

**SISTEM DIAGNOSIS KSSRM BERDASARKAN ANALISIS TEKSTUR
GLRLM CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE
*BACKPROPAGATION***

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun Oleh
UNIX IZYAH ARFIANTI
H72218035

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL
SURABAYA**

2022

PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : UNIX IZYAH ARFIANTI

NIM : H72218035

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2018

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "SISTEM DIAGNOSIS KSSRM BERDASARKAN ANALISIS TEKSTUR GLRLM CITRA HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE *BACKPROPAGATION*". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 07 Januari 2022

Yang menyatakan,



UNIX IZYAH ARFIANTI

NIM. H72218035

LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : UNIX IZYAH ARFIANTI
NIM : H72218035
Judul Skripsi : SISTEM DIAGNOSIS KSSRM BERDASARKAN
ANALISIS TEKSTUR GLRLM CITRA
HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE
BACKPROPAGATION

telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,
Ketua Program Studi Matematika
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Fanani, M.Kom
NIP. 198701272014031002

PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI


Skripsi oleh

Nama : UNIX IZYAH ARFIANTI
NIM : H72218035
Judul Skripsi : SISTEM DIAGNOSIS KSSRM BERDASARKAN
ANALISIS TEKSTUR GLRLM CITRA
HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE
BACKPROPAGATION

Telah dipertahankan di depan Tim Penguji
pada tanggal 11 Januari 2022

Mengesahkan,
Tim Penguji


Penguji I


Nurissaidah Ulmuha, M.Kom
NIP. 199011022014032004

Penguji II


Yuniar Farida, M.T
NIP. 197905272014032002

Penguji III


Dian Candia Rini Novitasari, M.Kom
NIP. 198511242014032001

Penguji IV


Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UN Surab Ampel Surabaya




Hj. Nur Hidayah Rusydiyah, M.Ag
NIP. 197212272005012003



KEMENTERIAN AGAMA
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : UNIX IZYAH ARFIANTI
NIM : H72210035
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA
E-mail address : unixizyah@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi Tesis Desertasi Lain-lain (.....)
yang berjudul :

SISTEM DIAGNOSIS KSRM BERDASARKAN ANALISIS TEKSTUR GLOBAL CITRA

HISTOPATOLOGI MENGGUNAKAN METODE BACKPROPAGATION.

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara **fulltext** untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 23 Januari 2022

Penulis

(Unix Izyah Arfianti)
nama terang dan tanda tangan

2.4.6. <i>Low Gray-level Run Emphasis (LGRE)</i>	26
2.4.7. <i>High Gray-level Run Emphasis (HGRE)</i>	27
2.4.8. <i>Short Run Low Gray-level Emphasis (SRLGE)</i>	27
2.4.9. <i>Short Run High Gray-level Emphasis (SRHGE)</i>	28
2.4.10. <i>Long Run Low Gray-level Emphasis (LRLGE)</i>	28
2.4.11. <i>Long Run High Gray-level Emphasis (LRHGE)</i>	29
2.5. <i>K-fold Cross Validation</i>	29
2.6. <i>Backpropagation</i>	31
2.7. <i>Binary Confusion Matrix</i>	37
2.8. Penyakit dalam Perspektif Islam	38
III METODE PENELITIAN	42
3.1. Jenis Penelitian	42
3.2. Jenis dan Sumber Data	42
3.3. Kerangka Penelitian	44
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	46
4.1. <i>Preprocessing</i>	46
4.1.1. <i>Grayscale</i>	47
4.1.2. <i>Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)</i>	48
4.2. Ekstraksi Fitur	52
4.3. Klasifikasi	64
4.3.1. <i>Proses Training</i>	66
4.3.2. <i>Proses Testing</i>	71
4.4. Pengujian Model dan Evaluasi Sistem	73
4.5. Aplikasi Sistem Diagnosis KSSRM	75
4.6. Integrasi Keislaman	78
V PENUTUP	81
5.1. Kesimpulan	81
5.2. Saran	82
DAFTAR PUSTAKA	83

pada stadium lanjut yang mengarah pada tingkat kelangsungan hidup yang rendah (Radhika et al., 2016). Selain itu, tingkat kekambuhan dan metastasis ditemukan pada 80% kasus pasien dalam 2 tahun pertama dan tingkat kelangsungan hidup 5 tahun masih lebih rendah dari 50% setelah pengobatan primer (Cristaldi et al., 2019). Sehingga ini menjadi masalah serius untuk kesehatan masyarakat, perlu dilakukan upaya dalam mencegah hal tersebut. Upaya pencegahan yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan pemeriksaan dini agar kanker mulut dapat terdeteksi sebelum kanker mulut bertambah parah agar dapat segera ditangani dan segera dilakukan pemulihan. Hal ini sesuai dengan kaidah Fikih:

دَرْءُ الْمَقَاسِدِ مُقَدَّمٌ عَلَى جَلْبِ الْمَصَالِحِ

Yang memiliki arti “Menolak kerusakan itu didahulukan daripada menarik kebaikan.”. Maksud dari ayat tersebut adalah apabila tingkat dari menolak kerusakan berbenturan dengan menarik kebaikan, maka didahulukan kebaikan kecuali tingkat kerusakan tersebut lebih kecil dari kebaikan. Dalam hal ini, menolak kerusakan merupakan upaya dalam mencegah terdeteksinya KSSRM pada stadium lanjut dengan adanya pemeriksaan dini.

Pada bidang kesehatan terdapat beberapa cara dalam mendeteksi KSSRM. Terdapat cara *non invasive* -tindakan medis dalam melakukan diagnosis atau pengobatan tanpa memasukkan suatu alat ke dalam tubuh- menggunakan biopsi cair (Aro et al., 2017; Rapado-González et al., 2019). Cara lain dapat melakukan deteksi melalui biomarker saliva karena saliva merupakan biofluida yang mengandung sitokin, molekul DNA dan RNA, sel-sel yang bersirkulasi dan berasal dari jaringan, dan vesikel ekstraseluler (EVs) yang dapat digunakan sebagai *biomarker*. Informasi tersebut dapat digunakan untuk melakukan diagnosis dini

KSSRM dan meningkatkan prognosis (Cristaldi et al., 2019; Radhika et al., 2016).

Di era modern ini teknologi berkembang dengan pesat khususnya dalam bidang kesehatan (Yani, 2018). Selain pada bidang kesehatan, dalam bidang komputasi juga dapat mendiagnosis KSSRM menggunakan sistem *Computer Aided Diagnosis* (CAD) dengan bantuan *Artificial Intelligence*. CAD memiliki tiga tahap, yaitu *preprocessing*, ekstraksi fitur, dan tahap klasifikasi. Tahap *preprocessing* berguna untuk memperbaiki kualitas citra agar citra lebih mudah diidentifikasi. Salah satu metode yang digunakan untuk memperbaiki kualitas citra adalah *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE). CLAHE merupakan metode yang dikembangkan dari metode *Adaptive Histogram Equalization* (AHE). Pada permasalahan lain terdapat penelitian yang membandingkan metode peningkatan kualitas berbasis histogram seperti HE, AHE, dan CLAHE pada citra iris. CLAHE menghasilkan MSE dan RMSE terbaik secara berturut-turut sebesar 131.5763 dan 11.4360 (Hapsari et al., 2020). Selain itu, terdapat penelitian yang membandingkan metode dalam memperbaiki citra *X-ray* tulang belakang lumbar menggunakan metode HE, CLAHE, dan BPDFHE. Penelitian tersebut menyebutkan bahwa metode CLAHE dapat menunjukkan lebih detail dan informasi struktur daripada metode HE dan BPDFHE (Saenpaen et al., 2019). Kemudian penelitian yang dilakukan oleh Aditya Akbar Riadi dkk yang melakukan perbandingan metode dalam memperbaiki kontras citra medis. Penelitian tersebut menghasilkan nilai rata-rata MSE terbaik diperoleh menggunakan metode CLAHE sebesar 339.126, disusul dengan AHE sebesar 596.9%, dan HE sebesar 759.340% (Riadi et al., 2017).

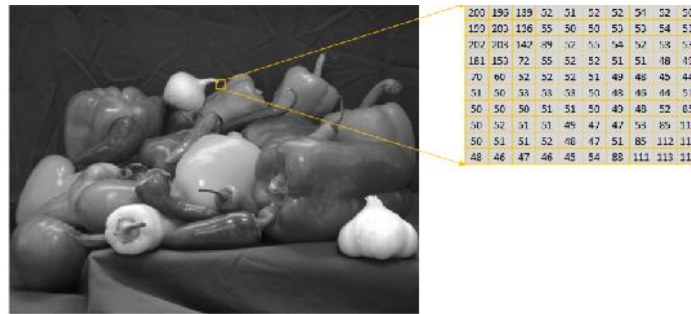
Tahap ekstraksi fitur digunakan untuk mengambil nilai dari ciri suatu objek pada citra. Pada penelitian ini ekstraksi fitur yang digunakan adalah dengan

mengambil ciri tekstur dari suatu citra. Salah satu metode yang digunakan dalam ekstraksi tekstur adalah *Gray Level Run Length Matrix* (GLRLM). Pada permasalahan lain terdapat penelitian yang mengklasifikasikan citra mammogram kanker payudara dengan membandingkan empat metode ekstraksi tektur, diantaranya adalah *one order statistic*, GLCM, GLRLM, dan GLDM. Penelitian tersebut mendapatkan akurasi terbaik sebesar 93.9757% menggunakan ekstraksi tekstur GLRLM (Novitasari et al., 2019).

Tahap klasifikasi berguna untuk mendiagnosis apakah citra tersebut merupakan citra normal atau citra KSSRM. Salah satu metode AI yang dapat digunakan dalam klasifikasi adalah Backpropagation. *Backpropagation* merupakan salah satu jenis metode Jaringan Saraf Tiruan (JST). *Backpropagation* memiliki keunggulan yang terletak pada proses pembelajarannya. *Backpropagation* menggunakan sistem pembobotan dalam proses pembelajarannya, apabila bobot masih belum sesuai maka akan dilakukan pembelajaran kembali yang disebut dengan *adaptive learning* (Yudhistira, 2017). *Backpropagation* memiliki 3 tahap, yaitu: *feed forward*, *backward*, dan *update* bobot. Pada permasalahan lain terdapat beberapa penelitian yang menggunakan metode *Backpropagation* seperti penelitian yang dilakukan oleh Sigit Adinugroho dan Yuita Arum Sari yang membandingkan metode *Backpropagation* dan *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam mengklasifikasi tanaman berdasarkan karakteristik dari citra daun. Penelitian tersebut mendapatkan akurasi terbaik sebesar 0.952 menggunakan metode *Backpropagation*, sedangkan metode LVQ mendapatkan akurasi 0.420. Penelitian tersebut menggunakan 12 *node* pada *hidden layer* (Adinugroho and Sari, 2017). Kemudian, terdapat penelitian yang membandingkan metode Backpropagation dan *Extreme Learning Machine* (ELM) dalam mengklasifikasi

phishing website. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode *Backpropagation* lebih baik dengan akurasi sebesar 91.85% dibandingkan metode ELM yang mendapatkan akurasi sebesar 84.07%. Penelitian tersebut menggunakan 30 *node* pada *hidden layer* (Barus and Ronaldo, 2019). Selain itu, terdapat penelitian yang membandingkan metode *Backpropagation* dengan 5 metode klasifikasi lainnya seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Linear Discriminant Analysis* (LDA), *Naives Bayes* (NB), *Decision Tree* (DT), dan *Support Vector Machine* (SVM) dalam mengklasifikasi 30 jenis buah. Metode *Backpropagation* mandapatkan akurasi terbaik sebesar 100% pada uji coba kombinasi dari fitur warna dan tekstur (Ghazal et al., 2021).

Pada data klasifikasi citra MRI pankreas, B. Aruna Devi dan M. Pallikonda Rajasekaran membandingkan metode *Backpropagation* dan ELM. Dari 2 metode tersebut, *Backpropagation* mendapatkan akurasi sebesar 96.67% lebih baik dibandingkan ELM yang mendapatkan akurasi sebesar 93.33%. Penelitian tersebut menggunakan 2 *hidden layer* dengan jumlah masing-masing *nodenya* 4 dan 2 (Devi and Rajasekaran, 2019). Berdasarkan beberapa pemaparan dari latar belakang masalah dan beberapa penelitian sebelumnya yang menjelaskan mengenai perbandingan metode pada perbaikan citra yang membandingkan metode CLAHE dan metode lainnya CLAHE selalu mendapatkan RMSE terbaik dibandingkan metode perbaikan citra lainnya, perbandingan metode ekstraksi fitur yang menggunakan ciri tekstur membandingkan metode GLRLM dengan metode lainnya GLRLM mendapatkan akurasi terbaik, dan perbandingan metode dalam klasifikasi yang membandingkan *Backpropagation* dengan metode lainnya menghasilkan akurasi terbaik bahkan dengan jenis data yang berbeda. Sehingga pada penelitian ini menggunakan metode *Backpropagation* berdasarkan analisis

Gambar 2.5 Citra *Grayscale*

Sumber: (MathWorks)

Citra *grayscale* dapat dibentuk melalui citra RGB menggunakan Persamaan 2.2.

$$gray = (0.2989 \times R) + (0.5870 \times G) + (0.1440 \times B) \quad (2.2)$$

Di mana, *gray* merupakan hasil citra *grayscale*, *R* merupakan komponen *red* dari citra RGB, *G* merupakan komponen *green* dari citra RGB, dan *B* merupakan komponen *blue* dari citra RGB.

Citra biner merupakan citra yang setiap pikselnya hanya berwarna hitam atau putih. Sehingga, setiap pikselnya hanya memiliki dua nilai, yaitu 1 untuk warna putih dan 0 untuk warna hitam seperti yang ditunjukkan pada Persamaan 2.3.

$$I_{Bin} = \begin{cases} 0; & gray < T \\ 1; & gray > T \end{cases} \quad (2.3)$$

Di mana, I_{Bin} merupakan nilai dari piksel citra biner, *gray* merupakan nilai dari piksel citra *grayscale*, dan *T* merupakan nilai *threshold*.

4. Membagi data untuk proses *training* dan *testing* menggunakan metode *K-fold Cross Validation* dengan melakukan uji coba pada nilai k sebesar 5 dan 10 *fold*.
5. Menginisialisasi bobot dan parameter yang akan dilakukan uji coba untuk mengetahui parameter yang menghasilkan akurasi terbaik dari model yang didapatkan. Parameter yang dilakukan uji coba di antaranya adalah jumlah *hidden layer* sebanyak 1 dan 2, jumlah *node* pada setiap *hidden layer* sebanyak 10, 50, dan 100, dan *learning rate* sebesar 0.1 hingga 0.5. Sedangkan parameter tetap yang digunakan adalah 5000 *epoch*, 1000 *performance goal*, dan $\theta = 0.5$.
6. Melakukan proses *training* berdasarkan 3 tahap metode *Backpropagation* (*feed forward*, *backward*, dan *update* bobot) menggunakan Persamaan 2.16 hingga Persamaan 2.29 untuk mendapatkan model optimal yang akan digunakan pada proses *testing*.
7. Melakukan proses *testing* berdasarkan Persamaan 2.30 hingga Persamaan 2.33 (tahap *feed forward*) menggunakan model yang telah didapatkan dari proses *training* untuk mendapatkan hasil diagnosis apakah citra tersebut termasuk citra histopatologi rongga mulut normal atau KSSRM.
8. Mengevaluasi hasil diagnosis dengan menghitung sensitivitas, akurasi, dan spesifisitas berdasarkan *confusion matrix* yang didapatkan dari jumlah TP, TN, FP, dan FN menggunakan Persamaan 2.34 hingga Persamaan 2.36.

$$RunLength0^{\circ} = \begin{bmatrix} 5 & 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 131 & 3 & 0 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 284 & 21 & 2 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 451 & 42 & 1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 2459 & 193 & 26 & 1 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2283 & 136 & 20 & 1 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2034 & 144 & 7 & 3 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1547 & 185 & 49 & 15 & \cdots & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Dari matriks *run length* yang dihasilkan kemudian melakukan perhitungan ekstraksi fitur menggunakan Persamaan 2.5 hingga Persamaan 2.15. Pada penelitian ini menggunakan 11 fitur GLRLM, yaitu: SRE, LRE, GLN, RLN, RP, LGRE, HGRE, SRLGE, SRHGE, LRLGE, dan LRHGE. Sehingga setiap matriks *run length* memiliki 11 fitur. Berikut merupakan perhitungan pada setiap fitur GLRLM. Sebelum menghitung setiap fiturnya, terlebih dahulu menghitung nilai r . Nilai r merupakan jumlah nilai dari setiap elemen matriks *run length*. Nilai r akan digunakan pada semua fitur GLRLM.

$$\begin{aligned} r &= (5 + 0 + 0 + \cdots + 131) + (3 + 0 + \cdots + 1547) + \cdots + (185 + 49 + \cdots + 0) \\ &= 2788879 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} SRE &= \frac{1}{2788879} \left[\left(\frac{5}{1^2} + \frac{0}{2^2} + \cdots + \frac{0}{2048^2} \right) + \left(\frac{131}{1^2} + \frac{3}{2^2} + \cdots + \frac{0}{2048^2} \right) + \cdots \right. \\ &\quad \left. + \left(\frac{1547}{1^2} + \frac{185}{2^2} + \cdots + \frac{0}{2048^2} \right) \right] \\ &= 8.96 \times 10^{-2} \end{aligned}$$

$$LRE = \frac{1}{2788879} \left[(1^2 \cdot 5 + 2^2 \cdot 0 + \dots + 2048^2 \cdot 0) + (1^2 \cdot 131 + 2^2 \cdot 3 + \dots + 2048^2 \cdot 0) + \dots + (1^2 \cdot 1547 + 2^2 \cdot 185 + \dots + 2048^2 \cdot 0) \right]$$

$$= 8.96 \times 10$$

$$GLN = \frac{1}{2788879} \left[(5 + 0 + \dots + 0) + (131 + 3 + \dots + 0) + \dots + (1547 + 185 + \dots + 0) \right]$$

$$= 3.20 \times 10^5$$

$$RLN = \frac{1}{2788879} \left[(5 + 131 + \dots + 1547) + (0 + 3 + \dots + 185) + \dots + (0 + 0 + \dots + 0) \right]$$

$$= 1.94 \times 10^5$$

$$RP = \frac{2788879}{\left[\begin{array}{l} (1 \cdot 5 + 2 \cdot 0 + \dots + 2048 \cdot 0) + (1 \cdot 131 + 2 \cdot 3 + \dots + 2048 \cdot 0) + \dots \\ (1 \cdot 1547 + 2 \cdot 185 + \dots + 2048 \cdot 0) \end{array} \right]}$$

$$= 6.88 \times 10$$

$$LGRE = \frac{1}{2788879} \left[\left(\frac{5}{1^2} + \frac{0}{1^2} + \dots + \frac{0}{1^2} \right) + \left(\frac{131}{2^2} + \frac{3}{2^2} + \dots + \frac{0}{2^2} \right) + \dots + \left(\frac{1547}{256^2} + \frac{185}{256^2} + \dots + \frac{0}{256^2} \right) \right]$$

$$= 5.40 \times 10^{-1}$$

$$\begin{aligned}
 HGRE &= \frac{1}{2788879} \left[(1^2 \cdot 5 + 1^2 \cdot 0 + \dots + 1^2 \cdot 0) + (2^2 \cdot 131 + 2^2 \cdot 3 + \dots + 2^2 \cdot 0) + \right. \\
 &\quad \left. \dots (256^2 \cdot 1547 + 256^2 \cdot 0 + \dots + 256^2 \cdot 0) \right] \\
 &= 1.12 \times 10^2
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 SRLGE &= \frac{1}{2788879} \left[\left(\frac{5}{1^2 \cdot 1^2} + \frac{0}{1^2 \cdot 2^2} + \dots + \frac{0}{1^2 \cdot 2048^2} \right) + \left(\frac{131}{2^2 \cdot 1^2} + \frac{3}{2^2 \cdot 2^2} + \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. \dots + \frac{0}{2^2 \cdot 2048^2} \right) + \dots + \left(\frac{1547}{256^2 \cdot 1^2} + \frac{185}{256^2 \cdot 2^2} + \dots + \frac{0}{256^2 \cdot 2048^2} \right) \right] \\
 &= 1.24 \times 10^1
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 SRHGE &= \frac{1}{2788879} \left[\left(\frac{1^2 \cdot 5}{1^2} + \frac{1^2 \cdot 0}{2^2} + \dots + \frac{1^2 \cdot 0}{2048^2} \right) + \left(\frac{2^2 \cdot 131}{1^2} + \frac{2^2 \cdot 3}{2^2} + \dots \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. + \frac{2^2 \cdot 0}{2048^2} \right) + \dots + \left(\frac{256^2 \cdot 1547}{1^2} + \frac{256^2 \cdot 185}{2^2} + \dots + \frac{256^2 \cdot 0}{2048^2} \right) \right] \\
 &= 3.81
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 LRLGE &= \frac{1}{2788879} \left[\left(\frac{1^2 \cdot 5}{1^2} + \frac{1^2 \cdot 0}{2^2} + \dots + \frac{1^2 \cdot 0}{2048^2} \right) + \left(\frac{2^2 \cdot 131}{1^2} + \frac{2^2 \cdot 3}{2^2} + \dots + \right. \right. \\
 &\quad \left. \left. \frac{2^2 \cdot 0}{2048^2} \right) + \dots + \left(\frac{256^2 \cdot 1547}{1^2} + \frac{256^2 \cdot 185}{2^2} + \dots + \frac{256^2 \cdot 0}{2048^2} \right) \right] \\
 &= 1.24 \times 10
 \end{aligned}$$

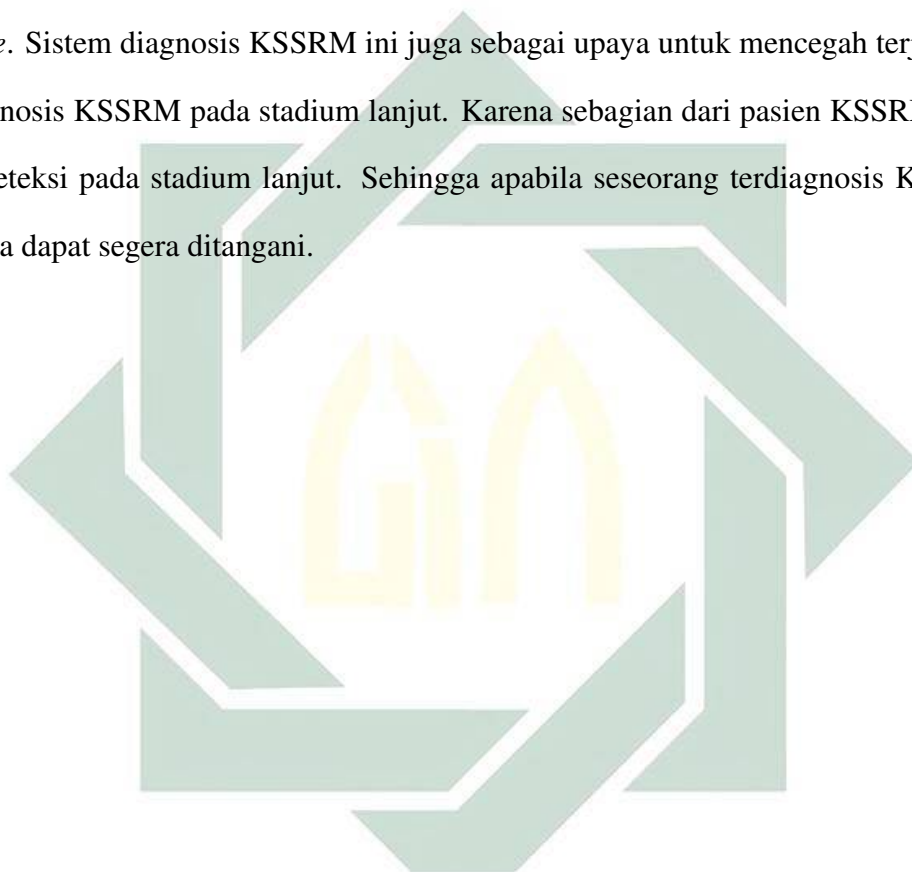
$$\begin{aligned}
 LRHGE &= \frac{1}{2788879} \left[(5 \cdot 1^2 \cdot 1^2 + 0 \cdot 1^2 \cdot 2^2 + \dots + 0 \cdot 1^2 \cdot 2048^2) + (131 \cdot 2^2 \cdot 2^2 + \right. \\
 &\quad 3 \cdot 2^2 \cdot 2^2 + \dots + 0 \cdot 2^2 \cdot 2048^2) + \dots (1547 \cdot 256^2 \cdot 1^2 + 185 \cdot 256^2 \cdot 2048^2 \\
 &\quad \left. + \dots + 0 \cdot 256^2 \cdot 2048^2) \right] \\
 &= 4.22 \times 10^3
 \end{aligned}$$

4.4. Pengujian Model dan Evaluasi Sistem

Proses diagnosis KSSRM menggunakan metode *Backpropagation* dipengaruhi oleh beberapa hal, seperti pembagian data, *learning rate*, dll. Pada penelitian ini melakukan uji coba berdasarkan perbesaran lensa citra histopatologi, pembagian data, arah sudut GLRLM, jumlah *hidden layer*, jumlah *node*, dan *learning rate*. Perbesaran lensa yang diuji coba adalah $100\times$ dan $400\times$, pembagian data yang diuji coba adalah nilai k sebesar 5 dan 10 pada *k-fold cross validation*, arah sudut GLRLM yang diuji coba adalah 0° , 45° , 90° , dan 135° , jumlah *hidden layer* yang diuji coba adalah 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer*, jumlah *node* yang diuji coba adalah 10, 50, dan 100, dan *learning rate* yang diuji coba adalah dari 0.1 hingga 0.5. Hasil dari beberapa uji coba tersebut akan dievaluasi berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas yang didapatkan dari *confusion matrix*.

Dari hasil uji coba diperoleh citra dengan perbesaran lensa $100\times$ lebih unggul dibandingkan dengan perbesaran lensa $400\times$ baik menggunakan 1 *hidden layer* maupun 2 *hidden layer*. Perbesaran lensa $100\times$ menghasilkan akurasi maksimal pada 1 *hidden layer* 94.12%, sedangkan pada 2 *hidden layer* menghasilkan akurasi maksimal sebesar 94.12%. Perbesaran lensa $400\times$ menghasilkan akurasi maksimal pada 1 *hidden layer* 86.43%, sedangkan pada 2 *hidden layer* menghasilkan akurasi maksimal sebesar 88.41%. Pada uji coba 1 *hidden layer* dan 2 *hidden layer* menghasilkan akurasi yang sama tetapi pada uji coba 2 *hidden layer* memiliki rata-rata akurasi yang lebih unggul dibandingkan 1 *hidden layer*, dengan rata-rata akurasi 87.5% pada 1 *hidden layer* dan 87.24% pada 2 *hidden layer*. Sehingga pada penelitian ini menggunakan data dengan perbesaran lensa $100\times$ dan 2 *hidden layer*. Akurasi terbaik diperoleh berdasarkan uji coba perbesaran lensa $100\times$, arah sudut GLRLM 135° , 2 *hidden layer* dengan *node*

dapat mengetahui apakah pada rongga mulut terdapat KSSRM atau tidak dengan mudah dalam waktu yang singkat dan akurat. Akurasi terbaik yang diperoleh adalah 94.12%, sensitivitas 100%, dan spesifisitas 62.50% berdasarkan uji coba parameter data perbesaran 100×. pembagian data *kfold* 10, pada arah sudut 135°, *learning rate* 0.4, 2 *hidden layer* dengan jumlah *node* berturut-turut 100 dan 50 *node*. Sistem diagnosis KSSRM ini juga sebagai upaya untuk mencegah terjadinya diagnosis KSSRM pada stadium lanjut. Karena sebagian dari pasien KSSRM baru terdeteksi pada stadium lanjut. Sehingga apabila seseorang terdiagnosis KSSRM maka dapat segera ditangani.



dibandingkan SRE pada citra KSSRM. Semakin rendah nilai SRE, maka semakin kasar tekstur dari suatu citra. LRE pada citra normal memiliki *range* yang lebih tinggi dibandingkan LRE pada citra KSSRM. Semakin tinggi nilai LRE, maka semakin kasar tekstur dari suatu citra.

3. Dari hasil uji coba parameter yang telah dilakukan, diperoleh hasil akurasi maksimal sebesar 94.12%, sensitivitas 100%, dan spesifisitas 62.50% dengan parameter yang digunakan adalah data perbesaran $100\times$, pembagian data *kfold* 10, pada arah sudut 135° , *learning rate* 0.4, 2 *hidden layer* dengan jumlah *node* berturut-turut 100 dan 50 *node*.

5.2. Saran

Pada penelitian ini membahas mengenai diagnosis penyakit KSSRM berdasarkan analisis tekstur citra histopatologi. Penelitian ini masih memiliki banyak kekurangan, sehingga perlu melakukan perbaikan dan inovasi agar sistem diagnosis ini menjadi lebih baik pada penelitian mendatang. Berikut saran-saran dari penulis untuk penelitian mendatang:

1. Jumlah data pada setiap kelas yang memiliki selisih yang besar dapat mengakibatkan sistem lebih mengenali data yang berjumlah lebih banyak. Sehingga perlu dilakukan teknik yang dapat mengatasi permasalahan *imbalanced data*.
2. Menggunakan metode seleksi fitur untuk memilih fitur yang paling relevan terhadap data, dengan mengurangi fitur yang digunakan pada tahap klasifikasi dapat mengurangi tingkat komputasi karena semakin banyak fitur yang digunakan maka tingkat komputasinya akan semakin berat.

- Chu, A., Sehgal, C. M., and Greenleaf, J. F. (1990). Use of Gray Value Distribution of Run Lengths for Texture Analysis. *Pattern Recognition Letters*, 11(6):415–419.
- Cristaldi, M., Mauceri, R., Di Fede, O., Giuliana, G., Campisi, G., and Panzarella, V. (2019). Salivary Biomarkers for Oral Squamous Cell Carcinoma Diagnosis and Follow-Up: Current Status and Perspectives. *Frontiers in Psychology*, 10(December):1–12.
- Dasarathy, B. V. and Holder, E. B. (1991). Image Characterizations Based on Joint Gray Level—Run Length Distributions. *Pattern Recognition Letters*, 12(8):497–502.
- Devi, B. A. and Rajasekaran, M. P. (2019). Performance Comparison of ANN-BP, ELM for MRI Pancreas Image Classification. *2019 International Conference on Clean Energy and Energy Efficient Electronics Circuit for Sustainable Development, INCCES 2019*.
- Fatimah, S. (2021). *Santri Siaga Tsunami*. Bandar Publishing.
- Galloway, M. M. (1975). Texture Analysis Using Gray Level Run Lengths. *Computer graphics and image processing*, 4(2):172–179.
- Ghazal, S., Qureshi, W. S., Khan, U. S., Iqbal, J., Rashid, N., and Tiwana, M. I. (2021). Analysis of Visual Features and Classifiers for Fruit Classification Problem. *Computers and Electronics in Agriculture*, 187(June):106267.
- Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (2018). 4th edition digital image processing. page 1168.

- Hapsari, R. K., Utoyo, M. I., Rulaningtyas, R., and Suprajitno, H. (2020). Comparison of Histogram Based Image Enhancement Methods on Iris Images. *Journal of Physics: Conference Series*, 1569(2).
- Hu, X., Zhang, Q., Hua, H., and Chen, F. (2016). Changes in the Salivary Microbiota of Oral Leukoplakia and Oral Cancer. *Oral Oncology*, 56:7–9.
- Janatha, B. L. and Tamari, K. (2017). Oral Squamous Cell Carcinoma Focusing on Interprofessional Collaboration. *Nurse Practitioner*, 42(4):26–30.
- MathWorks. `rgb2gray`.
- MedlinePlus. Head and Neck Squamous Cell Carcinoma.
- Miranda, N. D., Novamizanti, L., and Rizal, S. (2020). Convolutional neural network pada klasifikasi sidik jari menggunakan resnet-50. *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, 1(2):61–68.
- Mu'jizah, H. (2021a). *Klasifikasi Kanker Usus Besar Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode Gray Level Run Length Matrix-Extreme Learning Machine*. PhD thesis, UIN Sunan Ampel Surabaya.
- Mu'jizah, H. (2021b). *Klasifikasi Kanker Usus Besar Berdasarkan Citra Histopatologi Menggunakan Metode Gray Level Run Length Matrix-Extreme Learning Machine*.
- Müller, S. (2017). Update From the 4th Edition of the World Health Organization of Head and Neck Tumours: Tumours of the Oral Cavity and Mobile Tongue. *Head and Neck Pathology*, 11(1):33–40.
- Mutiara, I. d. A. (2015). Penerapan K-Optimal pada Algoritma KNN untuk Prediksi Kelulusan Tepat Waktu Mahasiswa Program Studi Ilmu Komputer Fmipa Unlam

- Berdasarkan Ip Sampai dengan Semester 4. *Klik - Kumpulan Jurnal Ilmu Komputer*, 2(2):159–173.
- Nasution, D. A., Khotimah, H. H., and Chamidah, N. (2019). Perbandingan Normalisasi Data untuk Klasifikasi Wine Menggunakan Algoritma K-NN. *Computer Engineering, Science and System Journal*, 4(1):78.
- Neville, B. W., Damm, D. D., Allen, C. M., and Chi, A. C. (2015). *Oral and Maxillofacial Pathology*. Elsevier Health Sciences.
- Novitasari, D. C. R., Lubab, A., Sawiji, A., and Asyhar, A. H. (2019). Application of Feature Extraction For Breast Cancer Using One Order Statistic, GLCM, GLRLM, and GLDM. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems*, 4(4):115–120.
- Priyatna, A. C. (2017). Kerolasi antara Tingkat Keganasan dengan Kecemasan dan Kualitas Hidup pada Pasien Karsinoma Sel Skuamosa Rongga Mulut.
- Purwandari, E. P., Hasibuan, R. U., and Andreswari, D. (2018). Identifikasi Jenis Bambu Berdasarkan Tekstur Daun dengan Metode Gray Level Co-Occurrence Matrix dan Gray Level Run Length Matrix. *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, 6(4):146–151.
- Qotadah, H. A. (2020). Covid-19: Tinjauan maqasid al-shariah terhadap penanguhan pelaksanaan ibadah shalat di tempat ibadah (hifdz al-nafs lebih utama dari hifdz al-din?). *SALAM: Jurnal Sosial dan Budaya Syar-i*, 7(7):659–672.
- Radhika, T., Jeddy, N., Nithya, S., and Muthumeenakshi, R. M. (2016). Salivary

- Biomarkers in Oral Squamous Cell Carcinoma – An Insight. *Journal of Oral Biology and Craniofacial Research*, 6:S51–S54.
- Rahman, T. Y. (2019). A Histopathological Image Repository of Normal Epithelium of Oral Cavity and Oral Squamous Cell Carcinoma.
- Rahman, T. Y., Mahanta, L. B., Das, A. K., and Sarma, J. D. (2020). Histopathological Imaging Database for Oral Cancer Analysis. *Data in Brief*, 29:105114.
- Rapado-González, O., Martínez-Reglero, C., Salgado-Barreira, A., López-López, R., Suárez-Cunqueiro, M. M., and Muínelo-Romay, L. (2019). miRNAs in Liquid Biopsy for Oral Squamous Cell Carcinoma Diagnosis: Systematic Review and Meta-Analysis. *Oral Oncology*, 99(October):104465.
- Riadi, A. A., Chamid, A. A., and Sokhibi, A. (2017). Analisis Komparasi Metode Perbaikan Kontras Berbasis Histogram Equalization pada Citra Medis. *Simetris: Jurnal Teknik Mesin, Elektro dan Ilmu Komputer*, 8(1):383–388.
- Rosiani, U. D., Batubulan, K. S., and Elisiana, M. (2021). Identifikasi” acne vulgaris” berdasarkan fitur warna dan tekstur menggunakan klasifikasi jst backpropagation. *Jurnal Informatika Polinema*, 7(2):7–12.
- Rusdiana, Y. et al. (2019). *Hubungan Antara Interaksi Sosial dengan Perilaku Sosial Narapidana di Lembaga Pemasyarakatan (LAPAS) Kelas II B Majalengka*. PhD thesis, FISIP UNPAS.
- Ruuska, S., Hämäläinen, W., Kajava, S., Mughal, M., Matilainen, P., and Mononen, J. (2018). Evaluation of the confusion matrix method in the validation of

- an automated system for measuring feeding behaviour of cattle. *Behavioural processes*, 148:56–62.
- Saenpaen, J., Arwatchananukul, S., and Aunsri, N. (2019). A comparison of Image Enhancement Methods for Lumbar Spine X-Ray Image. *ECTI-CON 2018 - 15th International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology*, pages 798–801.
- Sakinah, N. P., Cholissodin, I., and Widodo, A. W. (2018). Prediksi jumlah permintaan koran menggunakan metode jaringan syaraf tiruan backpropagation. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548:964X.
- Saputra, K., Taufik, I., Dharma, D. F., and Hidayat, M. (2021). Analisis perbaikan kualitas citra menggunakan clahe dan he pada citra x-ray covid-19 dan pneumonia. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 6(2).
- Sardaro, N., della Vella, F., Incalza, M. A., Stasio, D. D., Lucchese, A., Contaldo, M., Laudadio, C., and Petruzzi, M. (2019). Oxidative Stress and Ooral Mucosal Diseases: An Overview. *In Vivo*, 33(2):289–296.
- Silverman, S., Eversole, L. R., and Truelove, E. L. (2001). *Essentials of Oral Medicine*, volume 223. Hamilton, London.
- Solikhun, S., Safi, M., and Trisno, A. (2017). Jaringan saraf tiruan untuk memprediksi tingkat pemahaman sisiwa terhadap matapelajaran dengan menggunakan algoritma backpropagation. *J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika)*, 1(1):24–36.

- Sonis, S. T., Fazio, R. C., and Fang, L. (1995). Principles and practice of oral medicine.
- Suhartanto, R. S., Dewi, C., and Muflikhah, L. (2017). Implementasi jaringan syaraf tiruan backpropagation untuk mendiagnosis penyakit kulit pada anak. *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer e-ISSN*, 2548:964X.
- Tempola, F., Muhammad, M., and Khairan, A. (2018). Perbandingan Klasifikasi Antara KNN dan Naive Bayes pada Penentuan Status Gunung Berapi dengan K-Fold Cross Validation. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(5):577.
- The Golbal Cancer Observatory (2020). Lip, Oral Cavity.
- Tzeng, J., Lai, Y. R., Lin, M. L., Lin, Y. H., and Shih, Y. C. (2020). Improve the LSTM and GRU model for small training data by wavelet transformation. *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks*, pages 2–7.
- Untari, I. (2012). Kesehatan otak modal dasar hasilkan sdm handal. *Profesi (Profesional Islam): Media Publikasi Penelitian*, 8.
- Wikipedia. Jaringan Saraf.
- Yani, A. (2018). Pemanfaatan Teknologi dalam Bidang Kesehatan Masyarakat. *PROMOTIF: Jurnal Kesehatan Masyarakat*, 8(1):97.
- Yudhistira, A. R. (2017). Analisa Customer Churn pada Perusahaan Internet Service Provider xyz Menggunakan Backpropagation Neural Network.
- Zakiya, P. N. and Novamizanti, L. (2021). Klasifikasi patologi makula retina melalui citra oct menggunakan convolutional neural network dengan arsitektur mobilenet. *eProceedings of Engineering*, 8(5).