

Penerapan Seleksi Fitur pada Klasifikasi Kualitas Citra Retina dengan Pendekatan *No Reference Image Quality Assessment* untuk Pendeteksian *Diabetic Retinopathy*

Titin Yulianti^{1,a}, Mardiana², Gigih Forda Nama³, Hery Dian Septama⁴, Rani Himayani⁵, Isna Oktadiani⁶

^{1,2,3,4} Jurusan Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Lampung

^{1,2,3,4} Program Studi Program Profesi Insinyur Fakultas Teknik Universitas Lampung

⁵ Program Studi Pendidikan Dokter Fakultas Kedokteran Universitas Lampung

⁶ Jurusan Pendidikan MIPA Fakultas Keguruan dan Ilmu Pendidikan Universitas Lampung
Jl. Prof. Sumantri Brodjonegoro No.1 Bandar Lampung 35145 INDONESIA

^atitin.yulianti@eng.unila.ac.id

Intisari— Citra biomedis digunakan untuk mendeteksi dan mengidentifikasi berbagai penyakit. Salah satunya yaitu citra fundus yang digunakan untuk mendeteksi penyakit pada retina mata seperti *Diabetic retinopathy*. *Diabetic retinopathy* merupakan komplikasi mikrovaskular Diabetes melitus yang disebabkan oleh kerusakan pembuluh darah pada retina dan dapat memicu kebutaan. Pendeteksian *Diabetic retinopathy* biasa dilakukan dengan pengamatan dan analisis melalui citra fundus yang dilakukan oleh optamologis. Seiring perkembangan teknologi, telah banyak dikembangkan metode pendeteksian *Diabetic retinopathy* berbasis *Computer Aided Diagnosis* (CAD). Hasil diagnosis baik oleh optamologis maupun CAD dipengaruhi oleh kualitas citra fundus itu sendiri. Oleh karena itu, penilaian kualitas citra fundus perlu dilakukan sebagai tahap *prescreening* pendeteksian. Penilaian kualitas citra tanpa citra referensi atau dikenal dengan *no reference image quality assessment* merupakan metode penilaian kualitas yang dilakukan dengan memproses citra itu sendiri. Metode tersebut memiliki keunggulan dikarenakan tidak menggunakan citra referensi. Salah satu algoritma yang populer yaitu dengan melakukan ekstraksi fitur citra. Namun, belum tentu semua fitur relevan dengan kualitas citra fundus sehingga diperlukan seleksi fitur untuk memilih fitur yang relevan. Pada penelitian ini dilakukan seleksi fitur dengan metode *Correlation attribute evaluator*. Hasil penelitian menunjukkan penerapan seleksi fitur *correlation attribute evaluator* dapat meningkatkan sensitivitas hingga 15%, spesifisitas hingga 17,8%, akurasi hingga 15%, dan AUC hingga 0,097 dibandingkan tanpa seleksi fitur. Hasil klasifikasi yang optimal yaitu dengan subset fitur GLCM contrast dan entropi.

Keywords— citra retina, *correlation attribute evaluator*, *Diabetic Retinopathy*, *no-reference image quality assessment*, *Region of Interest*, seleksi fitur.

I. PENDAHULUAN

Sistem pendeteksian otomatis penyakit pada retina terus dikembangkan untuk mendapatkan akurasi pendeteksian yang lebih baik. Kualitas citra fundus yang digunakan merupakan bagian yang sangat penting dan sebagai faktor yang mendasari keberhasilan dalam pendeteksian otomatis tersebut. Citra

fundus dengan kualitas yang buruk dapat menyebabkan kesalahan dalam pendeteksian penyakit. Sebagai contoh, citra fundus dengan *contrast* yang rendah dapat menyembunyikan kelainan kecil sehingga menyebabkan sistem pendeteksian citra tersebut sebagai keadaan normal. Adanya penilaian kualitas citra fundus memungkinkan untuk menyeleksi citra yang akan didiagnosis oleh sistem sehingga dapat meningkatkan akurasi hasil pendeteksian otomatis suatu penyakit pada retina. Kualitas citra tidak cukup dinilai secara subyektif karena persepsi setiap individu berbeda-beda tergantung dari aspek psikologis, fisiologis, dan lingkungan. Oleh karena itu, evaluasi kualitas citra secara obyektif sangat diperlukan.

Penilaian kualitas citra secara umum dibagi menjadi dua yaitu penilaian secara subyektif dan penilaian secara obyektif. Berdasarkan ketersediaan citra referensi, metode penilaian kualitas citra dibagi menjadi tiga kategori berdasarkan ketersediaan citra sebagai referensi yaitu, *full-reference* (memerlukan citra referensi), *reduce-reference* (hanya memerlukan beberapa fitur citra referensi), dan *no-reference* (tanpa memerlukan citra referensi).

Algoritma penilaian kualitas citra retina dapat dikategorikan ke dalam tiga kelompok yaitu berbasis similarity, berbasis segmentasi, dan berbasis machine learning [1]. Penelitian oleh B. Remeseiro, dkk [2] dilakukan dengan mengekstraksi fitur warna dan tekstur. Penelitian lainnya menganalisis histogram dari intensitas piksel dan keseragaman iluminasi, serta memeriksa dua struktur anatomi utama citra retina yaitu *optic disk* dan *blood vessels* pada area sentral retina pada semua kanal warna (*red*, *green*, dan *blue*) serta citra *grayscale* [3]. Penilaian kualitas citra retina tanpa menggunakan citra referensi juga dilakukan dengan menggunakan *transfer learning* pada spasial dan frekuensi domain (*wavelet*) [4]. Kombinasi keduanya dengan mengekstraksi fitur berbasis wavelet digunakan untuk mengevaluasi ketajaman dan pencahayaan keseluruhan citra. Kanal saturasi retina dirancang dan digunakan bersama dengan fitur berbasis *wavelet* untuk penilaian homogenitas. Fitur

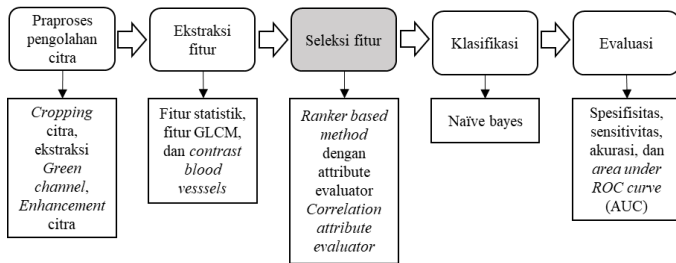
ketajaman dan iluminasi yang digunakan untuk memastikan definisi bidang yang memadai, sedangkan informasi warna digunakan untuk mengecualikan citra nonretinal [5].

Jumlah fitur yang digunakan mempengaruhi hasil penilaian kualitas citra dan belum tentu semua fitur tersebut relevan. Selain itu banyaknya fitur juga dapat mempengaruhi komputasi. Oleh karena itu penting untuk melakukan seleksi fitur sebagai langkah optimalisasi performa penilaian kualitas citra fundus. Seleksi fitur akan memilih fitur yang relevan dan mereduksi fitur yang tidak relevan.

Penelitian ini bertujuan untuk melakukan seleksi fitur dengan metode *Correlation based feature selection* pada penilaian kualitas citra retina tanpa menggunakan citra referensi (*no reference image quality assessment*). Kemudian dilakukan evaluasi hasil klasifikasi kualitas citra retina dengan menggunakan fitur-fitur terseleksi dan tanpa seleksi.

II. METODE PENELITIAN

Pada penelitian ini dilakukan beberapa tahapan yaitu praproses pengolahan citra, ekstraksi fitur, seleksi fitur, klasifikasi, dan evaluasi. Alur penelitian seperti ditunjukkan pada Gbr 1.



Gbr. 1 Alur penelitian penilaian kualitas citra retina

A. Praproses

Region of Interest (RoI) untuk pendeteksian Diabetic Retinopathy yaitu bagian macula. Macula terdiri dari blood vessels dan fovea yang cenderung lebih gelap dari background.

Tahap praproses penilaian kualitas citra fundus yang digunakan untuk pendeteksian diabetic retinopathy terdiri dari cropping, ekstraksi channel, dan enhancement citra fundus. Cropping yaitu proses pemotongan citra yang bertujuan untuk mengambil area macula dan menghilangkan area lain yang bukan area macula. Teknik cropping yang digunakan yaitu dengan menentukan titik pusat (x,y) pada area fovea [6].

Berdasarkan hasil penelitian sebelumnya [6] bahwa kanal Green merupakan kanal dengan kontras terbaik. Sehingga kanal tersebut diekstraksi dan di-enhancement sebelum dilakukan ekstraksi fitur. Selanjutnya dilakukn proses cropping area sekitar macula citra fundus sebagai RoI penilaian kualitas citra fundus pada kasus diabetic retinopathy. Enhancement citra dilakukan dengan meregangkan contrast menggunakan algoritma CLAHE.

B. Ekstraksi Fitur

Fitur yang diekstraksi yaitu fitur histogram (mean, standar deviasi, skewness, energi, entropi, dan smoothness), fitur GLCM (Angular Second Moment (ASM),contrast, inverse

different moment, entropi, dan correlation) dan fitur *contrast blood vessels* [6] sebagai fitur penilaian kualitas citra fundus sehingga terdapat 12 fitur [7]. Fitur GLCM dihitung berdasarkan arah dari empat sudut yaitu 0°, 45°, 90°, dan 135°. Nilai-nilai dari fitur GLCM yang digunakan merupakan nilai rata-rata fitur dari semua sudut.

C. Seleksi Fitur

Seleksi fitur dilakukan dengan Ranker based method dengan attribute evaluator yaitu correlation attribute evaluator. *Correlation attribute evaluator* merupakan teknik heuristik untuk mengevaluasi nilai atau harga subset fitur. Teknik evaluator ini mempertimbangkan kegunaan fitur. Teknik ini akan mengevaluasi atribut atau fitur dengan menghitung korelasi (Pearson's) antara fitur tersebut dengan class [8].

D. Klasifikasi

Naïve Bayes adalah *classifier probabilistic* sederhana yang berdasarkan pada penerapan teorema Bayes dengan asumsi independen yang kuat [9]. Probabilitas data record X yang mempunyai label kelas C dapat dilihat pada persamaan (3).

$$P(C_j|X) = \frac{P(X|C_j) * P(C_j)}{P(X)} \quad (2)$$

dengan nilai probabilitas bersyarat terbesar menentukan kategori data pencatatan data record

E. Evaluasi

Performa penilaian kualitas citra fundus umumnya dilakukan dengan mengukur spesifisitas, sensitivitas, akurasi, area under ROC curve (AUC), dan waktu komputasi [10]. Hasil klasifikasi dianalisis berdasarkan *confusion matrix* seperti terlihat pada Tabel 1.

TABEL I
CONFUSION MATRIX

		Classification	
		positive	negative
Actual clustering	positive	TP	FN
	negative	FP	TN

Berdasarkan tabel *confusion matrix* terdapat empat kemungkinan yaitu, jika instance adalah positif dan dikelompokkan sebagai positif disebut sebagai *true positive* (TP) dan jika dikelompokkan sebagai negatif disebut *false negative* (FN). Jika instance adalah negatif dan dinyatakan sebagai negatif disebut sebagai *true negative* (TN) dan jika dinegatifkan sebagai positif disebut *false positive* (FP).

Sensitivitas didefinisikan sebagai probabilitas citra dikatakan berkualitas baik dan pada kenyataannya citra tersebut memang berkualitas baik. Sensitivitas dapat dihitung dengan persamaan (2).

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

Spesifisitas merupakan probabilitas citra dikatakan berkualitas buruk dan pada kenyataannya citra tersebut memang berkualitas buruk. Spesifisitas dihitung dengan persamaan (3).

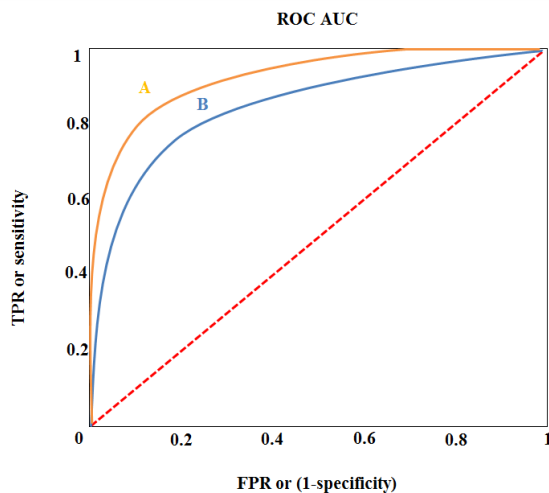
$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{FP+TN} \quad (4)$$

Tingkat keberhasilan klasifikasi dapat dinyatakan dalam akurasi yaitu dengan menghitung jumlah *clustering* yang benar dibagi dengan jumlah total klasifikasi [9], seperti pada persamaan (4)

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (5)$$

Receiver Operating Characteristics (ROC) merupakan teknik visualisasi yang banyak digunakan sebagai indikator untuk mengevaluasi performa diagnostik klasifikasi. ROC merupakan kurva dua dimensi dimana sumbu X menunjukkan FP (sensitivitas) dan sumbu Y menunjukkan TP (spesifisitas), dan terdapat garis tengah yang membelah wilayah sensitivitas dan spesifisitas menjadi dua bagian yang sama yang dinamakan *random guess*.

Selain ROC, *Area Under the ROC Curve* (AUC) juga banyak digunakan sebagai metode evaluasi, dimana AUC menghitung luas daerah di bawah kurva ROC. AUC memiliki nilai dengan rentang antara 0,0–1,0, semakin nilai AUC mendekati nilai 1 maka menunjukkan semakin tinggi pula keakuratan klasifikasi.



Gbr 2. Kurva ROC AUC

Gbr 2 memperlihatkan contoh perbandingan performa dua algoritme klasifikasi ‘A’ dan ‘B’ berdasarkan ROC AUC. Berdasarkan kurva ROC AUC maka dapat disimpulkan bahwa algoritma ‘A’ memiliki keakuratan klasifikasi yang lebih baik dibandingkan algoritme ‘B’, karena AUC dari algoritma ‘A’ mendekati nilai 1.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini digunakan 58 citra retina dari database HEI-MED. Citra-citra tersebut berupa citra RGB dengan resolusi 2196 x 1958 pixels. Untuk keperluan evaluasi hasil penilaian, citra retina dinilai oleh dokter spesialis mata dari rumah sakit Sardjito Yogyakarta. Suatu citra retina dikatakan berkualitas baik untuk pendeteksian *Diabetic retinopathy* apabila area macula tidak terlalu gelap dan tidak terlalu terang, serta *blood vessels* di area tersebut dapat terlihat dengan jelas. Setelah dilakukan penilaian oleh dokter spesialis mata, citra

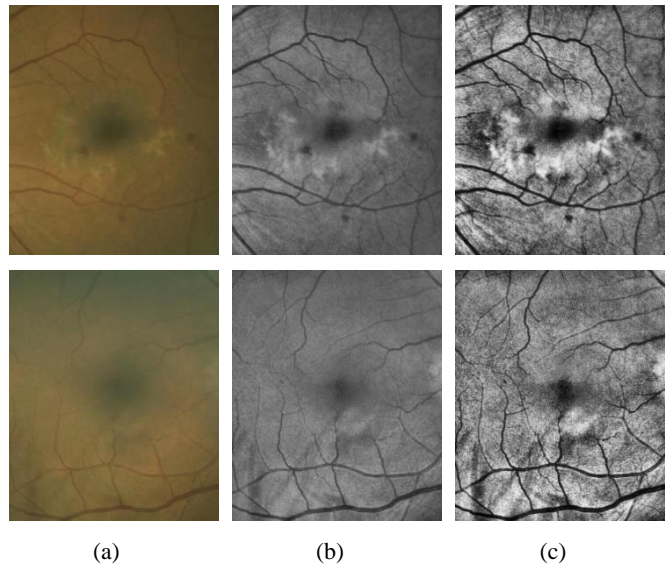
retina dari database memiliki kualitas yang cukup dan baik untuk pendeteksian *diabetic retinopathy*. Contoh citra retina yang digunakan dapat dilihat pada Gbr 3.



Gbr 3. Contoh citra retina dari database HEI-MED

A. Praproses pengolahan citra

Praproses merupakan tahap awal yang terdiri dari *cropping* citra retina dan *enhancement*. Tahap *preprocessing* menghasilkan RoI citra retina yang siap untuk diproses lebih lanjut, yaitu proses ekstraksi fitur.



Gbr 4. Contoh hasil *preprocessing*; (a) citra RGB setelah *cropping*, (b) citra *green channel*, dan (c) citra yang di-*enhancement*

Pada Gbr 4 dapat dilihat contoh hasil praproses citra retina untuk kasus *Diabetic retinopathy*. Tahap pertama yaitu *cropping* yang bertujuan untuk mengambil area di sekitar macula pada citra RGB yang merupakan Region of Interest untuk pendeteksian *Diabetic retinopathy*. Kemudian dilakukan ekstraksi green channel dari citra RGB, dan dilanjutkan dengan proses *enhancement* citra dengan melakukan peregangan contrast dengan algoritma CLAHE. Keluaran dari praproses berupa area macula citra retina yang siap untuk dilakukan ekstraksi fitur.

B. Ekstraksi Fitur

Pada Tabel II, III, dan IV disajikan atribut yang digunakan untuk klasifikasi kualitas citra retina. Nilai pada data atribut tersebut adalah data sebelum normalisasi.

TABEL II
HASIL EKSTRAKSI FITUR HISTOGRAM

Atribut/Fitur	Tipe data	Statistik	Nilai
Mean	Numerik	Minimum	92,262
		Maksimum	135,725
		Mean	119,173
		Standar Deviasi	10,169
Standar deviasi	Numerik	Minimum	32,359
		Maksimum	67,104
		Mean	48,285
		Standar Deviasi	6,498
Skewness	Numerik	Minimum	-0,701
		Maksimum	0,948
		Mean	0,062
		Standar Deviasi	0,387
Energi	Numerik	Minimum	0,004
		Maksimum	0,009
		Mean	0,006
		Standar Deviasi	0,001
Entropi	Numerik	Minimum	4,887
		Maksimum	5,514
		Mean	5,258
		Standar Deviasi	1,124
Smoothness	Numerik	Minimum	0,016
		Maksimum	0,065
		Mean	0,035
		Standar Deviasi	0,009
		Standar Deviasi	0,009

TABEL III
HASIL EKSTRAKSI FITUR GLCM

Atribut/Fitur	Tipe data	Statistik	Nilai
ASM	Numerik	Minimum	0,00007
		Maksimum	0,00038
		Mean	0,00169
		Standar Deviasi	0,00018
Contrast	Numerik	Minimum	220,537
		Maksimum	717,399
		Mean	354,001
		Standar Deviasi	94,622
IDM	Numerik	Minimum	0,081
		Maksimum	0,125
		Mean	0,103

Atribut/Fitur	Tipe data	Statistik	Nilai
Entropi	Numerik	Standar Deviasi	0,01
		Minimum	8,438
		Maksimum	9,838
		Mean	9,241
Korelasi	Numerik	Standar Deviasi	0,258
		Minimum	0,00021
		Maksimum	0,00086
		Mean	0,00042
Korelasi	Numerik	Standar Deviasi	0,00043

TABEL IV
HASIL EKSTRAKSI FITUR CONTRAST BLOOD VESSEL

Atribut	Tipe data	Statistik	Nilai
Contrast_BV	Numerik	Minimum	20,365
		Maksimum	70,795
		Mean	46,914
		Standar Deviasi	11,31

Total keseluruhan atribut untuk kasus *diabetic retinopathy* yaitu 12 atribut. Atribut tersebut dibagi berdasarkan kelompok fitur dan digunakan sebagai data masukan proses klasifikasi.

C. Praproses Data

Normalisasi data dibutuhkan pada data yang mana fitur-fiturnya memiliki rentang nilai yang berbeda-beda seperti halnya terlihat pada tabel 1, 2, dan 3. Proses normalisasi data menghasilkan fitur-fitur dengan rentang nilai 0 sampai 1. Adapun mean dan standar deviasi nilai setiap fitur ditunjukkan pada Tabel V, VI, dan VII.

TABEL V
HASIL NORMALISASI DATA FITUR HISTOGRAM

Atribut	Tipe data	Statistik	Nilai
Mean	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,05
		Standar Deviasi	0,125
Standar deviasi	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,504
		Standar Deviasi	0,175
Skewness	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,479
		Standar Deviasi	0,234
Energi	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,338
		Standar Deviasi	0,188
Entropi	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,649
		Standar Deviasi	0,182

Atribut	Tipe data	Statistik	Nilai
Smoothness	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,424
		Standar Deviasi	0,178

TABEL VI
HASIL NORMALISASI DATA FITUR GLCM

Atribut	Tipe data	Statistik	Nilai
ASM	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,319
		Standar Deviasi	0,197
Contrast	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,247
		Standar Deviasi	0,189
IDM	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,505
		Standar Deviasi	0,231
Entropi	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,563
		Standar Deviasi	0,181
Correlation	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,248
		Standar Deviasi	0,159

TABEL VII
HASIL NORMALISASI DATA FITUR CONTRAST BLOOD VESSELS

Atribut	Tipe data	Statistik	Nilai
Contrast_BV	Numerik	Minimum	0
		Maksimum	1
		Mean	0,509
		Standar Deviasi	0,229

D. Seleksi Fitur

Metode seleksi fitur yang digunakan berikutnya yaitu ranking dengan menggunakan *Correlation attribute evaluator*. Tabel VIII menyajikan hasil seleksi fitur.

TABEL VIII
RANGKING HASIL SELEKSI FITUR

Atribut	Fitur	Ranking
C1	Mean	12
C2	Standar Deviasi	7
C3	Skewness	3
C4	Energy	10
C5	Entropy	9
C6	Smoothness	4

C7	ASM	8
C8	Contrast	1
C9	IDM	5
C10	Entropi GLCM	2
C11	Correlation	11
C12	Contrast_BV	6

Fitur-fitur diurutkan berdasarkan ranking pada hasil seleksi fitur, kemudian dieliminasi satu per satu dari ranking terendah untuk membentuk subset fitur. Subset fitur yang dibentuk seperti pada tabel IX.

TABEL IX
SUBSET FITUR SETELAH SELEKSI FITUR DENGAN *CORRELATION ATTRIBUTE EVALUATOR*

Nomor	Subset Fitur
1	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4,C11,C1} atau semua fitur
2	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4,C11}
3	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4}
4	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5}
5	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7}
6	{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2}
7	{C8,C10,C3,C6,C9,C12}
8	{C8,C10,C3,C6,C9}
9	{C8,C10,C3,C6}
10	{C8,C10,C3}
11	{C8,C10}
12	{C8}

E. Klasifikasi dan Evaluasi Performa

Setiap subset fitur yang diperoleh dilakukan klasifikasi dengan metode Naïve Bayes. Hasil klasifikasi berupa confusion matriks yang menunjukkan *True Positive (TP)*, *False Negative (FN)*, *True Negatif (TN)*, dan *False Positif (FP)* dari hasil klasifikasi dengan fitur terseleksi. *True positive (TP)* yaitu citra fundus kualitas buruk dikatakan sebagai kualitas buruk, *false negative (FN)* yaitu citra fundus dengan kualitas buruk dikatakan sebagai kualitas baik. Sebaliknya, *true negative (TN)* yaitu citra fundus dengan kualitas baik dikatakan sebagai kualitas baik sedangkan *false positive (FP)* yaitu citra fundus dengan kualitas baik dikatakan sebagai kualitas buruk. Perbandingan nilai TP, FN, TN, dan FP dari setiap subset untuk seleksi fitur *Information Gain* ditunjukkan pada Tabel 14 dan untuk seleksi fitur *correlation attribute evaluator* ditunjukkan pada Tabel X.

TABEL X
HASIL KLASIFIKASI NAÏVE BAYES UNTUK SUBSET FITUR DENGAN *CORRELATION ATTRIBUTE EVALUATOR*

Subset Fitur	TP	FN	TN	FP
Semua fitur	1	3	44	12
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4,C11}	1	3	46	10
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4}	1	3	44	12
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5}	1	3	48	8
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7}	0	4	48	8
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2}	0	4	50	6
{C8,C10,C3,C6,C9,C12}	0	4	50	6
{C8,C10,C3,C6,C9}	0	4	51	5
{C8,C10,C3,C6}	0	4	52	4

Subset Fitur	TP	FN	TN	FP
{C8,C10,C3}	0	4	53	3
{C8,C10}	0	4	54	2
{C8}	0	4	54	2

Pada Tabel X dapat dilihat bahwa hasil klasifikasi tertinggi untuk penentuan kualitas citra fundus dikatakan cukup yaitu 1 dengan false negatif sebanyak 3 dengan subset fitur paling optimal yakni contrast, entropi GLCM, skewness, smothness, IDM, contrast blood vessel, standar deviasi, ASM, dan entropy. Sementara itu, untuk citra fundus dikatakan berkualitas baik yaitu 54 citra dengan subset fitur contrast dan Entropi GLCM.

TABEL XI
EVALUASI HASIL KLASIFIKASI UNTUK SUBSET FITUR

Subset Fitur	Sensitivitas	Spesifisitas	Akurasi	AUC
Semua fitur	0,750	0,786	0,750	0,445
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4,C11}	0,783	0,821	0,783	0,444
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5,C4}	0,800	0,786	0,750	0,440
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7,C5}	0,817	0,857	0,817	0,436
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2,C7}	0,800	0,857	0,800	0,446
{C8,C10,C3,C6,C9,C12,C2}	0,833	0,893	0,833	0,444
{C8,C10,C3,C6,C9,C12}	0,833	0,893	0,833	0,444
{C8,C10,C3,C6,C9}	0,850	0,911	0,850	0,359
{C8,C10,C3,C6}	0,867	0,929	0,867	0,417
{C8,C10,C3}	0,883	0,946	0,883	0,502
{C8,C10}	0,900	0,964	0,900	0,542
{C8}	0,900	0,964	0,900	0,480

Berdasarkan evaluasi performa klasifikasi Naïve bayes diperoleh subset fitur yang optimal yaitu {C8,C10} yang merupakan ekstraksi fitur GLCM contrast dan entropi. Nilai sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi sama dengan hanya menggunakan {C8} atau fitur GLCM contrast saja yaitu sensitivitas 90%, spesifisitas 96,4%, akurasi 90%. Namun dan *Area under the ROC Curve* (AUC) masing-masing subset tersebut berbeda, untuk fitur GLCM contrast dan entropi yaitu sebesar 0,542, sementara fitur GLCM contrast saja lebih rendah yaitu 0,480. Apabila dibandingkan dengan hasil evaluasi klasifikasi tanpa seleksi fitur (menggunakan semua fitur), dengan penerapan seleksi fitur *correlation attribute evaluator* terjadi peningkatan sensitivitas hingga 15%, spesifisitas hingga 17,8%, akurasi hingga 15%, dan AUC hingga 0,097.

IV. PENUTUP

Penilaian kualitas citra retina merupakan tahapan yang penting sebelum dilakukan pendeteksian penyakit pada retina. Hal ini untuk mengurangi resiko kesalahan pendeteksian penyakit. Penelitian ini memberikan salah satu metode penilaian kualitas citra retina dengan berbasis ekstraksi fitur. Hasil ekstraksi fitur dapat dijadikan acuan untuk melakukan penilaian kualitas citra retina tanpa menggunakan citra

referensi. Namun diperlukan seleksi fitur untuk memilih fitur yang relevan dan mengeliminasi fitur redundan. Hasilnya menunjukkan dengan seleksi fitur *correlation attribute evaluator* diperoleh hasil klasifikasi yang optimal yaitu dengan subset fitur GLCM contrast dan entropi.

Penelitian ini masih memiliki keterbatasan, untuk itu penelitian selanjutnya dapat melakukan analisis dengan metode klasifikasi lainnya seperti SVM, k-NN, dan sebagainya. Penelitian dapat juga dilakukan dengan menambah dataset citra fundus yang akan digunakan.

UCAPAN TERIMA KASIH

Terima kasih disampaikan kepada LPPM Universitas Lampung yang telah mendanai penelitian ini melalui hibah BLU skema penelitian dasar. Terima kasih juga disampaikan untuk laboratorium Teknik Elektronika Jurusan Teknik Elektro Universitas Lampung sebagai tempat penelitian.

REFERENSI

- [1] A. Raj, A. K. Tiwari, and M. G. Martini, "Fundus image quality assessment: survey, challenges, and future scope," *IET Image Processing*, vol. 13, no. 8, pp. 1211–1224, Jun. 2019, doi: 10.1049/iet-ipr.2018.6212.
- [2] B. Remeseiro, A. M. Mendonca, and A. Campilho, "Objective quality assessment of retinal images based on texture features," in *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, Anchorage, AK, USA: IEEE, May 2017, pp. 4520–4527. doi: 10.1109/IJCNN.2017.7966429.
- [3] S. Biswas, J. Rohdin, A. Kavetskiy, and M. Drahansky, "Grading Quality of Color Retinal Images to Assist Fundus Camera Operators," in *2020 IEEE 33rd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS)*, Rochester, MN, USA: IEEE, Jul. 2020, pp. 77–82. doi: 10.1109/CBMS49503.2020.00022.
- [4] L. Abdel-Hamid, "Retinal image quality assessment using transfer learning: Spatial images vs. wavelet detail subbands," *Ain Shams Engineering Journal*, vol. 12, no. 3, pp. 2799–2807, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.asej.2021.02.010.
- [5] L. Abdel-Hamid, A. El-Rafei, S. El-Ramly, G. Michelson, and J. Hornegger, "Retinal image quality assessment based on image clarity and content," *J. Biomed. Opt.*, vol. 21, no. 9, p. 096007, Sep. 2016, doi: 10.1117/1.JBO.21.9.096007.
- [6] H. A. Nugroho, T. Yulianti, N. A. Setiawan, and D. A. Dharmawan, "Contrast measurement for no-reference retinal image quality assessment," in *2014 6th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE)*, Yogyakarta, Indonesia: IEEE, Oct. 2014, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICITEED.2014.7007902.
- [7] T. Yulianti, H. D. Septama, R. Himayani, H. A. Nugroho, and N. A. Setiawan, "No reference image quality assessment of retinal image for diabetic retinopathy detection based on feature extraction," presented at the The 2nd Universitas Lampung International Conference on Science, Technology, And Environment (ULICoSTE) 2021, Bandar Lampung, Indonesia, 2022, p. 080009. doi: 10.1063/5.0103286.
- [8] "CorrelationAttributeEval." <https://weka.sourceforge.io/doc.dev/weka/attributeSelection/CorrelationAttributeEval.html> (accessed Mar. 09, 2023).
- [9] J. Han and M. Kamber, *Data mining: concepts and techniques*, 3rd ed. Burlington, MA: Elsevier, 2012.
- [10] J. Lin, L. Yu, Q. Weng, and X. Zheng, "Retinal image quality assessment for diabetic retinopathy screening: A survey," *Multimed Tools Appl*, vol. 79, no. 23–24, pp. 16173–16199, Jun. 2020, doi: 10.1007/s11042-019-07751-6.