

KLASIFIKASI RETINOPATI DIABETIK BERBASIS CIRI TEKSTUR TAPIS GABOR MENGGUNAKAN SVM

Nur Bebi Ulfah Irawati^{1*}, Abdul Haris Kuspranoto², Luluk Hermawati³, Muchtar Ali Setyo Yudono⁴,
Laily Muntasiroh⁵

^{1,3}Program Studi Kedokteran, Fakultas Kedokteran
Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

²Program Studi Teknik Elektromedik,
Politeknik Bina Trada Semarang, Indonesia

⁴Program Studi Teknik Elektro, Fakultas Teknik
Universitas Sultan Ageng Tirtayasa, Indonesia

⁵Program Studi Rekayasa Elektro, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Muhammadiyah Semarang, Indonesia

ABSTRACT

Retinopati Diabetik (RD) merupakan salah satu komplikasi mikrovaskular akibat diabetes melitus yang dapat menyebabkan kebutaan permanen. Deteksi otomatis berbasis citra fundus retina menjadi solusi potensial untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi diagnosis klinis. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat keparahan RD berdasarkan fitur tekstur menggunakan Tapis Gabor dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Metode yang digunakan mencakup ekstraksi fitur dari dua objek utama pada citra fundus, yaitu pembuluh darah dan eksudat. Ekstraksi dilakukan dengan menerapkan Tapis Gabor, kemudian dihitung parameter statistik orde pertama, yaitu *mean*, *variance*, dan *entropy*. Proses klasifikasi dilakukan menggunakan SVM dengan kernel *Radial Basis Function*, serta dievaluasi menggunakan skema *10-fold stratified cross-validation*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem berbasis fitur pembuluh darah menghasilkan akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas rata-rata masing-masing sebesar 92,9%, 92,9%, dan 96,7%. Sementara itu, sistem berbasis fitur eksudat menghasilkan akurasi 82,1%, sensitivitas 82,1%, dan spesifisitas 94%. Kesimpulan dari penelitian ini menunjukkan bahwa fitur pembuluh darah lebih stabil dalam mengklasifikasikan seluruh tingkat keparahan RD, sedangkan eksudat memiliki kontribusi signifikan dalam mengidentifikasi tingkat keparahan tinggi. Kombinasi kedua fitur direkomendasikan untuk meningkatkan performa sistem klasifikasi RD secara keseluruhan.

Kata Kunci: Eksudat; Fundus Retina; Klasifikasi Otomatis; Pembuluh Darah; Retinopati Diabetik

ABSTRACT

Diabetic Retinopathy (DR) is a microvascular complication of diabetes mellitus that can lead to permanent blindness. Automatic detection based on retinal fundus images is a potential solution to improve the efficiency and accuracy of clinical diagnosis. This study aims to develop an automatic classification system for the severity of DR based on texture features using Gabor Filters and Support Vector Machine (SVM) algorithms. The method used includes feature extraction from two main objects in the fundus image, namely blood vessels and exudates. Extraction is carried out by applying Gabor Filters, then calculating the first-order statistical parameters, namely mean, variance, and entropy. The classification process is carried out using SVM with a Radial Basis Function kernel, and evaluated using a 10-fold stratified cross-validation scheme. The test results show that the blood vessel feature-based system produces an average accuracy, sensitivity, and specificity of 92.9%, 92.9%, and 96.7%, respectively. Meanwhile, the exudate feature-based system produces an accuracy of 82.1%, a sensitivity of 82.1%, and a specificity of 94%. The conclusion of this study indicates that blood vessel features are more stable in classifying all levels of RD severity, while exudate features significantly contribute to identifying high severity levels. A

combination of both features is recommended to improve the overall performance of the RD classification system.

Keywords: *Exudate; Retinal Fundus; Automatic Classification; Blood Vessels; Diabetic Retinopathy*

1. PENDAHULUAN

Diabetes mellitus adalah penyakit metabolik kronis yang ditandai oleh peningkatan kadar glukosa darah akibat gangguan sekresi atau kerja insulin [1], [2], [3]. Penyakit ini menjadi penyebab utama berbagai komplikasi, seperti kebutaan, gangguan kardiovaskular, dan gagal ginjal, serta berkontribusi besar terhadap angka kematian global [4]. Berdasarkan IDF Diabetes Atlas edisi ke-10, pada tahun 2021 terdapat sekitar 537 juta orang dewasa (usia 20–79 tahun) yang hidup dengan diabetes, dan sekitar 35% di antaranya diperkirakan mengalami komplikasi Retinopati Diabetik (RD) [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12], [13], [14].

RD merupakan komplikasi mikrovaskular akibat hiperglikemia kronis yang merusak pembuluh darah kecil pada retina, jaringan peka cahaya yang berperan dalam proses penglihatan. Hiperglikemia memicu disfungsi endotel, stres oksidatif, dan peradangan, yang menyebabkan kebocoran kapiler, mikroaneurisma, dan neovaskularisasi akibat peningkatan ekspresi *vascular endothelial growth factor* (VEGF) [15]. Kerusakan ini berdampak pada integritas pembuluh darah retina dan mengganggu suplai oksigen, yang dapat menyebabkan kebutaan. Pemeriksaan dengan *Optical Coherence Tomography Angiography* (OCTA) menunjukkan penurunan densitas vaskular di area makula dan saraf optik sebelum munculnya gejala klinis, yang berkorelasi kuat dengan tingkat keparahan RD [16].

Tahap awal RD seringkali tidak menimbulkan gejala (asimtomatik), sehingga diagnosis sering terlambat dan kerusakan retina menjadi irreversibel. Risiko RD meningkat pada pasien dengan kontrol glikemik buruk, durasi diabetes lebih dari lima tahun, serta dislipidemia, dan lebih tinggi pada laki-laki [17], [18], [19]. skrining retina secara rutin sangat penting untuk deteksi dini dan pencegahan komplikasi lanjut.

Secara klinis, deteksi RD dilakukan melalui analisis manual citra fundus oleh dokter mata, yang memerlukan waktu, tenaga, dan keahlian tinggi. Ketergantungan pada evaluasi subjektif berisiko menyebabkan keterlambatan diagnosis. Maka dari itu, sistem deteksi otomatis berbasis citra menjadi solusi yang menjanjikan untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi skrining RD [20], [21], [22].

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat keparahan RD menggunakan metode ekstraksi fitur Tapis Gabor dan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Tapis Gabor digunakan untuk mengekstraksi fitur tekstur dari pembuluh darah dan eksudat pada citra fundus retina, sedangkan SVM berperan dalam mengklasifikasikan citra ke dalam empat kelas: normal, *mild*, *moderate*, dan *severe*. Pendekatan ini diharapkan dapat meningkatkan akurasi dan objektivitas diagnosis RD secara otomatis.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Berbagai penelitian telah mengembangkan sistem klasifikasi otomatis Retinopati Diabetik (RD) berbasis deep learning. Kaushik et al. [23] mengusulkan kerangka kerja berbasis Residual Network (ResNet) untuk deteksi RD dari citra fundus retina, yang mencapai akurasi 83% dan presisi 95% pada kelas negatif. Hal ini menunjukkan efektivitas residual connections dalam meningkatkan stabilitas dan mencegah degradasi performa pada jaringan dalam.

Das et al. [24] mengevaluasi 26 arsitektur deep learning untuk deteksi RD dan mengidentifikasi EfficientNetB4 sebagai model terbaik, dengan akurasi pelatihan 99,37% dan validasi 79,11%. Arsitektur lain seperti InceptionV3, InceptionResNetV2, dan DenseNet169 juga menunjukkan performa stabil, sementara ResNet50 mengalami overfitting. Temuan ini menekankan pentingnya pemilihan arsitektur dan strategi regularisasi dalam klasifikasi citra medis.

Meskipun pendekatan deep learning efektif, keterbatasan interpretabilitas menjadi tantangan. Sebaliknya, metode berbasis tekstur seperti Tapis Gabor dapat menangkap ciri mikroskopik secara eksplisit, namun masih jarang diterapkan. Oleh karena itu, penelitian ini mengusulkan kombinasi Tapis Gabor dan SVM untuk meningkatkan akurasi dan transparansi klasifikasi RD.

3. TERMINOLOGI

Bagian ini membahas teori dan definisi terminologi yang mendukung pengembangan sistem klasifikasi Retinopati Diabetik berbasis pengolahan citra digital.

1.1. Retinopati Diabetik

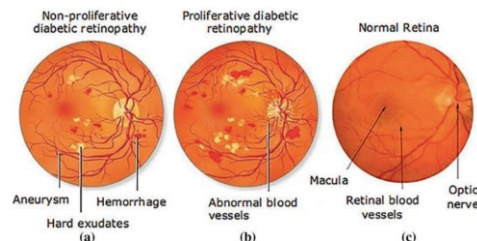
Retinopati Diabetik (RD) merupakan komplikasi mikrovaskular akibat diabetes melitus tipe 1 dan 2 yang menyebabkan kerusakan pembuluh darah retina. Hiperglikemia kronis mengganggu oksigenasi jaringan, memicu neovaskularisasi, perdarahan, dan

akumulasi eksudat. RD terbagi menjadi dua tahap utama: Non-Proliferative Diabetic Retinopathy (NPDR) dan Proliferative Diabetic Retinopathy (PDR). NPDR ditandai dengan mikroaneurisma, eksudat, dan perdarahan, serta dibagi menjadi:

- 1) Mild: Mikroaneurisma dan perdarahan ringan, penglihatan masih normal.
- 2) Moderate: Oklusi kapiler, perdarahan, dan peningkatan eksudat.
- 3) Severe NPDR: Ditandai dengan venous beading, perdarahan luas, dan kelainan mikrovaskular intraretinal (IRMA) pada sedikitnya satu kuadran retina.

1.2. Eksudat

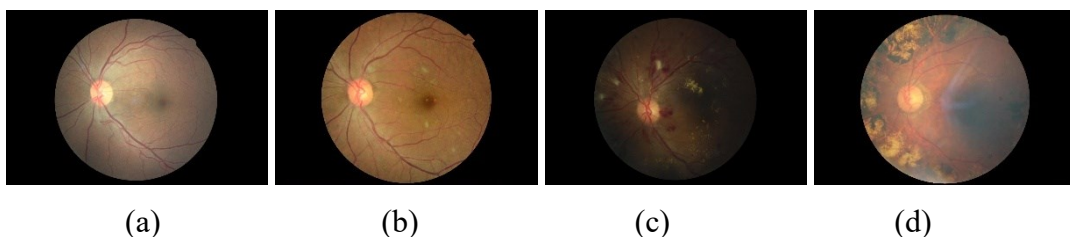
Eksudat merupakan endapan lipoprotein akibat kebocoran kapiler retina yang tertinggal sebagai sisa edema. Secara klinis, eksudat tampak sebagai bintik kuning tunggal atau berkelompok di sekitar optic disc. Jika muncul di area makula atau fovea, dapat menyebabkan gangguan penglihatan. Visualisasi eksudat ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Retina: (a) Gambar fundus NDPR dengan mikroaneurisma, perdarahan, dan eksudat, (b) Gambar fundus PDR dengan pembuluh darah abnormal, (c) Retina normal

1.3. Dataset Citra Retina

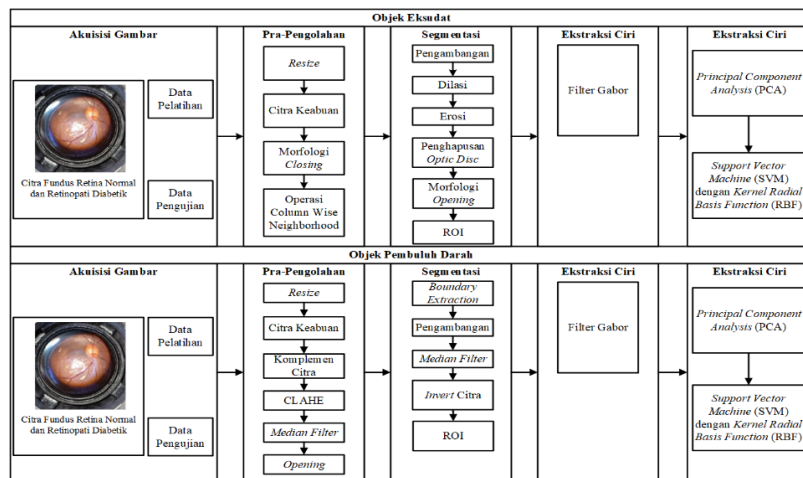
Citra masukan dalam penelitian ini merupakan citra fundus retina penderita Retinopati Diabetik yang diperoleh dari dataset Kaggle, dengan resolusi 1083×683 piksel. Sebanyak 400 citra digunakan, yang terbagi merata ke dalam empat kelas: normal, mild, moderate, dan severe, Setiap kelas sebanyak 100 citra. Dataset ini kemudian dibagi menjadi dua bagian, yaitu 320 citra (80%) untuk data pelatihan dan 80 citra (20%) untuk data pengujian.



Gambar 2. Tingkatan Retinopati: (a) Citra kelas normal, (b) Citra kelas mild, (c) Citra kelas moderate, (d) Citra kelas severe.

4. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi Retinopati Diabetik (RD) berbasis pengolahan citra digital melalui pendekatan terstruktur. Citra fundus diklasifikasikan ke dalam empat kelas (normal, mild, moderate, severe) melalui tahapan pra-pengolahan, segmentasi, ekstraksi fitur, dan klasifikasi. Tahap pra-pengolahan meliputi konversi warna, normalisasi intensitas, dan peningkatan kontras. Segmentasi menyoroti area penting seperti pembuluh darah dan eksudat. Ekstraksi tekstur dilakukan dengan Tapis Gabor, dan klasifikasi menggunakan algoritma SVM. Evaluasi performa didasarkan pada akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Alur sistem ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Diagram Blok Klasifikasi Retinopati Diabetik

1. Pra-Pengolahan

Pra-pengolahan citra dilakukan untuk meningkatkan kualitas visual serta efisiensi komputasi dalam proses ekstraksi fitur. Baik untuk deteksi eksudat maupun pembuluh darah, citra retina berukuran asli diubah ukurannya menjadi 576×720 piksel guna menyamakan dimensi dan mengurangi beban komputasi. Setelah proses resize, citra dikonversi ke format keabuan. Deteksi eksudat, dilakukan operasi morfologi closing guna menghilangkan struktur pembuluh darah yang dapat mengganggu identifikasi eksudat, dilanjutkan dengan metode column-wise neighborhood untuk menandai area kandidat eksudat. Sementara itu, untuk ekstraksi pembuluh darah, diterapkan proses invert image agar pembuluh darah tampak lebih kontras, diikuti oleh peningkatan kontras menggunakan Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Selanjutnya, median filter digunakan untuk mereduksi derau, dan diakhiri dengan operasi morfologi opening untuk mempertahankan pembuluh darah kecil serta mempertahankan struktur pembuluh darah besar.

2. Segmentasi

Segmentasi citra merupakan tahap penting dalam pemisahan objek target dari latar belakang. Pada segmentasi eksudat, citra yang telah melalui pra-pengolahan dikonversi ke format keabuan, kemudian diterapkan operasi morfologi closing untuk merapikan area eksudat. Untuk menghindari deteksi keliru, optic disc dihapus menggunakan mask berdiameter 80 piksel yang menutupi area dengan intensitas tertinggi. Selanjutnya, dilakukan penghapusan batas citra, erosi untuk menghilangkan derau, dan dilasi untuk mempertegas bentuk eksudat. Proses ini diakhiri dengan pemotongan Region of Interest (ROI) guna mengekstraksi eksudat secara fokus. Pada segmentasi pembuluh darah, tahap awal adalah boundary extraction, yaitu pengurangan hasil CLAHE dengan hasil operasi morfologi untuk memperjelas struktur pembuluh darah. Proses dilanjutkan dengan thresholding, invert image, dan median filter untuk meningkatkan kontras dan mengurangi derau. Citra kemudian dikomplemen kembali dan dibagi menjadi ROI berdasarkan homogenitas piksel guna memperoleh representasi pembuluh darah yang optimal.

3. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi fitur pada penelitian ini dilakukan menggunakan Tapis Gabor orde pertama, dengan tujuan memperoleh informasi tekstur dari citra retina, khususnya pola eksudat dan pembuluh darah. Tapis Gabor dipilih karena kemampuannya dalam mendeteksi tekstur berbasis orientasi dan frekuensi lokal, yang sesuai untuk karakteristik mikroskopik pada citra fundus. Proses ekstraksi dimulai dengan konvolusi citra segmentasi (baik eksudat maupun pembuluh darah) dengan kernel Gabor menggunakan parameter tetap, yaitu panjang gelombang (wavelength) sebesar 2 dan orientasi sebesar 45 derajat. Hasil konvolusi ini dianalisis lebih lanjut menggunakan tiga ciri statistik orde pertama, yang dihitung berdasarkan intensitas piksel pada hasil konvolusi. Ciri tersebut dijelaskan melalui Persamaan (1) hingga (3) sebagai berikut:

- 1) Rerata (μ), Merupakan nilai intensities rerata di dalam citra.

$$\mu = \sum_n f_n P(f_n) \quad (1)$$

- 2) Varians (σ^2), Menampilkan fluktuasi elemen dalam histogram citra.

$$\sigma^2 = \sum_n (f_n - \mu)^2 p(f_n) \quad (2)$$

- 3) Entropi (H), Menampilkan ukuran dan bentuk citra yang tidak rata.

$$H = - \sum_n p(f_n) \cdot \log p(f_n) \quad (3)$$

4. Klasifikasi Support Vector Machine (SVM)

Algoritma Support Vector Machine (SVM) digunakan untuk mengklasifikasikan tingkat keparahan Retinopati Diabetik berdasarkan fitur tekstur citra fundus retina. Dataset terdiri dari 1800 citra beresolusi 1083×683 piksel, terbagi merata ke dalam empat kelas (normal, mild, moderate, severe). Fitur tekstur diekstraksi menggunakan konvolusi Tapis Gabor orde pertama dan direpresentasikan melalui tiga parameter statistik orde pertama: Mean, Variance, dan Entropy. Fitur distandarisasi menggunakan StandardScaler, lalu direduksi dimensinya menjadi tiga komponen utama menggunakan Principal Component Analysis (PCA). Model SVM menggunakan kernel Radial Basis Function (RBF) dengan parameter $C = 1000$ dan $\gamma = 1$ untuk memetakan data nonlinier dan menangkap pola lokal. Evaluasi dilakukan menggunakan 10-fold Stratified Cross Validation untuk menjaga proporsi kelas secara seimbang.

5. Analisa dan Efektivitas Sistem

Evaluasi model dilakukan untuk menilai kinerja sistem klasifikasi tingkat keparahan Retinopati Diabetik berbasis SVM. Tiga metrik utama yang digunakan adalah akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas. Ketiga metrik ini memberikan gambaran menyeluruh terhadap kemampuan model dalam mengenali pola citra retina secara tepat, terutama dalam konteks aplikasi medis yang menuntut presisi tinggi. Akurasi mengukur proporsi prediksi benar terhadap seluruh data uji, dihitung dengan persamaan (4):

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Nilai akurasi tinggi menunjukkan bahwa model mampu melakukan klasifikasi secara umum dengan baik. Namun, akurasi saja tidak cukup, terutama jika terdapat ketidakseimbangan jumlah data antar kelas. Sensitivitas (recall) mengukur kemampuan model dalam mengenali data positif secara benar:

$$\text{Sensitivitas} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (5)$$

Dalam konteks ini, sensitivitas yang tinggi penting untuk memastikan bahwa kasus RD dengan tingkat keparahan tertentu tidak terlewatkan oleh sistem.

Spesifisitas merupakan cara untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali data negatif secara tepat:

$$\text{Spesifisitas} = \frac{TN}{TN+FP} \quad (6)$$

Nilai spesifisitas tinggi menunjukkan kemampuan model untuk menghindari kesalahan klasifikasi pada kelas lain yang bukan target.

5. HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini mengevaluasi kinerja sistem klasifikasi Retinopati Diabetik (RD) berbasis ekstraksi tekstur menggunakan Tapis Gabor dan klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM). Evaluasi dilakukan terhadap empat kelas RD (normal, *mild*, *moderate*, dan *severe*) menggunakan citra fundus dari *dataset* Kaggle. Metrik evaluasi mencakup akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas, dengan validasi dilakukan menggunakan teknik *10-fold stratified cross-validation* untuk memastikan generalisasi model. Tabel 1 menunjukkan akurasi pelatihan berdasarkan dua fitur utama yang diekstraksi, yakni pembuluh darah dan eksudat.

Tabel 1. Hasil Perbandingan Akurasi Pelatihan Sistem Klasifikasi Retinopati Diabetik

Objek	Normal	<i>Mild</i>	<i>Moderate</i>	<i>Severe</i>	Sistem
Pembuluh Darah	100%	95%	90%	95%	95%
Eksudat	90%	70%	80%	95%	100%

Hasil pada Tabel 1 memperlihatkan bahwa fitur pembuluh darah memberikan akurasi pelatihan yang lebih stabil dan tinggi secara keseluruhan (rata-rata 95%), yang mencerminkan bahwa struktur vaskular retina merupakan indikator yang sangat representatif dalam membedakan tingkatan keparahan RD. Sebaliknya, fitur eksudat menunjukkan performa bervariasi, khususnya pada kelas *mild* dan *moderate*. Hal ini mengindikasikan bahwa eksudat, sebagai penanda morfologis yang biasanya muncul pada stadium lanjut, kurang mampu merepresentasikan tahapan awal penyakit. Tabel 2 menyajikan hasil pengujian sistem untuk setiap *fold*.

Tabel 2. Hasil Perbandingan Akurasi Pengujian Sistem Klasifikasi Retinopati Diabetik

Objek	Fold	Normal	Mild	Moderate	Severe	Sistem
Pembuluh Darah	1	100%	85%	95%	100%	95%
	2	100%	85%	100%	100%	96%
	3	100%	95%	85%	100%	95%
	4	100%	80%	90%	100%	93%
	5	100%	95%	95%	100%	98%
	6	100%	85%	100%	100%	96%
	7	100%	75%	70%	85%	83%
	8	100%	75%	95%	90%	90%
	9	100%	70%	75%	100%	86%
	10	100%	80%	70%	80%	83%
Eksudat	1	90%	80%	80%	90%	85%
	2	90%	70%	90%	80%	83%
	3	90%	60%	80%	90%	80%
	4	90%	75%	80%	85%	83%
	5	90%	60%	85%	95%	83%
	6	90%	50%	80%	80%	75%
	7	90%	65%	75%	80%	78%
	8	90%	70%	90%	95%	86%
	9	90%	75%	85%	90%	85%
	10	90%	65%	90%	85%	83%

Berdasarkan Tabel 2, terlihat bahwa model berbasis pembuluh darah memiliki rata-rata akurasi sebesar 92,9%, dengan akurasi tertinggi pada *Fold* ke-5 (98%) dan terendah pada *Fold* ke-10 (83%). Penurunan pada *fold* tertentu kemungkinan disebabkan oleh distribusi data yang tidak seimbang, terutama pada kelas *mild* dan *moderate* yang secara klinis lebih sulit dibedakan akibat kemiripan tekstural.

Model berbasis eksudat memiliki rata-rata akurasi 82,1%. Fluktuasi antar *fold* lebih besar, yang menandakan sensitivitas fitur ini terhadap variasi intra-kelas. Nilai akurasi tinggi pada kelas *severe* mengindikasikan bahwa eksudat merupakan indikator kuat untuk RD berat, namun belum sepenuhnya efektif untuk klasifikasi stadium awal, seperti *mild*.

Tabel 3. Hasil Perbandingan Sensitivitas Pengujian Sistem Klasifikasi Retinopati Diabetik

Objek	Fold	Normal	Mild	Moderate	Severe	Sistem
Pembuluh Darah	1	100%	85%	95%	100%	95%
	2	100%	85%	100%	100%	96%
	3	100%	95%	85%	100%	95%
	4	100%	80%	90%	100%	93%
	5	100%	95%	95%	100%	98%
	6	100%	85%	100%	100%	96%
	7	100%	75%	70%	85%	83%
	8	100%	75%	95%	90%	90%
	9	100%	70%	75%	100%	86%
	10	100%	80%	70%	80%	83%
Eksudat	1	90%	80%	80%	90%	85%
	2	90%	70%	90%	80%	83%
	3	90%	60%	80%	90%	80%
	4	90%	75%	80%	85%	83%
	5	90%	60%	85%	95%	83%
	6	90%	50%	80%	80%	75%
	7	90%	65%	75%	80%	78%
	8	90%	70%	90%	95%	86%
	9	90%	75%	85%	90%	85%
	10	90%	65%	90%	85%	83%

Tabel 3 menunjukkan performa sensitivitas sistem klasifikasi Retinopati Diabetik berdasarkan fitur pembuluh darah dan eksudat. Sistem berbasis fitur pembuluh darah menunjukkan sensitivitas sangat tinggi dan stabil, terutama pada kelas normal dan *severe*, dengan nilai mencapai 100% di sebagian besar *fold*. Hal ini mengindikasikan bahwa fitur struktur vaskular retina sangat efektif dalam membedakan kondisi retina tanpa kelainan dan tingkat keparahan lanjut.

Rata-rata sensitivitas sistem pada fitur pembuluh darah mencapai 92,9%, dengan performa tertinggi pada *Fold* ke-5 (98%) dan terendah pada *Fold* ke-10 (83%). Performa untuk kelas mild dan moderate menunjukkan variasi antar *fold*, mencerminkan tantangan dalam mendeteksi perubahan retina pada tahap awal atau menengah.

Fitur eksudat menghasilkan sensitivitas rata-rata sebesar 82,1%. Nilai sensitivitas relatif tinggi pada kelas normal dan *severe*, tetapi menurun secara signifikan pada kelas mild dan moderate, dengan performa terendah pada *Fold* ke-6 (75%). Hal ini disebabkan oleh karakteristik eksudat yang belum terbentuk jelas pada tahap awal penyakit, sehingga menyulitkan sistem dalam melakukan klasifikasi secara akurat.

Berdasarkan hasil tersebut, fitur pembuluh darah terbukti lebih andal dalam klasifikasi multikelas Retinopati Diabetik. Fitur eksudat tetap memberikan kontribusi positif dalam

mengidentifikasi kondisi parah. Kombinasi kedua fitur direkomendasikan untuk meningkatkan sensitivitas sistem secara keseluruhan terhadap berbagai tingkat keparahan penyakit. Perbandingan lengkap Spesifisitas antar kelas dan objek disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4. Hasil Perbandingan Spesifisitas Pengujian Sistem Klasifikasi Retinopati Diabetik

Objek	<i>Fold</i>	Normal	<i>Mild</i>	<i>Moderate</i>	<i>Severe</i>	Sistem
Pembuluh Darah	1	93%	100%	100%	100%	98%
	2	95%	100%	100%	100%	99%
	3	98%	100%	100%	100%	100%
	4	90%	100%	100%	100%	98%
	5	97%	100%	100%	100%	99%
	6	95%	100%	100%	100%	99%
	7	77%	98%	100%	100%	94%
	8	83%	97%	100%	100%	95%
	9	83%	97%	100%	100%	95%
	10	87%	97%	93%	100%	94%
Eksudat	1	93%	93%	97%	97%	95%
	2	93%	93%	90%	97%	93%
	3	90%	95%	92%	97%	94%
	4	92%	95%	95%	95%	94%
	5	90%	97%	97%	93%	94%
	6	90%	94%	90%	93%	92%
	7	93%	95%	92%	90%	93%
	8	92%	97%	95%	98%	95%
	9	92%	95%	98%	95%	95%
	10	92%	93%	95%	97%	94%

Sistem berbasis pembuluh darah mencatat rata-rata spesifisitas sebesar 96,7%, dengan nilai puncak 100% pada hampir seluruh kelas, khususnya *moderate* dan *severe*. Ini menunjukkan kemampuan sistem dalam meminimalkan *false positive*, terutama ketika mengklasifikasikan kelas dengan derajat keparahan tinggi.

Penurunan spesifisitas pada kelas normal di beberapa *fold* (misalnya, *Fold* ke-7 dan ke-9) mengindikasikan adanya kecenderungan sistem untuk salah mengklasifikasikan kondisi tidak parah sebagai normal. Hal ini dapat dikaitkan dengan ambiguitas tekstur antara kelas *mild* dan normal.

Fitur eksudat memiliki rata-rata spesifisitas 94%, dengan variasi kecil antar *fold* dan antar kelas. Spesifisitas tinggi dicapai pada kelas *moderate* dan *severe*, namun nilai sedikit menurun pada kelas *mild*. Hal ini disebabkan oleh potensi *overfitting* terhadap eksudat yang lebih menonjol pada kasus berat, namun belum sepenuhnya terbentuk pada fase awal.

Secara umum, sistem klasifikasi yang menggunakan fitur pembuluh darah menunjukkan stabilitas dan konsistensi yang lebih tinggi dibandingkan dengan sistem berbasis fitur eksudat. Hal ini dikarenakan struktur vaskular retina mengalami perubahan secara bertahap pada semua tingkat keparahan RD, menjadikannya indikator yang informatif secara progresif. Sebaliknya, fitur eksudat berperan penting dalam mendeteksi RD berat namun kurang andal pada deteksi awal. Fluktuasi performa pada kelas *mild* dan *moderate* menunjukkan bahwa *single-feature classification* dengan eksudat cenderung menghasilkan performa tidak stabil.

Dengan mempertimbangkan ketiga metrik (akurasi, sensitivitas, spesifisitas), integrasi fitur pembuluh darah dan eksudat dapat meningkatkan robustness dan akurasi sistem secara keseluruhan, serta mengurangi risiko kesalahan klasifikasi, terutama dalam konteks aplikasi klinis untuk skrining dini dan diagnosis multistadium RD.

6. KESIMPULAN

Penelitian ini telah menghasilkan sistem klasifikasi otomatis untuk mendeteksi tingkat keparahan Retinopati Diabetik (RD) berdasarkan citra fundus retina, dengan mengombinasikan metode ekstraksi fitur Tapis Gabor dan algoritma klasifikasi Support Vector Machine (SVM). Sistem ini mampu mengelompokkan citra ke dalam empat kategori, yaitu normal, mild, moderate, dan severe, dengan memanfaatkan dua objek fitur utama, yaitu pembuluh darah dan eksudat.

Hasil pengujian menunjukkan bahwa fitur pembuluh darah memberikan performa klasifikasi yang lebih tinggi dan stabil dibandingkan fitur eksudat. Rata-rata nilai akurasi, sensitivitas, dan spesifisitas sistem berbasis fitur pembuluh darah berturut-turut mencapai 92,9%, 92,9%, dan 96,7%. Sementara itu, sistem berbasis fitur eksudat memperoleh rata-rata akurasi sebesar 82,1%, sensitivitas 82,1%, dan spesifisitas 94%.

Fitur pembuluh darah terbukti efektif dalam membedakan tingkat keparahan RD pada semua kelas, khususnya pada kelas normal dan severe. Di sisi lain, fitur eksudat menunjukkan kontribusi signifikan dalam klasifikasi kelas severe, meskipun kurang optimal pada kelas mild dan moderate. Berdasarkan hasil tersebut, dapat disimpulkan bahwa fitur pembuluh darah lebih representatif dalam mengidentifikasi perubahan struktural retina pada berbagai tahap keparahan RD.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] S. Matoori, "Diabetes and its Complications," *ACS Pharmacol. Transl. Sci.*, vol. 5, no. 8, pp. 513–515, 2022, doi: 10.1021/acsptsci.2c00122.
- [2] S. A. Antar *et al.*, "Diabetes mellitus: Classification, mediators, and complications; A gate to identify potential targets for the development of new effective treatments," *Biomed. Pharmacother.*, vol. 168, pp. 1–25, 2023, doi: 10.1016/j.biopha.2023.115734.
- [3] T. E. da Silva, I. Christine, and E. M. Djaputra, "Blood Sugar Levels With Neutrophil-Lymphocyte Ratio As a Marker of Diabetes Mellitus In Elderly," *J. Widya Med. Jr.*, vol. 2, no. 3, pp. 203–208, 2020, doi: 10.33508/jwmj.v2i3.2667.
- [4] D. Tomic, J. E. Shaw, and D. J. Magliano, "The burden and risks of emerging complications of diabetes mellitus," *Nat. Rev. Endocrinol.*, vol. 18, no. 9, pp. 525–539, 2022, doi: 10.1038/s41574-022-00690-7.
- [5] D. Zhu, X. Zhang, F. Wang, Q. Ye, C. Yang, and D. Liu, "Irisin rescues diabetic cardiac microvascular injury via ERK1/2/Nrf2/HO-1 mediated inhibition of oxidative stress," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109170, 2022, doi: 10.1016/j.diabres.2021.109170.
- [6] T. Chivese *et al.*, "IDF Diabetes Atlas: The prevalence of pre-existing diabetes in pregnancy – A systematic review and meta-analysis of studies published during 2010–2020," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109049, 2022, doi: 10.1016/j.diabres.2021.109049.
- [7] T. Q. Binh *et al.*, "Corrigendum to 'A simple nomogram for identifying individuals at high risk of undiagnosed diabetes in rural population' [Diabet. Res. Clin. Pract. 180 (2021) 109061] (Diabetes Research and Clinical Practice (2021) 180, (S0168822721004204), (10.1016/j.diab," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109184, 2022, doi: 10.1016/j.diabres.2021.109184.
- [8] A. Zmysłowska *et al.*, "Next- generation sequencing is an effective method for diagnosing patients with different forms of monogenic diabetes," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, 2022, doi: 10.1016/j.diabres.2021.109154.
- [9] F. Becker *et al.*, "Lifetime cost-effectiveness simulation of once-weekly exenatide in type 2 diabetes: A cost-utility analysis based on the EXSCEL trial," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, pp. 1–8, 2022, doi: 10.1016/j.diabres.2021.109152.
- [10] H. Wang *et al.*, "IDF Diabetes Atlas: Estimation of Global and Regional Gestational Diabetes Mellitus Prevalence for 2021 by International Association of Diabetes in

- Pregnancy Study Group's Criteria," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109050, 2022, doi: [10.1016/j.diabres.2021.109050](#).
- [11] G. D. Ogle *et al.*, "Global estimates of incidence of type 1 diabetes in children and adolescents: Results from the International Diabetes Federation Atlas, 10th edition," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109083, 2022, doi: [10.1016/j.diabres.2021.109083](#).
- [12] Z. G. Abbas and A. J. M. Boulton, "Diabetic foot ulcer disease in African continent: 'From clinical care to implementation' – Review of diabetic foot in last 60 years – 1960 to 2020," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109155, 2022, doi: [10.1016/j.diabres.2021.109155](#).
- [13] V. Zanardo, D. Tortora, A. Sandri, L. Severino, P. Mesirca, and G. Straface, "COVID-19 pandemic: Impact on gestational diabetes mellitus prevalence," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109149, 2022, doi: [10.1016/j.diabres.2021.109149](#).
- [14] E. Bosi, G. Gregori, C. Cruciani, C. Irace, P. Pozzilli, and R. Buzzetti, "The use of flash glucose monitoring significantly improves glycemic control in type 2 diabetes managed with basal bolus insulin therapy compared to self-monitoring of blood glucose: A prospective observational cohort study," *Diabetes Res. Clin. Pract.*, vol. 183, p. 109172, 2022, doi: [10.1016/j.diabres.2021.109172](#).
- [15] M. Kupis, K. Samelska, A. Zaleska-Żmijewska, and J. Szaflik, "Introduction to pathophysiology of diabetic retinopathy," *Klin. Oczna*, vol. 123, no. 2, pp. 69–73, 2021, doi: <https://doi.org/10.5114/ko.2021.106907>.
- [16] A. O. Dan, A. T. Bălăşoiu, I. Puiu, A. C. Tănăsie, A. E. Târtea, and V. Sfredel, "Retinal Microvascular Alterations in a Patient with Type 1 Diabetes Mellitus, Hemoglobin D Hemoglobinopathy, and High Myopia—Case Report and Review of the Literature," *Diagnostics*, vol. 13, no. 18, pp. 1–8, 2023, doi: [10.3390/diagnostics13182934](#).
- [17] D. Iskandar, A. F. S. Pangerang, and A. Nurtania, "Kolerasi Kejadian Retinopati Diabetik Pada Pasien Diabetes Melitus Tipe 2," *Prepotif J. Kesehat. Masy.*, vol. 8, no. 3, pp. 7685–7690, 2024, doi: [10.31004/prepotif.v8i3.36079](#).
- [18] N. K. Nafia, T. Nugroho, A. Wildan, H. P. Julianti, and H. D. Purnomo, "Berbagai Faktor Risiko Retinopati Diabetik pada Penderita Diabetes Melitus Tipe 2," *Medica Hosp. J. Clin. Med.*, vol. 8, no. 3, pp. 265–272, 2021, doi: [10.36408/mhjcm.v8i3.596](#).

- [19] O. Mosenzon, A. Y. Y. Cheng, A. A. Rabinstein, and S. Sacco, “Diabetes and Stroke: What Are the Connections?,” *J. Stroke*, vol. 25, no. 1, pp. 26–38, 2023, doi: 10.5853/jos.2022.02306.
- [20] F. Z. Berrichi and A. Belmadani, “Identification of ocular disease from fundus images using CNN with transfer learning,” *Indones. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 38, no. 1, p. 613, 2025, doi: 10.11591/ijeecs.v38.i1.pp613-621.
- [21] S. Vidivelli, P. Padmakumari, C. Parthiban, A. DharunBalaji, R. Manikandan, and A. H. Gandomi, “Optimising deep learning models for ophthalmological disorder classification,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, pp. 1–13, 2025, doi: 10.1038/s41598-024-75867-3.
- [22] M. M. I. Abdalla and J. Mohanraj, “Revolutionizing diabetic retinopathy screening and management: The role of artificial intelligence and machine learning,” *World J. Clin. Cases*, vol. 13, no. 5, pp. 1–13, 2025, doi: 10.12998/wjcc.v13.i5.101306.
- [23] K. Kaushik *et al.*, “Residual Network-Based Deep Learning Framework for Diabetic Retinopathy Detection,” *J. Database Manag.*, vol. 36, no. 1, pp. 1–21, 2025, doi: 10.4018/JDM.368006.
- [24] D. Das, S. K. Biswas, and S. Bandyopadhyay, “Detection of Diabetic Retinopathy using Convolutional Neural Networks for Feature Extraction and Classification (DRFEC),” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 19, pp. 29943–30001, 2023, doi: 10.1007/s11042-022-14165-4.