

PENGOLAHAN CITRA DETEKSI KISTA MELALUI PERIAPICAL RADIOGRAF DENGAN METODE LOCAL BINARY PATTERN DAN LEARNING VECTOR QUANTIZATION

IMAGE PROCESSING DETECTION OF CYST VIA RADIOGRAPH PERIAPICAL WITH LOCAL BINARY PATTERN AND LEARNING VECTOR QUANTIZATION

Helena Jasmine Clarissa¹, Dr. Ir. Bambang Hidayat, DEA², Prof. Dr. Drg. Suhardjo, MS. SpRKG(K)³

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

³Fakultas Kedokteran Gigi, Universitas Padjajaran Bandung

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

³suhardjo@fkg.unpad.ac.id

Abstrak

Pada penelitian ini dilakukan pengolahan citra deteksi kista melalui periapical radiograf dengan menggunakan metode Local Binary Pattern (LBP) dan klasifikasi Learning Vector Quantization (LVQ). LBP adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur lokal. Yang dibangun dengan lingkungan batas dengan nilai abu-abu dari pusatnya. Citra yang telah melalui proses ekstraksi ciri menggunakan LBP selanjutnya diklasifikasikan menggunakan LVQ. LVQ merupakan jaringan syaraf tiruan dengan tipe arsitektur jaringan lapis-tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang terdiri atas unit masukan dan unit keluaran. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Citra yang digunakan merupakan citra digital dari hasil *rontgen x-ray* yang diperoleh dengan proses perekaman citra menggunakan *scanner* dan berformat **jpg*. Citra yang digunakan sebanyak 14 buah sample yang berupa data primer. Data uji dan data latih menggunakan 10 sample, sedangkan 4 data lainnya digunakan sebagai data cadangan. Dengan metode yang telah di buat dapat membantu dan mempermudah indentifikasi penyakit dalam dunia medis khususnya di bidang Kedokteran Gigi dengan akurasi yang didapatkan 80% dengan ukuran pixel terbaik sebesar 256x256.

Kata kunci : Kista Periapical, *Local Binary Pattern*, *Learning Vector Quantization*

Abstract

*In this research, cyst detection image processing is done through periapical radiograph using Local Binary Pattern (LBP) method and Learning Vector Quantization (LVQ) classification. LBP is a binary code that describes local texture patterns. Built with a boundary environment with a gray value from the center. The image that has been through the feature extraction process using LBP is further classified using LVQ. LVQ is an artificial neural network with single layer feeder forward layer (Single Layer Feedforward) which consists of input unit and output unit. A competitive layer will automatically learn to classify input vectors. The image used is a digital image of the x-ray x-ray obtained by image recording process using scanner and jpg * format. The image used as many as 14 samples in the form of primary data. Test data and training data using 10 samples, while 4 other data used as data backup. . With methods that have been made can help and facilitate the identification of diseases in the medical world, especially in the field of Dentistry with an accuracy of 80% obtained with the best pixel size of 256x256.*

Keywords : *Cyst, Local Binary Pattern, Learning Vector Quantization*

1 Pendahuluan

1.1 Latar Belakang

Gigi merupakan organ tubuh yang berada didalam mulut, gigi manusia digunakan untuk mengolah makanan saat kita makan. Gigi berfungsi untuk mengunyah makanan menjadi halus. Hal ini sangat membantu kinerja enzim untuk mencerna makanan secara cepat dan efisien. Gigi mempunyai beberapa lapisan yaitu email, tulang dentin, pulpa dan semen. Setiap manusia menginginkan gigi yang sehat dan baik oleh karena itu kita harus merawat dan menjaga gigi dengan baik agar tidak mudah terinfeksi oleh penyakit.

Ada beberapa infeksi yang bisa timbul pada gigi salah satunya yaitu kista periapikal. 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 histologis

Tetapi tidak semua rumah sakit didaerah terpencil mempunyai alat untuk mendeteksi infeksi yang timbul pada gigi. Maka dari itu diperlukan alat yang murah dan berkualitas agar dapat membantu para dokter untuk mendeteksi infeksi yang timbul pada gigi. Dengan radiograf periapikal menggunakan metode *Local Binary Pattern* dan *Learning Vector Quantization* berbasis matlab diharapkan dapat membantu para dokter mendeteksi infeksi dengan cepat dan tepat. Radiograf periapikal sendiri adalah komponen penunjang diagnostik yang menghasilkan gambar radiografi dari beberapa gigi dan jaringan apeks sekitarnya yang biasa digunakan dokter gigi untuk mendeteksi kondisi gigi pasien.

1.2 Tujuan penelitian

Tujuan dari penelitian yang dilakukan penulis adalah :

1. Membuat perangkat lunak yang dapat mengidentifikasi penyakit kista melalui citra radiograf periapikal.
2. Mendapatkan ciri dari tiap sample penyakit kista dengan ekstraksi ciri menggunakan metode *Local Binary Pattern*.
3. Mengidentifikasi penyakit kista pada setiap individu dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization*.

1.3 Manfaat penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini adalah dapat membantu dan mempermudah indentifikasi penyakit dalam dunia medis khususnya di bidang Kedokteran Gigi.

1.4 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang diatas, maka diperoleh beberapa masalah, yaitu :

1. Membuat perangkat lunak yang dapat mengidentifikasi penyakit kista dengan menggunakan radiograf periapikal.
2. Bagaimana cara mendapatkan sample radiograf periapikal.
3. Bagaimana cara mengidentifikasi penyakit kista pada setiap individu.

1.5 Batasan Masalah

Berikut batasan masalah yang ditentukan penulis agar pembahasan materi pada penelitian ini tidak meluas:

1. Data masukan system adalah citra radiograf periapikal yang telah diakusisi menggunakan scanner Canon CanoScan 9000F Mark II dalam bentuk format *.jpg diperoleh dari Fakultas Kedokteran Gigi Universitas Padjajaran Bandung.
2. Ekstraksi ciri menggunakan metode *Local Binary Pattern*.
3. Klasifikasi ciri menggunakan *Learning Vector Quantization*.
4. Aplikasi yang akan dibuat adalah aplikasi berbasis MATLAB R2017a.
5. Sistem hanya mendeteksi gigi terinfeksi kista dan gigi non kista.
6. Pengambilan data dilakukan di Rumah Sakit Hasan Sadikin (RSHS)

2 Landasan Teori

2.1 Teori Umum Gigi

Gigi adalah alat yang digunakan untuk mengolah makanan saat kita makan. Dengan adanya gigi, kita dapat mengigit, memotong, mengunyah, sobek, dan menghaluskan makanan yang kita makan. Proses dan cara kerja yang dilakukan gigi dinamakan mencerna makanan secara mekanik. Gigi berfungsi untuk mengunyah makanan menjadi halus. Hal ini sangat membantu kinerja enzim untuk mencerna makanan secara cepat dan efisien[1].

2.1.1 Radiologi Gigi

Digital Radiografi adalah suatu sistem yang meliputi pembentukan gambaran radiografis, proses penayangan, penyimpanan, dan rekonstruksi gambar. Definisi Digital Radiografi yang lain adalah sistem pembentukan gambar radiografis yang dapat langsung ditayangkan hasilnya di layar monitor. Gambaran radiografis yang diperoleh, akan dikonversikan secara analogi menjadi sinyal elektronik, yang kemudian dapat diterjemahkan ke dalam bentuk numerik. Terjemahan dalam bentuk numerik inilah, yang memungkinkan penggalian data hasil foto radiografis lebih mendalam, sehingga informasi yang lebih rinci dapat diperoleh. Di bidang kedokteran gigi, perangkat ini sudah cukup lama dikenal dengan menggunakan alat bantu ini dapat memudahkan melihat komponen gigi yang tidak terlihat melalui pemeriksaan visual. Radiograf merupakan citra *x-ray* hasil rontgen terhadap gigi pasien. Perpaduan kemajuan sistem informatika komputer dan teknik radiodiagnostik ini membantu bidang kedokteran gigi memanfaatkannya secara luas baik pendidikan, pelayanan maupun penelitian[2].

2.2 Kista Periapikal

Kista periapikal adalah kista tulang rahang yang paling banyak ditemukan. Kista periapikal disebut juga kista radikular, kista periodontal apikal atau kista dental. Kista periapikal berkembang dari granuloma di periapikal yang sudah ada sebelumnya yang mengalami inflamasi kronik di jaringan granulasi apeks dari gigi non vital. Kista periapikal terdapat pada apeks non vital yang disebabkan oleh karies atau trauma. Reaksi inflamasi ini ditambah lagi dengan adanya epitel, yang dibantu dengan stimulus inflamasi dari pulpa yang nekrotik yang akan meresorpsi tulang disekelilingnya [3].

Secara radiografis, kista periapikal pada gambar 2.2 seringkali tidak dapat dibedakan dengan granuloma periapikal. Bentuk dan gambaran radiolusent biasanya bulat hingga oval dengan batas radiopal menyambung dengan lamina dura gigi yang bersangkutan. Kista sangat lebar dapat berbentuk ireguler. Ukurannya mulai beberapa milimeter hingga centimeter, namun kebanyakan tidak lebih dari 1,5cm.



Gambar 2.1: Citra x-ray dari Gigi Terinfeksi Kista

2.3 Citra Digital

Citra digital adalah sebuah fungsi 2D, $f(x,y)$, 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 [5]. Citra digital dinyatakan dengan sebuah matriks dimana baris dan kolomnya menyatakan suatu titik pada citra tersebut dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen gambar atau pixel) menyatakan tingkat keabuan pada titik tersebut. Matriks dari citra digital berukuran $N \times M$ (tinggi x lebar), dimana [4]: N = Jumlah baris

M = Jumlah kolom

L = Derajat keabuan

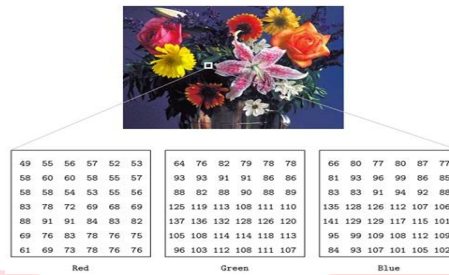
Persamaan berikut merupakan matriks dari citra digital:

$$F(x, y) \approx \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0, M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1, M-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1, M-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Dimana indeks baris (x) dan indeks kolom (y) menyatakan suatu koordinat titik pada citra, sedangkan $f(x,y)$ merupakan intensitas (derajat keabuan) pada titik (x,y) [4].

2.3.1 Citra RGB

Citra RGB merupakan citra yang mempresentasikan warna red, green, blue yang mengandung matriks data berukuran $m \times n \times 3$ untuk setiap *pixel*nya. Untuk monitor komputer, nilai rentang paling kecil berada di angka 0 dan paling besar 255. Pemilihan skala 256 ini berdasarkan pada cara mengungkap 8 digit bilangan biner yang digunakan oleh komputer[5]. Gambar citra grayscale dapat dilihat pada gambar 2.2.



Gambar 2. 2: Citra RGB[6]

2.3.2 Citra Grayscale

Citra *Grayscale* adalah citra digital yang hanya mempunyai satu nilai untuk setiap *pixel*-nya. Citra yang ditampilkan dari citra *grayscale* terdiri dari 3 warna yaitu warna hitam, keabuan, dan putih. Tingkat keabuan dalam citra *grayscale* terdiri dari beberapa tingkatan, mulai dari hitam hingga mendekati putih [5]. Gambar citra *grayscale* dapat dilihat pada gambar 2.3.

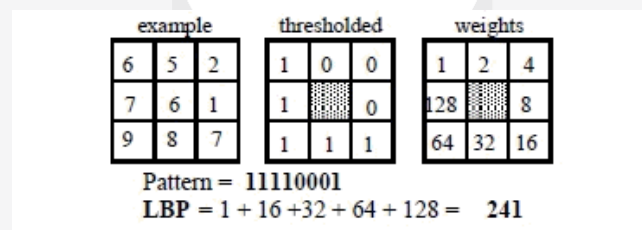


Gambar 2. 3: Citra Grayscale[6]

2.3 Local Binary Pattern

Local Binary Pattern (LBP) didefinisikan sebagai ukuran tekstur *gray-scale invariant*, berasal dari definisi umum tekstur di daerah sekitar. Operator LBP dapat dilihat sebagai pendekatan kesatuan dengan model statistik dan struktur tradisional berbeda dari analisis tekstur. Secara sederhana, LBP adalah sebuah kode biner yang menggambarkan pola tekstur lokal. Hal ini dibangun dengan lingkungan batas dengan nilai abu-abu dari pusatnya[6].

Contoh komputasi LBP pada 3x3 *pixel* dapat dilihat pada gambar 2.4:



Gambar 2. 4: Proses perhitungan *pixel* LBP [7]

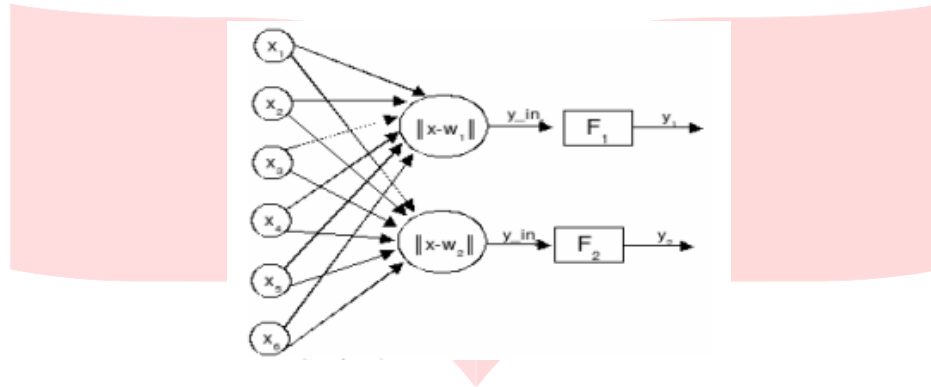
Setiap *pixel* memiliki nilai hasil *grayscale*, kemudian dilakukan *threshold* berpusat pada titik tengah. *Pixel* yang memiliki nilai sama atau lebih dibandingkan dengan titik tengah diberi nilai 1 selain itu diberi nilai 0. Kemudian nilai LBP didapat dari penjumlahan dua pangkat nilai angka yang bernilai satu. Perhitungan LBP dapat dilihat dari persamaan (2.1) dan persamaan (2.2) :

$$LBP_{P,R} = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_e)2^p \tag{2.1}$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } x \geq 0; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \tag{2.2}$$

2.4 Learning Vector Quantization

LVQ merupakan jaringan syaraf tiruan dengan tipe arsitektur jaringan lapis-tunggal umpan-maju (*Single Layer Feedforward*) yang terdiri atas unit masukan dan unit keluaran. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor masukan. Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor vektor masukan. Jika 2 vektor masukan mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor masukan tersebut ke dalam kelas yang sama. Arsitektur jaringan *learning vector quantization* terlihat pada gambar 2.5[8] :



Gambar 2.5: Learning Vector Quantization [8]

Gambar 2.5 memperlihatkan bahwa yang bertindak sebagai dendrit atau data masukan adalah X_1 - X_6 , yang bertindak sebagai sinapsis atau bobot adalah W , sedangkan soma atau badan sel dari jaringan ini adalah perhitungan $\|X-W\|$. Dan yang bertindak sebagai akson atau data keluaran adalah Y .

Proses pembelajaran pada LVQ dilakukan melalui beberapa epoh (jangkauan waktu) sampai batas epoh maksimal terlewati. LVQ melakukan pembelajaran pada lapisan kompetitif yang terawasi. Suatu lapisan kompetitif akan secara otomatis belajar untuk mengklasifikasikan vektor-vektor input.

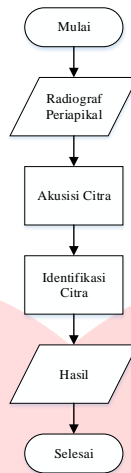
Kelas-kelas yang didapatkan sebagai hasil dari lapisan kompetitif ini hanya tergantung pada jarak antara vektor-vektor input. Jika 2 vektor input mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor input tersebut ke dalam kelas yang sama. Metode pembelajaran LVQ dikerjakan dengan algoritma berikut :

1. Inisialisasi *vector* bobot w_j dan set parameter *learning rate* α
2. Selama epoh $< \text{maxEpoh}$ kerjakan 2 -6
3. Untuk setiap *vector* masukan x dengan kelas T , kerjakan 3 -4
4. Temukan j sedemikian hingga $d(x, w_j)$ minimum, dan tandai j sebagai c_j
5. *Update vector* bobot w_j dengan cara :
 Jika $T = c_j$, maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) + \alpha(x - w_j(\text{lama})) \dots(1)$
 Jika $T \neq c_j$, maka $w_j(\text{baru}) = w_j(\text{lama}) - \alpha(x - w_j(\text{lama})) \dots(2)$
6. Kurangi *learning rate* α

3 Perancangan Dan Implementasi Sistem

3.1 Perancangan Sistem

Dalam bab perancangan dan implementasi sistem akan dijelaskan langkah – langkah yang harus dikerjakan dalam proses identifikasi penyakit kista. Secara umum proses identifikasi dapat digambarkan sebagai suatu sistem sebagai berikut:

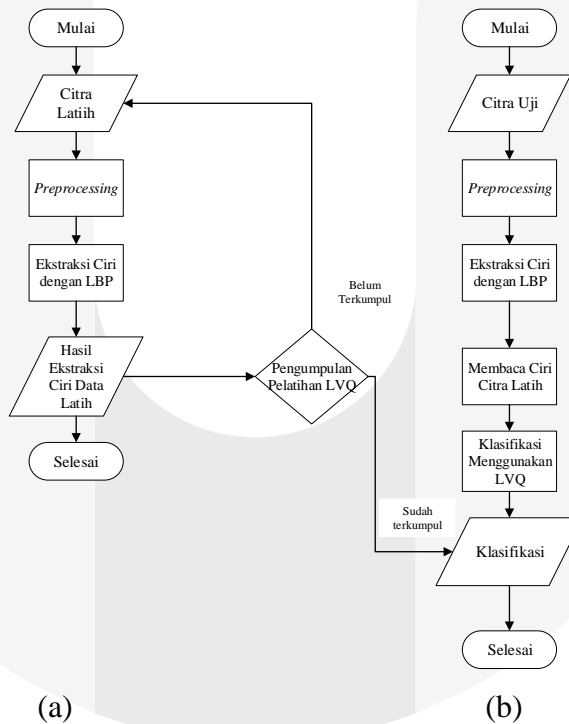


Gambar 3. 1: Blok Diagram Perancangan Sistem

Pada gambar 3.1. Tahap awal adalah mempersiapkan data radiograf periapikal yang merupakan hasil foto *x-ray* periapikal yang didapatkan dari Rumah Sakit Hasan Sadikin yang dijadikan database sebagai acuan untuk mendeteksi penyakit gigi kista. Lalu dilakukan penginputan radiograf periapikal sebagai data masukan sistem. Selanjutnya dilakukan akusisi citra dari radiograf periapikal.

Kemudian hasil akusisi citra diidentifikasi untuk mendapatkan hasil yang diinginkan, yaitu berupa klasifikasi citra gigi normal dan citra gigi kista.

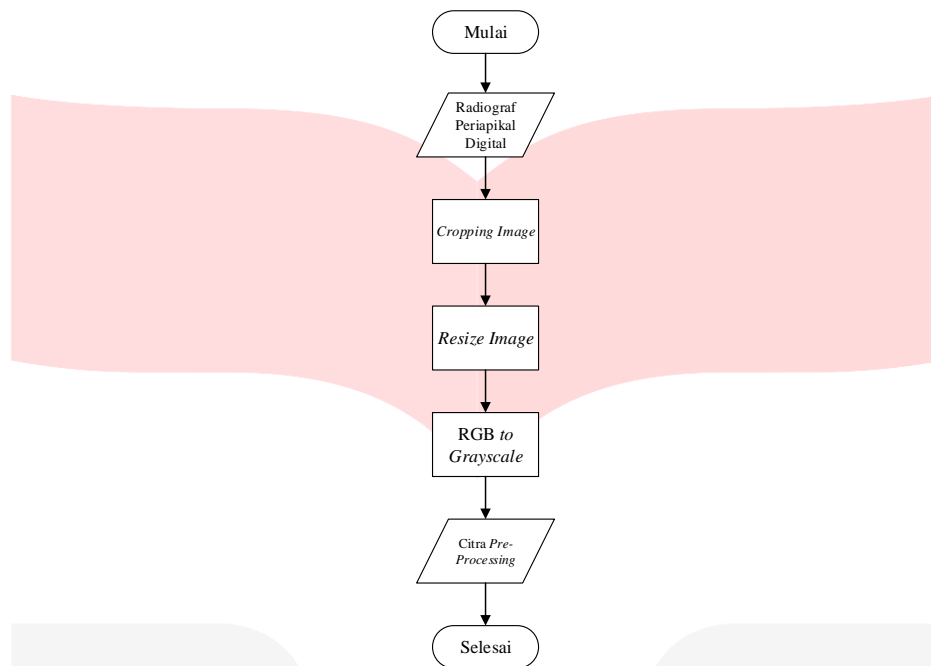
3.2 Diagram Alir Sistem



Gambar 3. 2: Diagram Alir Sistem Deteksi Secara Umum (a) Diagram Alir Tahapan Pelatihan (b) Diagram Alir Tahap Pengujian

3.3 Pre-processing

Pre-processing merupakan tahap selanjutnya setelah diperoleh citra digital dari radiograf periapikal. Pada tahap ini, citra yang masih kasar tersebut dipersiapkan dan diolah untuk meningkatkan kualitasnya. Terdapat beberapa proses dalam tahap ini, berikut diagram alir untuk tahapan *pre-processing* pada citra :



Gambar 3. 2: Diagram Alir proses *pre-processing*

3.4 Ekstraksi Ciri

Tahap selanjutnya yaitu tahap ekstraksi ciri, ekstraksi ciri merupakan proses pengambilan ciri dari sebuah citra yang menggambarkan karakteristik dari suatu objek, dan digunakan sebagai pembeda antara karakter yang satu dengan karakter yang lainnya. Selain itu proses ini juga penting dalam mendeteksi citra gigi normal dan citra gigi kista *periapikal*, dari proses ekstraksi ciri diperoleh informasi dari citra gigi yang dapat membedakan kedua kondisi tersebut.

Terdapat dua hal penting pada implementasi algoritma LBP ini, yaitu proses *enrollment*/registrasi dan pengenalan. Pada tahap *enrollment*, beberapa citra training akan diambil nilai tertentu atau *feature extraction* yaitu proses *thresholding* dengan membandingkan *pixel* tetangga dengan *pixel* pusatnya. Setelah itu, dihitung nilai binernya dengan cara *clockwise* atau *counterclockwise*. Dengan memasukkan nilai *weighted* pada setiap blok *pixel* maka akan didapatkan nilai desimal dari citra tersebut. Pada proses ini, akan menghasilkan fitur vector (*feature vector*) [15]. Selanjutnya adalah proses pengenalan. Tahap ini adalah membandingkan nilai vektor dari citra *training* dengan citra asli yang akan dibandingkan.

3.5 Klasifikasi Learning Vector Quantization

Tahap selanjutnya yaitu proses klasifikasi citra uji berdasarkan ciri citra latih yang sudah ada pada database program. Semua parameter hasil ekstraksi ciri LBP diklasifikasikan oleh LVQ untuk melakukan proses deteksi kista periapikal. Klasifikasi menggunakan metode LVQ (*Learning Vector Quantization*), yaitu metode untuk mendekati distribusi kelas vektor untuk meminimalkan kesalahan dalam pengklasifikasian. Deteksi kista ini pada dasarnya adalah pengelompokan citra menjadi 2 kelas yaitu antara citra normal atau citra kista.

4 Analisis dan Hasil Performansi

4.1 Pengujian dan Analisis Pengaruh Ukuran Citra

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

Tabel 4.1 Akurasi Parameter Ukuran Citra

| Ukuran Gambar | Jumlah Data | Jumlah Benar | Akurasi (%) |
|---------------|-------------|--------------|-------------|
| 128x128 | 10 | 5 | 50 |
| 256x256 | 10 | 8 | 80 |
| 512x512 | 10 | 5 | 50 |

Pada Tabel 4.1 dapat dilihat bahwa ukuran citra yang paling baik digunakan adalah 256x256 karena dapat menghasilkan nilai akurasi sebesar 80 % . Semakin besar ukuran citra tidak selalu menghasilkan akurasi yang tinggi karena pada metode LBP semakin besar ukuran citra maka kualitas citra menjadi turun hal ini yang menyebabkan akurasi menjadi rendah.

4.2 Pengujian dan Analisis Pengaruh Radius *Pixel* Metode *Local Binary Pattern*

Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui pengaruh dari radius *pixel* metode *Local Binary Pattern* terhadap nilai akurasi sistem. Nilai radius *pixel* yang digunakan ada 3 yaitu: 1,2, dan 3. Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 4.2.

Tabel 4.2 Hasil Pengujian Radius *Pixel*

| Radius <i>Piksel</i> | Jenis Histogram | Jumlah Data Uji | K=2 Pengujian-1 | | K=2 Pengujian-2 | |
|----------------------|-----------------|-----------------|-------------------|-------------|-------------------|-------------|
| | | | Jumlah Data Benar | Akurasi (%) | Jumlah Data Benar | Akurasi (%) |
| 1 | u2 | 10 | 8 | 80 | 7 | 70 |
| 1 | ri | 10 | 6 | 60 | 7 | 70 |
| 1 | riu2 | 10 | 4 | 40 | 5 | 50 |
| 2 | u2 | 10 | 8 | 80 | 7 | 70 |
| 2 | ri | 10 | 8 | 80 | 7 | 70 |
| 2 | riu2 | 10 | 7 | 70 | 5 | 50 |
| 3 | u2 | 10 | 5 | 50 | 7 | 70 |
| 3 | ri | 10 | 5 | 50 | 6 | 60 |
| 3 | riu2 | 10 | 7 | 70 | 5 | 50 |

Pada tabel 4.2 dapat dilihat bahwa ukuran radius *pixel* terbaik saat 1 dan 2 dengan nilai K-Fold =2 memiliki akurasi sebesar 80%. Semakin kecil radius *pixel* maka akurasi yang didapatkan semakin baik karena ketetanggaan *pixel* lebih terlihat dengan jelas. Sedangkan saat nilai radius *pixel* besar maka *pixel - pixel* lebih menyebar sehingga sulit menentukan data benar atau salah.

4.3 Pengujian dan Analisis Pengaruh Epoch dan Hidden Layer pada Learning Vector Quantization

Pengujian ini dimaksudkan untuk mengetahui pengaruh dari *epoch* dan *hidden layer* metode LVQ terhadap nilai akurasi. Digunakan parameter *epoch* untuk pengujian skenario ini dengan nilai 100, 200, dan 300 dan parameter *neuron hidden layer* yang diujikan dengan nilai 5 dan 10. Dalam pengujian ini digunakan ukuran citra terbaik yaitu 256x256 dengan nilai K, pada K-Fold *Cross Validation* sebesar 2 dengan 10 data uji.

Tabel 4.3 Hasil Akurasi Rata-rata Terhadap Jumlah Epoch dan Hidden Layer

| Hidden Layer | Epoch=100 | Epoch=200 | Epoch=300 |
|--------------|---------------------|--------------------|--------------------|
| | Rata-rata Akurasi % | Rata-rata Akurasi% | Rata-rata Akurasi% |
| 5 | 75 | 75 | 70 |
| 10 | 70 | 80 | 70 |

Pada tabel 4.3 dapat dilihat bahwa perubahan jumlah hidden layer mempunyai pengaruh terhadap nilai akurasi walaupun pengaruhnya tidak terlalu signifikan. Jumlah hidden layer tidak linear terhadap akurasi sistem menjadi salah satu sebab terhadap rendah atau tingginya nilai akurasi, maka dibutuhkan jumlah hidden layer yang sesuai

agar mendapatkan nilai akurasi yang tinggi. Sedangkan nilai epoch mempunyai pengaruh yang cukup banyak terhadap kenaikan dan penurunan nilai akurasi terhadap sistem. Akurasi tertinggi didapatkan saat $k=2$, parameter epoch = 200, dan nilai hidden layer = 10 yaitu akurasi sebesar 80%. Sedangkan nilai akurasi terendah didapatkan saat $k=5$, parameter epoch = 100, dan nilai hidden layer = 10 yaitu akurasi sebesar 51%.

Hal tersebut dapat terjadi karena saat menggunakan parameter epoch = 200 proses training sudah dilakukan secara maksimal dan tingkat kestabilan sistem mencapai titik terbaik sehingga dapat menghasilkan banyak kesamaan data uji terhadap data latih.

5 Kesimpulan

Dari hasil pengujian dan analisis diatas maka penulis dapat menarik beberapa kesimpulan yaitu:

1. Metode Local Binary Pattern dan metode klasifikasi Learning Vector Quantization dapat digunakan untuk merancang sistem mendeteksi penyakit kista periapikal.
2. Pada penelitian ini didapatkan hasil performansi dari sistem yang telah dibuat dengan menggunakan metode Local Binary Pattern memiliki akurasi sebesar 80%.
3. Tingkat akurasi terbaik dicapai ketika ukuran citra yang digunakan adalah 256×256 , radius *pixel* LBP yang digunakan berukuran 1, nilai *epoch*=200 dan nilai *hidden layer*= 10 pada metode LVQ.
4. Nilai dari parameter K-Fold mempengaruhi nilai akurasi metode LVQ didapatkan nilai akurasi terbaik pada saat $K=2$. Pada sistem ini data yang digunakan sebanyak 10 citra data latih dan 10 citra data uji. Oleh karena itu, saat dilakukan pengujian terjadi matching antara data uji dengan data latih sehingga sistem dapat menentukan klasifikasi dengan cepat dan akurat.

Daftar Pustaka

- [1] S. N. S. W. M. M. Rochmah, "Biologi : SMA dan MA Kelas XI," Jakarta, Pusat Perbukuan, 2009, p. 346.
- [2] D. S. C, Dental Biometrics for Human Identification Based on Dental Work.
- [3] M. Shear, Kista Rongga Mulut, Jakarta: Kedokteran EGC, 1983.
- [4] T. M. E. d. Sutoyo, Teori Pengolahan Citra Digita, Yogyakarta: Penerbit Andi, 2009.
- [5] R. Munir, Pengolahan Citra Digital, Bandung: Institut Teknologi Bandung, 2002.
- [6] D. Putra, Pengolahan Citra Digital, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2010.
- [7] P. M. A. T, Soft Histogram for Local Binary Patterns, Oulu: Oulu University, 2008.
- [8] T.Sutojo, KECERDASAN BUATAN, Yogyakarta: Penerbit ANDI, 2011..