan untuk vote dalam histogram orientasi. Pada bin 9, gradien dengan besar sudut  $0^{\circ}$ - $20^{\circ}$  memberikan vote untuk bin 1. Kemudian besar sudut  $20^{\circ}$ - $40^{\circ}$  untuk bin 2 dan seterusnya setiap kelipatan  $20^{\circ}$  sampai bin 9 dan dijadikan sebagai *feature vector* citra. [4] Untuk memaksimalkan feature HOG maka dilakukan normalisasi blok yang berguna untuk menghindari perubahan intensitas dan kontras pada gambar.



Gambar 1. 2 Cell yang menyusun sebuah block

Hasil akhir yang didapatkan dari proses HOG ini berupa vector nilai HOG dan dapat dilihat melalui visualisasi *feature HOG*. Visualisasi ini berupa garis vector yang secara keseluruhan menunjukkan karakteristik dari objek [3]. Ditunjukkan pada gambar 1.3



Gambar 1. 3 Hasil Visualisasi HOG

## 2.4. K-Nearest Neighbor

Metode *K-Nearest Neighbor* mengklasifikasikan data uji dengan menentukan nilai konstanta k. Data uji diklasifikasikan dengan menetapkan label yang paling banyak muncul pada nilai k data latih yang jaraknya terdekat dengan data uji tersebut. Salah satu *distance metric* yang memiliki performansi baik adalah *Euclidean distance* [13]. Dengan persamaan 1.1, *Euclidean Distance* didapatkan dengan membandingkan setiap nilai pada vector data latih dengan setiap vector data uji sesuai dengan persamaan berikut [7]

$$d(a, b) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - b_i)^2} \dots \dots \dots (1.1)$$

Keterangan :

- a = nilai vector data uji
- b = nilai vector data latih
- n = dimensi data
- d = jarak

## 2.5. Performansi Sistem

Pengujian performansi sistem diperlukan untuk mengetahui kekurangan dan kelebihan sistem. Performansi sistem pada penelitian ini dapat diukur melalui 2 parameter, yaitu :

### 1. Tingkat Akurasi

Akurasi merupakan ukuran ketepatan sistem dalam mengenali masukan yang diberikan sehingga menghasilkan keluaran yang benar. Tingkat akurasi dapat dihitung dengan persamaan 1.2 berikut.

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{jumlah data benar}}{\text{jumlah data keseluruhan}} \times 100\% \dots \dots \dots (1.2)$$

### 2. Waktu Komputasi

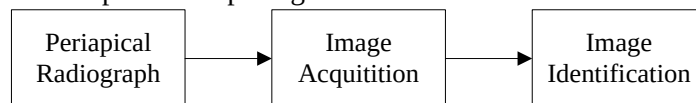
Waktu komputasi adalah waktu yang dibutuhkan sistem untuk melakukan suatu proses. Waktu komputasi dapat dihitung menggunakan persamaan 1.3 berikut.

$$\text{Waktu komputasi} = \text{Waktu selesai} - \text{Waktu mulai} \dots \dots \dots (1.3)$$

## 3. Perancangan dan Realisasi Sistem

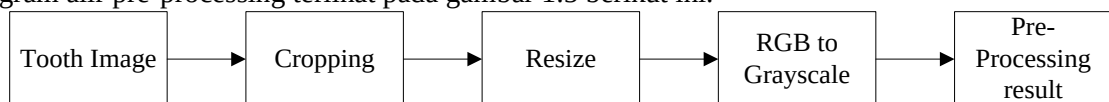
### 3.1. Perancangan Sistem

Pendeteksian Granuloma menggunakan metode *Histogram of Oriented Gradients*. Secara garis besar proses perancangan sistem dapat dilihat pada gambar 1.4 berikut :



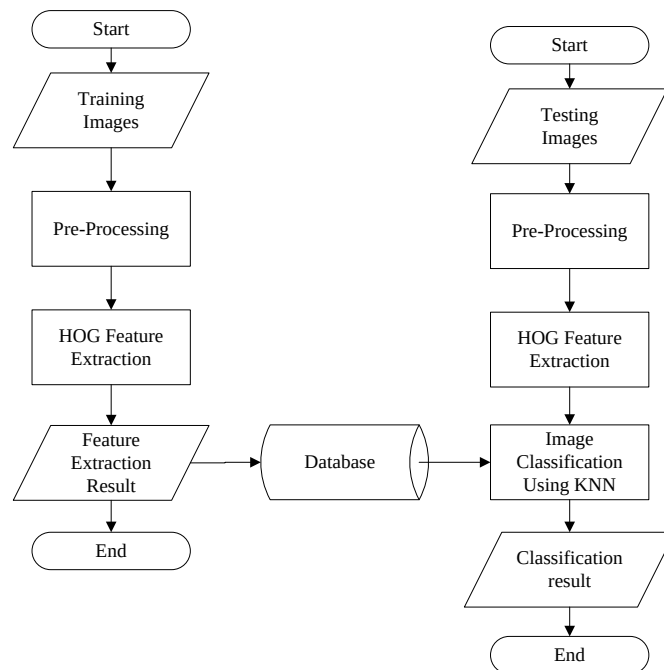
Gambar 1. 4 Perancangan Sistem

Akuisisi citra merupakan proses pengambilan data sehingga bisa didapatkan citra digital dari gigi. Pada penelitian ini kami akan mendapatkan citra digital dari gigi yang berasal dari hasil *scan* periapikal radiograf berupa foto *Rontgen X-Ray* dan akan memiliki ukuran yang berbeda-beda karena dipengaruhi oleh kualitas dari foto *Rontgen*. Oleh karena itu, ukuran dan kualitas harus diseragamkan agar bisa didapatkan hasil pendeteksian yang akurat dengan cara melakukan proses pre-processing. Diagram alir pre-processing terlihat pada gambar 1.5 berikut ini.



Gambar 1. 5 Diagram alir pre-processing

Setelah proses akuisisi citra, untuk mendapatkan hasil citra gigi akan dilakukan tahapan identifikasi citra seperti diagram alir yang ditunjukkan pada gambar 1.6. Hal ini dilakukan dengan mengambil nilai piksel pada data uji dan data latih. Nilai piksel data uji akan dikumpulkan dan disimpan sebagai acuan terhadap data yang akan diujikan nantinya. Proses ekstraksi ciri yang akan dilakukan pada data uji dan data latih menggunakan metode *Histogram of oriented Gradients* dan kemudian akan diiklasifikasikan menggunakan metode *K-Nearest Neighbor* untuk mengetahui jenis kelainan yang ada pada data uji.



Gambar 1. 6 Tahapan identifikasi

#### 4. Pengujian Sistem dan Analisis

Pengujian sistem dilakukan untuk mengetahui seberapa baik performansi yang dapat diberikan oleh sistem yang telah dirancang. Pengujian ini dilakukan menggunakan 2 jenis data, yaitu :

- a. Data gigi yang memiliki nomor gigi sama (gigi 21) terdiri dari
  - a. 10 data latih (5 granuloma, 5 non-granuloma)
  - b. 12 data uji (6 granuloma, 6 non-granuloma)
- b. Data gigi nomor random
  - a. 14 data latih (7 granuloma, 7 non-granuloma)
  - b. 20 data uji (10granuloma, 10 non-granuloma)

Performansi tersebut dapat diketahui dengan melakukan analisis terhadap beberapa skenario parameter yaitu:

- a. Analisis pengaruh perubahan jumlah cell menjadi 2x2, 4x4, 8x8, 16x16, 32x32.
- b. Analisis pengaruh perubahan jumlah blok menjadi 2x2, 4x4, 8x8.
- c. Analisis pengaruh perubahan nilai bin menjadi 9, 12, 15, 18
- d. Analisis pengaruh perubahan nilai k pada klasifikasi menjadi 1, 3, 5.

##### 4.1. Skenario 1

Pengujian sistem skenario pertama akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada *Cell Size* 2x2, 4x4, 8x8, 16x16, xdan 32x32 dengan rincian *Block Size* 4x4, bin 9, dan nilai k 1.

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari kelima variansi *Cell Size* tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.1 di bawah.

Tabel 2. 1 Tabel Performansi Skenario I Data Citra Gigi Nomor Sama

| CELL  | AKURASI | TIME        |
|-------|---------|-------------|
| 2x2   | 41.67%  | 1.552739346 |
| 4x4   | 50%     | 0.810488634 |
| 8x8   | 58.33%  | 0.693595628 |
| 16x16 | 66.67%  | 0.610780552 |
| 32x32 | 66.67%  | 0.739406449 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari kelima variansi *Cell Size* tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.2 di bawah

Tabel 2. 2 Tabel Performansi Skenario I Data Citra Gigi Nomor Random

| CELL  | AKURASI | TIME     |
|-------|---------|----------|
| 2x2   | 60%     | 1.988562 |
| 4x4   | 30%     | 0.919053 |
| 8x8   | 45%     | 0.689426 |
| 16x16 | 50%     | 0.598571 |
| 32x32 | 60%     | 0.586654 |

Performansi terbaik didapatkan saat menggunakan data citra gigi dengan nomor sama dengan *Cell Size* 16x16 dan 32x32 sebesar 66.67% pada *Block Size* 4x4, bin 9, dan nilai k 1. Hal ini terjadi karena saat *cell size* semakin kecil, seperti 2x2, 4x4, dan 8x8, menyebabkan banyak informasi ciri dari *cell* tersebut hilang. Sehingga, menyebabkan feature yang didapat sulit untuk diklasifikasikan. *Cell size* yang semakin kecil juga meningkatkan dimensi vector ciri dari HOG, sehingga waktu yang dibutuhkan dalam proses juga akan semakin meningkat [8].

#### 4.2. Skenario 2

Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada *Block Size* 2x2, 4x4, dan 8x8 dengan rincian bin 9, nilai k 1 dan pada *Cell Size* dengan ukuran 16x16 dan 32x32 yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario pertama sebelumnya.

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari ketiga variansi *Block Size* tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.3 di bawah.

Tabel 2. 3 Tabel Performansi Skenario II Data Citra Gigi Nomor Sama Cell Size 16x16

| BLOCK | AKURASI | TIME        |
|-------|---------|-------------|
| 2x2   | 41. 67% | 0.67895522  |
| 4x4   | 66. 67% | 0.610780552 |
| 8x8   | 66. 67% | 0.596759521 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari ketiga variansi *Block Size* tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.4 di bawah

Tabel 2. 4 Tabel Performansi Skenario II Data Citra Gigi Nomor Random Cell Size 16x16

| BLOCK | AKURASI | TIME     |
|-------|---------|----------|
| 2x2   | 35%     | 0.572058 |
| 4x4   | 50%     | 0.598571 |
| 8x8   | 60%     | 0.594623 |

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari ketiga variansi *Block Size* tersebut, dengan *Cell Size* 32x32 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.5 di bawah.

Tabel 2. 5 Tabel Performansi Skenario II Data Citra Gigi Nomor Sama Cell Size 32x32

| BLOCK | AKURASI | TIME        |
|-------|---------|-------------|
| 2x2   | 33.33%  | 0.584751963 |
| 4x4   | 66.67%  | 0.739406449 |
| 8x8   | 58.33%  | 0.604148418 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari ketiga variansi *Block Size* tersebut, dengan *Cell Size* 32x32 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.6 di bawah

Tabel 2. 6 Tabel Performansi Skenario II Data Citra Gigi Nomor Random Cell Size 32x32

| BLOCK | AKURASI | TIME     |
|-------|---------|----------|
| 2x2   | 55%     | 0.625814 |
| 4x4   | 60%     | 0.586654 |
| 8x8   | 75%     | 0.602915 |

Semakin besar *Block Size* maka akan semakin tinggi juga akurasi. *Block* dan *cell* memiliki keterkaitan karena *block* terdiri dari beberapa *cell*. Semakin besar *Block Size* maka akan semakin kecil waktu komputasi karena saat *block size* semakin besar, maka proses pembagian citra menjadi *block* juga akan semakin cepat

#### 4.3. Skenario 3

Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada bin 9, 12, 15, dan 18 dengan parameter *Cell Size* dan *Block Size* yang memiliki performasi terbaik pada percobaan skenario kedua sebelumnya sebagai berikut :

1. *Cell Size* 16x16, *Block Size* 4x4, nilai k=1
2. *Cell Size* 16x16, *Block Size* 8x8, nilai k=1
3. *Cell Size* 32x32, *Block Size* 4x4, nilai k=1

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 dan *Block Size* 4x4 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.7 di bawah.

Tabel 2. 7 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Sama Dengan Cell Size 16x16 dan Block Size 4x4

| BIN | AKURASI | TIME        |
|-----|---------|-------------|
| 9   | 66.67%  | 0.610780552 |
| 12  | 75%     | 0.667607323 |
| 15  | 66.67%  | 0.599836886 |
| 18  | 75%     | 0.633807829 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 dan *Block Size* 4x4 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.8 di bawah

Tabel 2. 8 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Random Dengan Cell Size 16x16 dan Block Size 4x4

| BIN | AKURASI | TIME     |
|-----|---------|----------|
| 9   | 50%     | 0.598571 |
| 12  | 55%     | 0.611678 |
| 15  | 35%     | 0.607901 |
| 18  | 55%     | 0.624967 |

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 dan *Block Size* 8x8 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.9 di bawah.

Tabel 2. 9 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Sama Dengan Cell Size 16x16 dan Block Size 8x8

| BIN | AKURASI | TIME        |
|-----|---------|-------------|
| 9   | 66.67%  | 0.596759521 |
| 12  | 75%     | 0.610909334 |
| 15  | 58.33%  | 0.627523641 |
| 18  | 66.67%  | 0.603619743 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 16x16 dan *Block Size* 8x8 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.10 di bawah.

Tabel 2. 10 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Random Dengan *Cell Size* 16x16 dan *Block Size* 8x8

| BIN | AKURASI | TIME     |
|-----|---------|----------|
| 9   | 60%     | 0.594623 |
| 12  | 45%     | 0.603927 |
| 15  | 45%     | 0.617418 |
| 18  | 35%     | 0.654052 |

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 32x32 dan *Block Size* 4x4 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.11 di bawah.

Tabel 2. 11 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Sama Dengan *Cell Size* 32x32 dan *Block Size* 4x4

| BIN | AKURASI | TIME        |
|-----|---------|-------------|
| 9   | 66.67%  | 0.739406449 |
| 12  | 75%     | 0.62818604  |
| 15  | 50%     | 0.957159024 |
| 18  | 83.33%  | 0.704978795 |

Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, dengan *Cell Size* 32x32 dan *Block Size* 4x4 maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.12 di bawah.

Tabel 2. 12 Tabel Performansi Skenario III Data Citra Gigi Nomor Random Dengan *Cell Size* 32x32 dan *Block Size* 4x4

| BIN | AKURASI | TIME     |
|-----|---------|----------|
| 9   | 60%     | 0.586654 |
| 12  | 60%     | 0.601618 |
| 15  | 30%     | 0.596278 |
| 18  | 60%     | 0.591853 |

Performansi terbaik didapatkan saat menggunakan data citra gigi dengan nomor sama dengan *Cell Size* 32x32, *Block Size* 4x4, dan  $k=1$  yaitu 83,33% pada nilai bin 18. Pembagian menjadi 18 bin pada sistem membuat kinerja menjadi lebih optimal dibandingkan dengan nilai bin yang lain. Berdasarkan [8], meningkatkan nilai bin akan membuat detail pengkodean orientasi semakin baik dan ukuran feature vector akan semakin besar, sehingga membutuhkan waktu yang lebih lama.

#### 4.4. Skenario 4

Pengujian akan menunjukkan perbedaan akurasi dan waktu komputasi yang didapatkan pada nilai  $k$  1, 3, dan 5 dengan rincian *Cell Size* 32x32, *Block Size* 4x4, dan bin 18 yang memiliki performansi terbaik pada pengujian skenario ketiga sebelumnya.

Data citra gigi sama terdiri dari 10 data latih dan 12 data uji. Dari ketiga variansi nilai  $k$  tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.13 di bawah.

Tabel 2. 13 Tabel Performansi Skenario IV Data Citra Gigi Nomor Sama

| K | AKURASI | TIME        |
|---|---------|-------------|
| 1 | 83.33%  | 0.704978795 |
| 3 | 83.33%  | 0.333942364 |
| 5 | 83.33%  | 0.24897241  |



Data citra gigi random terdiri dari 14 data latih dan 20 data uji. Dari keempat variansi nilai bin tersebut, maka didapatkan hasil akurasi dan waktu komputasi seperti yang terdapat pada tabel 2.14 di bawah.

Tabel 2. 14 Tabel Performansi Skenario IV Data Citra Gigi Nomor Random

| K | AKURASI | TIME     |
|---|---------|----------|
| 1 | 60%     | 0.591853 |
| 3 | 50%     | 0.40475  |
| 5 | 45%     | 0.252183 |

Performansi terbaik diperoleh pada data citra dengan nomor gigi sama pada *Cell Size* 32x32, *Block Size* 4x4, bin 18, dan nilai k 5. Akurasi tertinggi yang diperoleh yaitu 83,33% dan waktu komputasi terendah yang diperoleh yaitu 0.24897241 detik. Perubahan nilai k yang semakin besar membuat pertimbangan nilai tetangga terdekat semakin banyak sehingga tingkat kemiripan data akan semakin kecil.

## 5. Simpulan

Dari hasil perancangan dan pengujian seluruh sistem, dapat diketahui parameter yang dapat memberikan hasil akurasi terbaik dalam pendeteksian granuloma pada gigi manusia yaitu pada cell size 32x32, block size 4x4, bin 18, dan k=5. Performansi terbaik yang diperoleh dari semua pengujian adalah pada skenario keempat dengan menggunakan data dengan nomor gigi yang sama (gigi 21), dengan nilai akurasi 83,33% dan waktu komputasi 0.24897241 detik.

## Daftar Pustaka

- [1] V. O. Damanik, Pengolahan Citra Radiograf Periapikal Pada Deteksi Penyakit Granuloma Dengan Metode Multiwavele Berbasis Android, Bandung: Universitas Telkom, 2016.
- [2] M. H. Purnomo and A. Muntasa, Konsep Pengolahan Citra Digital dan Ekstraksi Fitur, Yogyakarta: Graha Ilmu, 2010.
- [3] I. E. C. Permata, "Deteksi Mobil Menggunakan Histogram of Oriented Gradient," pp. 1-6.
- [4] N. Dalal and B. Triggs, "Histogram of Oriented Gradients for Human Detection," vol. I, pp. 886-893, 2005.
- [5] L. I. Grossman, S. Olet and C. E. D. Rio, Ilmu Endodontik Dalam Praktek edisi kesebelas, Jakarta: EGC, 1995.
- [6] Nila, Rugae Palatina dengan metode HOG, Bandung: Telkom University, 2016.
- [7] MathWorks, "knnclassify," [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/bioinfo/ref/knnclassify.html>. [Accessed november 2017].
- [8] MathWorks, "Extract histogram of oriented gradients (HOG) features," [Online]. Available: <https://www.mathworks.com/help/vision/ref/extrachogfeatures.html>. [Accessed November 2017].
- [9] G. Sebastian, G. Alexander, D. German and F. D.S., "Car Detection Methodology in Outdoor Environment Based on Histogram of Oriented Gradient (HOG) and Support Vector Machine (SVM)," Colombia.
- [10] Z. Qiang, A. Shai, Y. Mei-Chen and C. Kwang-Ting, "Fast Human Detection Using a Cascade of Histograms of Oriented Gradients".
- [11] G. A, D. P, S. R and J. B, "Intra Oral Periapical Radiography - Basics Yet Intrigue : A Review".
- [12] S. Anish, P. Prasanth, K. Kasim and S. Asika, "Periapical Granuloma," International Journal of Preventive and Clinical Dental Research, Kerala, India, 2016.
- [13] C. Kittipong, C. Pasapitch, T. Pongsakorn, K. Kittisak and K. Nittaya, "An Empirical Study if Distance Metrics for k-Nearest Neighbor Algorithm," in The Institute of Industrial Applications Engineers, Japan, 2015.