

**IMPLEMENTASI KOMBINASI ARSITEKTUR
DOUBLE U-NET, BiLSTM DAN *ATTENTION GATE* DALAM
SEGMENTASI *EXUDATE* PADA CITRA RETINA
PENYAKIT *DIABETIC RETINOPATHY***

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Sains Bidang Studi Matematika**

Oleh:

RIFKI KURNIAWAN

NIM 08011382126094



**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

2025

LEMBAR PENGESAHAN

**IMPLEMENTASI KOMBINASI ARSITEKTUR
DOUBLE U-NET, BILSTM DAN ATTENTION GATE
DALAM SEGMENTASI EXUDATE PADA CITRA RETINA
PENYAKIT DIABETIC RETINOPATHY**

SKRIPSI

**Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar
Sarjana Sains**

Oleh

**R.FKI KURNIAWAN
NIM.08011382126094**

Pembimbing Kedua



**Irmelivana, S.Si., M.Si
NIP. 197405171999032003**

**Indralaya, 22 Mei 2025
Pembimbing Utama**



**Dr. Anita Destari, S.Si., M.Kom
NIP. 197712112003122002**

**Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika**



**Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si
NIP. 197303212000122001**

LEMBAR PERSEMBAHAN

“Never regret a day in your life. Good days give happiness, bad days give experiences, the worst days give lessons, and the best days give memories”

-Rifki Kurniawan

Skripsi ini saya persembahkan kepada :

- **Allah Subhanahu Wa Ta’ala**
- **Orang Tuaku Tercinta**
- **Saudara-saudaraku**
- **Keluarga Besarku**
- **Seluruh Dosenku**
- **Sahabat-sahabatku**
- **Almamaterku**

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Rifki Kurniawan

NIM : 08011382126094

Fakultas/Jurusan : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam/Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan strata satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain. Semua informasi yang dimuat didalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasi atau telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis yang secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 22 Mei 2025

Penulis



Rifki Kurniawan

NIM. 08011382126094

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah *Subhanahu Wa Ta'ala* yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi berjudul “Implementasi Kombinasi Arsitektur *Double U-Net*, BiLSTM, dan *Attention Gate* dalam Segmentasi Citra Retina pada Penyakit *Diabetic Retinopathy*”. Skripsi ini ditulis sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana matematika studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini tidak mungkin terselesaikan tanpa adanya, semangat, dukungan, bantuan, bimbingan dan nasihat yang diberikan berbagai pihak selama proses penyusunan ini berlangsung. Dengan segala hormat dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Kedua orang tuaku tercinta, terkasih, dan tersayang, **Muslim** dan **Herlina**.
Terima kasih telah mengusahakan segalanya untuk anak sulungmu yang satu ini. Mamak, salah satu orang yang menjadi tempat keluh kesah penulis sekaligus menjadi teman curhat penulis. Bapak yang selalu memberikan dukungan dan semangatnya untuk anak kesayangannya ini. Mak, Pak, Terima kasih atas doa yang selalu kalian panjatkan untuk penulis. Semoga kedua orang tua sehat selalu dan dalam lindungan Allah SWT. serta selalu ada dalam setiap episode kehidupan penulis. Penulis meminta maaf belum bisa memberikan yang terbaik dan penulis berharap suatu saat membuat kedua orang tuaku bangga dengan anak sulungnya ini.
2. Kepada Adik Perempuanku **Intan Dwi Ramadhani**, adik laki-laki **Kenzo Tri Alvaro** dan **Bintang Septa Nugraha**. Terima kasih banyak atas dukungan

secara moril maupun material, terima kasih juga atas segala dukungan yang diberikan kepada penulis sehingga penulis mampu menyelesaikan studi sampai saat ini.

3. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya. Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Ketua Jurusan serta Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika yang telah membimbing dan mengarahkan dalam urusan akademik selama menempuh perkuliahan di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya.
4. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** dan Ibu **Irmeilyana, S.Si., M.Si** selaku Dosen Pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga dan pikiran untuk memberikan bimbingan, didikan dan arahan yang berharga selama pembuatan skripsi, proses perkuliahan dan perlombaan. Bapak **Drs. Ali Amran, M.T** dan Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas yang telah memberikan saran, tanggapan dan kritik yang sangat bermanfaat untuk penyelesaian dan perbaikan skripsi ini. Terima kasih atas segala waktu, tenaga, pikiran dan didikan yang sangat berharga bagi penulis selama masa perkuliahan.
5. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya** yang telah memberikan ilmu yang sangat bermanfaat bagi penulis. Bapak **Irwansyah** dan Ibu **Hamidah** selaku staff administrasi di Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah membantu penulis selama perkuliahan.

6. **Himastik Universitas Sriwijaya, Kakak-kakak tingkat dan Adik-adik Tingkat bidang minat Komputasi, Teman-teman angkatan 2021 bidang minat Komputasi dan Keluarga Matematika 2021, Rekan-rekan Aslab Komputasi FMIPA, BPH dan seluruh Keluarga BEM KM FMIPA Kabinet Rubik Laskarika, Askara dan Kolaborasi Karya, Sahabat-sahabatku Cindy Lidya Putri, Cristalia Anggraeni Manurung, Frisca Frasillia, Tria Mugi Rahayu, Wildan, Tim *Exudate* Niken Ayu Putri, Tim Kontrakan** yang telah banyak membantu, berbagi ilmu, dan berjuang bersama selama masa perkuliahan dan pembuatan skripsi ini.
7. Kepada seseorang yang masih menjadi rahasia di *Lauhul Mahfudz* untukku. Terima kasih sudah menjadi salah satu sumber motivasi penulis dalam menyelesaikan skripsi ini. Meskipun saat ini penulis tidak tahu dirimu berada dibelahan bumi mana, semoga kita berjumpa di versi terbaik kita masing-masing. Seperti kata Bj Habibie “Kalau memang dia dilahirkan untuk saya, kamu jungkir balik pun saya yang dapat”.
8. Rifki Kurniawan, ya! diri saya sendiri. Terima kasih sudah bertahan sejauh ini. Terima kasih tetap memilih untuk berusaha dan merayakan dirimu sendiri sampai titik ini, walaupun sering kali merasa putus asa apa yang diusahakan dan belum berhasil. Namun terima kasih tetap menjadi manusia yang selalu berusaha dan tidak lelah untuk mencoba. Terima kasih karena memutuskan tidak menyerah sesulit apa proses penyusunan skripsi ini dan telah menyelesaikan sebaik dan semaksimal mungkin, ini merupakan pencapaian yang patut dirayakan untuk diri sendiri. Berbahagialah selalu

dimanapun berada, Rifki. Apapun kurang dan lebihmu mari merayakan diri sendiri.

9. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam masa perkuliahan dan pembuatan skripsi ini. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah SWT.

Semoga skripsi ini dapat menambah pengetahuan dan bermanfaat bagi mahasiswa/i Jurusan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Sriwijaya dan seluruh pihak yang membutuhkan.

Indralaya, 22 Mei 2025

Penulis

IMPLEMENTATION OF DOUBLE U-NET, BiLSTM AND ATTENTION GATE ARCHITECTURE COMBINATION IN EXUDATE SEGMENTATION ON DIABETIC RETINOPATHY RETINA IMAGES

By:

Rifki Kurniawan

08011382126094

ABSTRACT

Diabetic retinopathy is an eye disease caused by high glucose levels and high blood pressure that can lead to blindness. One of the signs of diabetic retinopathy is the presence of exudate in the retinal image. Diabetic retinopathy can be analysed by segmenting exudate using Convolutional Neural Network (CNN) method. This research used Double U-Net, BiLSTM, and Attention Gate architecture for exudate segmentation in retinal images. BiLSTM is applied in the bridge part to reduce the risk of redundancy and model complexity through bidirectional drilling. Attention Gate inserted in the decoder section improves feature representation by giving more attention to relevant features. The exudate segmentation results with the application of the proposed architecture obtained an accuracy value of 98%, indicating the model is very good at predicting all labels correctly overall. Sensitivity of 72% indicates the model predicts the exudate area quite well. Specificity of 99% indicates the model is very good at predicting areas that are not part of the exudate. F1-Score 76% indicates the model has a good balance between sensitivity and specificity. IoU 62% indicates a poor level of overlap between the predicted image and the ground truth. The results of this study show that the model predicts and performs well in segmenting exudates in retinal images. However, improvements in F1-score and IoU are needed to improve the segmentation performance to be more optimal.

Keywords: Attention Gate, BiLSTM, Diabetic Retinopathy, Double U-Net, Exudate, Segmentation

**IMPLEMENTASI KOMBINASI ARSITEKTUR *DOUBLE U-NET*, BiLSTM
DAN *ATTENTION GATE* DALAM SEGMENTASI *EXUDATE* PADA
CITRA RETINA PENYAKIT *DIABETIC RETINOPATHY***

Oleh:

Rifki Kurniawan

08011382126094

ABSTRAK

Diabetic retinopathy adalah penyakit mata disebabkan oleh tingginya kadar glukosa dan tekanan darah tinggi sehingga dapat mengakibatkan kebutaan. Salah satu tanda *diabetic retinopathy* adalah adanya *exudate* pada citra retina. *Diabetic retinopathy* dapat dianalisis dengan melakukan segmentasi *exudate* menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Penelitian ini menggunakan arsitektur *Double U-Net*, BiLSTM, dan *Attention Gate* untuk segmentasi *exudate* pada citra retina. BiLSTM diterapkan pada bagian *bridge* untuk dapat mengurangi resiko reduksi dan kompleksitas model melalui pemrosesan dua arah. *Attention Gate* disisipkan pada bagian *decoder* dapat memperbaiki representasi fitur dengan memberikan perhatian lebih ke fitur-fitur yang relevan. Hasil segmentasi *exudate* dengan penerapan arsitektur yang diusulkan diperoleh nilai akurasi 98% yang menunjukkan model sangat baik dalam memprediksi semua label dengan benar secara keseluruhan. Sensitivitas 72% menunjukkan model memprediksi area *exudate* dengan cukup baik. Spesifisitas 99% menunjukkan model sangat baik dalam memprediksi area yang bukan bagian dari *exudate*. *F1-Score* 76%, menunjukkan model memiliki keseimbangan cukup baik antara sensitivitas dan spesifisitas. IoU 62% menunjukkan tingkat tumpang tindih atau beririsan yang kurang baik antara citra hasil prediksi dengan *ground truth*. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa model memprediksi dan bekerja dengan baik dalam melakukan segmentasi *exudate* pada citra retina. Namun, peningkatan *F1-score* dan IoU diperlukan untuk meningkatkan performa segmentasi menjadi lebih optimal.

Kata Kunci: *Attention Gate*, BiLSTM, *Diabetic Retinopathy*, *Double U-Net*, *Exudate*, Segmentasi

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	ii
LEMBAR PERSEMBAHAN	iii
PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH	iv
KATA PENGANTAR	v
ABSTRACT	ix
ABSTRAK	x
DAFTAR ISI	xi
DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	6
1.3 Pembatasan Masalah	6
1.4 Tujuan	6
1.5 Manfaat	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 <i>Diabetic Retinopathy</i>	7
2.2 Citra	8
2.3 Segmentasi Citra	8
2.4 <i>Preprocessing Data</i>	9
1. Augmentasi Data	9
2. Perbaikan Kualitas Citra	10
3. <i>Patch</i>	11
2.5 <i>Padding Same</i>	12
2.6 <i>Double U-Net</i>	12

2.5.1	<i>Encoder Double U-Net</i>	14
1.	<i>Convolutional Layer</i>	14
2.	<i>Batch Normalization</i>	15
3.	Fungsi Aktivasi	17
4.	<i>Max Pooling</i>	17
2.5.2	<i>Bridge</i>	18
1.	<i>Bidirectional Long Short Term Memory (BiLSTM)</i>	18
2.5.3	<i>Decoder Double U-Net</i>	21
1.	<i>Upsampling Layer</i>	21
2.	Mekanisme <i>Attention Gate</i>	22
3.	<i>Concatenate Layer</i>	24
2.7	Fungsi Aktivasi <i>Sigmoid</i>	24
2.8	<i>Loss Function : Binary Cross Entropy</i>	25
2.9	<i>Optimization Function : Adative Moment Estimation (Adam)</i>	25
2.10	<i>Confusion Matrix</i>	27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		29
3.1	Tempat	29
3.2	Waktu	29
3.3	Alat	29
3.4	Tahapan Penelitian	29
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		37
4.1	Deskripsi Dataset	37
4.2	<i>Preprocessing Data</i>	38
1.	Augmentasi Data	38
2.	Perbaikan Kualitas Citra	45
3.	<i>Patch</i>	49
4.3	Rancangan Modifikasi Arsitektur <i>Double U-Net</i> , BiLSTM, dan <i>Attention Gate</i>	52

4.4 Implementasi Modifikasi Arsitektur <i>Double U-Net</i> , BiLSTM, dan <i>Attention Gate</i>	53
4.4.1 <i>Encoder Double U-Net</i>	53
4.4.2 <i>Bridge</i>	62
4.4.3 <i>Decoder Double U-Net</i>	75
4.5 Hasil Implementasi Modifikasi Arsitektur <i>Double U-Net</i> , BiLSTM, dan <i>Attention Gate</i>	88
1. <i>Training Data</i>	88
2. <i>Testing Data</i>	90
3. Evaluasi Kinerja Model	92
4. Analisis dan Interpretasi Hasil.....	93
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN.....	96
5.1 Kesimpulan.....	96
5.2 Saran	96
DAFTAR PUSTAKA	97

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confusion Matrix	27
Tabel 2.2 Kategori Nilai Evaluasi Kinerja Model	28
Tabel 4.3 Dataset Citra Retina pada Dataset IDRiD	37
Tabel 4.2 Sampel Citra Sebelum dan Sesudah Augmentasi	45
Tabel 4.5 Perbandingan Citra Asli, <i>Ground Truth</i> , dan Hasil Segmentasi	91
Tabel 4.6 <i>Confusion matrix</i> dari Proses <i>Testing</i>	91
Tabel 4.7 Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja dengan Penelitian Lain.....	94

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Mata Penderita Diabetic Retinopathy (Sopharak et al., 2021).....	7
Gambar 2.2 Proses Augmentasi Citra	10
Gambar 2.3 Proses Patch (Kesidis et al., 2022)	11
Gambar 2.4 Arsitektur Doubel U-Net (Bhandary et al., 2022).....	13
Gambar 2.5 Ilustrasi Proses Convolutional Layer (Krichen, 2023).....	15
Gambar 2.6 Ilustrasi Max Pooling	18
Gambar 2.7 Ilustrasi Arsitektur BiLSTM	19
Gambar 2.8 Ilustrasi Upsampling Layer (Chen et al., 2018)	21
Gambar 2.9 Mekanisme Attention Gate.....	22
Gambar 2.10 Ilustrasi Proses Concatenate Layer	24
Gambar 4.1 Segmentasi Biner <i>Exudate</i>	38
Gambar 4.2 Citra Hasil CLAHE	46
Gambar 4.3 Proses Patch Citra Retina	49
Gambar 4.4 Rancangan Arsitektur Double U-Net, BiLSTM, dan Attention Gate	52
Gambar 4.5 Proses Pembagian Matriks Input ke Submatriks.....	61
Gambar 4.6 Grafik Akurasi dan Validasi Akurasi	89
Gambar 4.7 Grafik Loss dan Validasi Loss	90

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Retina adalah lapisan tipis jaringan saraf dibagian belakang mata yang berfungsi menangkap cahaya dan mengubah menjadi sinyal saraf (Marchesi *et al.*, 2021). Retina mata yang mengalami kerusakan dapat menyebabkan berbagai penyakit mata salah satunya yaitu *Diabetic Retinopathy* (DR). *Exudate* adalah bercak atau endapan yang muncul di retina akibat kebocoran bercak dari pembuluh darah yang rusak (Sopharak *et al.*, 2021). Pemisahan bercak *exudate* berguna untuk mendeteksi ketidaknormalan pada retina melalui segmentasi citra. (Fu *et al.*, 2023).

Segmentasi citra merupakan proses pemisahan fitur berdasarkan objek yang diteliti dari latar belakang sesuai dengan kelasnya (Djohar *et al.*, 2022). Segmentasi secara manual memerlukan waktu yang cukup lama, ketelitian yang tinggi dan tenaga yang terbatas oleh para ahli, sehingga diperlukan segmentasi otomatis (Minaee *et al.*, 2022). Penerapan segmentasi otomatis sudah banyak berkembang, salah satu metodenya menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN adalah metode pembelajaran yang memiliki kemampuan untuk mendeteksi dan mengenali objek pada citra digital. Salah satu arsitektur CNN yang berkembang dan populer digunakan dalam proses segmentasi citra adalah arsitektur *U-Net* (Yuan *et al.*, 2021). *U-Net* memiliki kemampuan dalam menangkap fitur-fitur lokal secara detail dan mengembalikan kebentuk semula (K. W. Huang *et al.*, 2023). S. Liu *et al.*, (2022) menerapkan arsitektur *U-Net* dalam segmentasi *exudate* dengan akurasi

sebesar 89%. Fu *et al.*, (2023) menerapkan arsitektur U-Net dalam segmentasi *exudate* dengan nilai akurasi sebesar 98%, spesifisitas 98%, *F1-Score* sebesar 73%, dan IoU sebesar 58%. Meskipun *U-Net* banyak digunakan, namun *U-Net* mempunyai jaringan yang dangkal sehingga kurang dapat mempelajari fitur yang kompleks karena *U-Net* memiliki jumlah lapisan konvolusi yang terbatas, maka kemampuan representasinya terbatas. Penambahan lapisan pada jaringan *U-Net* dapat menambahkan kompleksitas dan jumlah parameter yang membengkak tanpa adanya proses untuk memperbaiki hasil dari layer sebelumnya (Londhe & Atulkar, 2021). Untuk mengatasi kekurangan dari *U-Net* dikembangkan berbagai arsitektur salah satunya yaitu arsitektur *Double U-Net*.

Arsitektur *Double U-Net* pertama kali digunakan oleh (Cao *et al.*, 2020) pada segmentasi *Brain Metastases* pada Citra Hasil MRI. Arsitektur *Double U-Net* merupakan gabungan dua arsitektur *U-Net* yang memiliki struktur dasar setiap blok yaitu bagian *encoder*, *decoder* dan *bridge* (Brianna *et al.*, 2025). Blok pertama *Double U-Net* untuk melakukan segmentasi awal terhadap citra. Tujuan dari blok *U-Net* pertama adalah jaringan mencoba mengenali bentuk umum dan area besar dari fitur-fitur yang ada pada gambar. (Tatli dan Budak, 2023). Blok kedua *Double U-Net* berfungsi untuk memperbaiki hasil dari blok pertama dan menyempurnakan hasil segmentasi. Pada bagian blok *U-Net* kedua jaringan menerima masukan berupa hasil segmentasi dari blok *U-Net* pertama dan dilakukan kembali proses segmentasi, sehingga blok kedua mampu mempelajari memperbaiki hasil dari segmentasi blok pertama dan mendapatkan hasil segmentasi yang lebih baik (Zhao *et al.*, 2023). (Jha *et al.*, 2020) menerapkan arsitektur *Double U-Net* dalam

segmentasi *exudate* dengan nilai akurasi 89%, nilai IoU 82%, namun nilai akurasinya masih dibawah 90% dan tidak mengukur evaluasi kinerja lainnya. (Ullah *et al.*, 2023) menerapkan arsitektur *Double U-Net* dalam segmentasi *hard exudate* dengan nilai akurasi 92% dan nilai IoU 84%, namun tidak mengukur kinerja evaluasi lainnya.

Meskipun arsitektur *Double U-Net* mampu meningkatkan hasil kinerja dari *U-Net*, namun pengulangan *U-Net* sebanyak dua kali dapat menyebabkan meningkatnya kompleksitas model yang tinggi dan membuat jumlah parameter membengkak. Kompleksitas model yang tinggi dan jumlah parameter membengkak dapat menyebabkan proses *training* menjadi lebih lambat dan resiko terjadi *overfitting* (Bajaj *et al.*, 2024). Untuk mengurangi kompleksitas model yang tinggi dan jumlah parameter membengkak dapat dilakukan modifikasi pada arsitektur *Double U-Net* dilakukan modifikasi pada bagian-bagian blok *U-Net* pertama dan blok *U-Net* kedua. Salah satu modifikasi dilakukan pada bagian *bridge*. *Bridge* adalah bagian opsional pada *U-Net* yang digunakan untuk menggabungkan bagian *encoder* dan *decoder*. Penghilangan bagian *bridge* dapat menyebabkan fitur yang diteruskan ke *decoder* menjadi kurang kaya karena tidak adanya pemrosesan tambahan terhadap fitur *encoder*. Penambahan *bridge* dapat membantu dalam memperkaya representasi fitur dan meningkatkan akurasi segmentasi, namun memiliki resiko redudansi fitur karena operasi yang dilakukan pada *bridge* hampir sama dengan dibagian *encoder* (Huifeng *et al.*, 2022). Arsitektur yang dapat mengurangi masalah redudansi dan kompleksitas model adalah *Bidirectional Long Short Term Memory* (BiLSTM) (Londhe dan Atulkar, 2021). BiLSTM adalah

arsitektur yang melakukan pemrosesan data secara dua arah yaitu *forward* dan *backward*. BiLSTM dapat membantu menyeleksi fitur dan informasi baru dari *encoder* karena mekanisme gate yang ada pada BiLSTM dan mengurangi resiko redundansi dan kompleksitas tinggi karena pemrosesan dua arah BiLSTM tidak perlu banyak lapisan tambahan (Sinha dan Manolas, 2020). Phridviraj *et al.*, (2023) menambahkan BiLSTM dibagian *bridge U-Net* untuk segmentasi *exudate* dengan akurasi sebesar 92%, namun untuk nilai sensitivitas dan spesifitas masih dibawah 80%. Senapati *et al.*, (2024) menambahkan BiLSTM dibagian *bridge U-Net* segmentasi citra retina *exudate* dengan akurasi 93% namun untuk nilai sensitivitas dan spesifitas dibawah 90%.

Selain dihubungkan melalui *bridge* bagian *encoder* dan *decoder* juga dihubungkan dengan *skip connection*. *Skip connection* berfungsi untuk meneruskan langsung fitur dari *encoder* ke *decoder*, agar fitur-fitur detail yang hilang selama proses *downsampling* bisa dipulihkan kembali pada proses *upsampling* (S. Wang *et al.*, 2020). Pemanggilan fitur proses *downsampling* yang tidak diperlukan pada proses *upsampling* dalam segmentasi sehingga membuat hasil segmentasi yang kurang akurat. (Ying *et al.*, 2020). Modul pada CNN yang dapat memilih fitur yang relevan dan tidak relevan adalah *attention gate* (Deng *et al.*, 2021).

Attention Gate adalah blok pada arsitektur CNN yang berfungsi untuk menyaring fitur berdasarkan tingkat relevansinya. Blok ini terdiri dari tiga lapisan konvolusi 1×1 yang disertai dengan fungsi aktivasi ReLU dan sigmoid. ReLU digunakan untuk meneruskan sinyal non-linear setelah penggabungan fitur *encoder* dan *decoder*, sedangkan sigmoid digunakan untuk menghasilkan bobot yang

menentukan pentingnya suatu fitur untuk diteruskan ke bagian *decoder* (Zhang *et al.*, 2020). Mekanisme *Attention gate* mampu menyaring informasi yang relevan sehingga memastikan hanya informasi yang relevan diteruskan ke *decoder* karena kemampuan mekanisme *attention gate* untuk memberi perhatian pada bagian data yang paling relevan dan menekan yang tidak penting (J. Wang *et al.*, 2022). Bhatkalkar *et al.*, (2020) menambahkan *Attention gate* dibagian *skip connection decoder U-Net* untuk segmentasi *exudate* dengan nilai akurasi 93% tetapi tidak mengukur kinerja evaluasi yang lain. Huang *et al.*, (2019) menambahkan *Dense Block* dibagian *encoder U-Net* dan *Attention gate* dibagian *skip connection decoder U-Net* untuk segmentasi *exudate* dengan nilai akurasi yaitu 96% tetapi tidak mengukur kinerja evaluasi yang lain.

Penelitian ini menerapkan modifikasi arsitektur *Double U-Net* untuk segmentasi *exudate* pada citra retina. Arsitektur yang diusulkan adalah modifikasi dari arsitektur *Double U-Net* dimana blok pertama menggunakan *U-Net* standar. Blok kedua dilakukan modifikasi dibagian *bridge* menggunakan arsitektur BiLSTM. Penggunaan BiLSTM bagian *bridge* blok kedua untuk mengurangi kompleksitas model yang tinggi dan resiko redudansi. Bagian *decoder* blok kedua dilakukan penambahan mekanisme *Attention gate* yang bertujuan agar memperbaiki representasi fitur dengan memberikan perhatian lebih ke fitur-fitur yang relevan. Hasil kinerja arsitektur yang diusulkan dalam segmentasi *exudate* diukur berdasarkan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-score*, dan IoU.

1.2 Rumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana hasil kinerja modifikasi arsitektur *Double U-Net* dimana dibagian blok *U-Net* pertama menggunakan *U-Net* standar. Blok *U-Net* kedua dilakukan modifikasi pada bagian *bridge* menggunakan BiLSTM dan pada bagian *decoder* menggunakan *Attention Gate* dalam segmentasi *exudate* citra retina.

1.3 Pembatasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah ukuran evaluasi kinerja segmentasi *exudate* pada citra retina penyakit *diabetic retinopathy* yang dilakukan menggunakan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-score*, dan IoU.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah mengetahui hasil kinerja modifikasi arsitektur *Double U-Net* menggunakan BiLSTM pada bagian *bridge* dan *Attention gate* pada bagian *decoder* dalam segmentasi *exudate* citra retina.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini adalah:

1. Dapat digunakan sebagai referensi penelitian lain yang berhubungan dengan segmentasi *exudate* pada citra retina mata.
2. Memperoleh model yang mampu melakukan segmentasi *exudate* dengan menerapkan arsitektur *Double U-Net*, BiLSTM, dan *Attention Gate*
3. Adanya hasil kinerja yang diperoleh sehingga bisa membantu para ahli dalam melakukan analisis segmentasi *exudate*.

DAFTAR PUSTAKA

- Adil, M., Wu, J., Chakraborty, R. K., Alahmadi, A., Ansari, M. F., & Ryan, M. J. (2021). Attention-Based STL-BiLSTM Network to forecast tourist arrival. *Processes*, 9, 1–19. <https://doi.org/10.3390/pr9101759>
Academic
- Arhami, M., Desiani, A., Yahdin, S., Putri, A. I., Primartha, R., & Husaini, H. (2022). Contrast enhancement for improved blood vessels retinal segmentation using top-hat transformation and otsu thresholding. *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, 8(2), 210–223. <https://doi.org/10.26555/ijain.v8i2.779>
- Bajaj, A., Bhardwaj, A., Tuteja, Y., Jindal, M., Surbhi, Saini, R., & Abraham, A. (2024). Double-U Net: a novel approach for Deep Learning based image defogging. *International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications*, 16(3), 535–546. <https://doi.org/https://doi.org/index.php/ijcisim/article/view/705>
- Bhandary, M., Reyes, J. P., Ertay, E., & Panda, A. (2022). Double U-Net for super-resolution and segmentation of kive cell images. *Cornell Tech*, 4. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.48550/arXiv.2212.02028>
- Bhatkalkar, B. J., Reddy, D. R., Prabhu, S., & Bhandary, S. V. (2020). Improving the Performance of Convolutional Neural Network for the Segmentation of Optic Disc in Fundus Images Using Attention Gates and Conditional Random Fields. *IEEE Access*, 8, 29299–29310. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2972318>
- Brianna, D. F., Kesuma, L. I., Geovani, D., & Sari, P. (2025). Combination of Image Enhancement and Double U-Net Architecture for Liver Segmentation in CT-Scan Images. *Journal of Electronics, Electromedical Engineering, and Medical Informatics*, 7, 208–219. <https://doi.org/https://doi.org/10.35882/jeeemi.v7i1.582>
- Chen, L., Bentley, P., Mori, K., Misawa, K., Fujiwara, M., & Rueckert, D. (2018). DRINet for Medical Image Segmentation. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 37(11), 2453–2462. <https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2835303>
- Deng, W., Shi, Q., & Li, J. (2021). Attention-Gate-Based Encoder-Decoder Network for Automatic Building Extraction. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 2611–2620. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3058097>
- Desiani, A., Adrezo, M., Alfani, A. M., Erwin, & Suprihatin, B. (2021). A hybrid system for enhancement retinal image reduction. *IEEE International Joint Conference on Neural Network*, 21, 80–85. <https://doi.org/10.1109/ICIMCIS53775.2021.9699259>

- Desiani, A., Erwin, Suprihatin, B., Ermatita, Husein, F. R., & Wahyudi, Y. (2022). A Novelty Patching of Circular Random and Ordered Techniques on Retinal Image to Improve CNN U-Net Performance. *Engineering Letters*, 30(4), 1217–1229.
- Desiani, A., Suprihatin, B., Yahdin, S., Putri, A. I., & Husein, F. R. (2021). Bi-path architecture of CNN segmentation and classification method for cervical cancer disorders based on Pap - smear images. *International Journal of Computer Science*, 48(3). https://doi.org/https://doi.org/IJCS/issues_v48/issue_3/IJCS_48_3_37.pdf
- Djohar, M. A., Desiani, A., Amran, A., Yahdin, S., Dwi Putri, D. L., Zayanti, D. A., & Dewi, N. R. (2022). Liver Segmentation using Convolutional Neural Network method with U-Net architecture. *Journal of Informatics and Telecommunication Engineering*, 6(1), 221–234. <https://doi.org/10.31289/jite.v6i1.6751>
- Dubey, S. R., Singh, S. K., & Chaudhuri, B. B. (2022). Activation functions in deep learning: a comprehensive survey and benchmark. *Neurocomputing*, 503, 92–108. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neucom.2022.06.111>
- Elsaraiti, M., & Merabet, A. (2021). A comparative analysis of the arima and LSTM predictive models and their effectiveness for predicting wind speed. *Energies*, 14(20). <https://doi.org/10.3390/en14206782>
- Fu, Y., Zhang, G., Lu, X., Wu, H., & Zhang, D. (2023). RMCA U-Net: hard exudates segmentation for retinal fundus images. *Expert Systems with Applications*, 234, 1–24. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120987>
- Gehri, N., Mata-Falcón, J., & Kaufmann, W. (2020). Automated crack detection and measurement based on digital image correlation. *Construction and Building Materials*, 256, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.119383>
- Haar, L. V., Elvira, T., & Ochoa, O. (2023). An analysis of explainability methods for Convolutional Neural Networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 117, 1–22. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.105606>
- Hidayatullah, A. F., Cahyaningtyas, S., & Pamungkas, R. D. (2020). Attention-based CNN-BiLSTM for dialect identification on Javanese Text. *Kinetik: Game Technology, Information System, Computer Network, Computing, Electronics, and Control*, 4, 317–324. <https://doi.org/10.22219/kinetik.v5i4.1121>
- Huang, K. W., Yang, Y. R., Huang, zih H., Liu, Y. Y., & Lee, S. H. (2023). Retinal vascular image segmentation based on residual channel attention. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 18(6), 1268–1274. <https://doi.org/10.11992/tis.202107063>

- Huang, Y., Deng, T., Showrav, T. T., Du, X., & Wang, J. (2020). DA-U-Net : Densely Connected Convolutional Networks and Decoder with Attention Gate for retinal vessel segmentation. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 533, 1–7. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/533/1/012053>
- Huifeng, S., Xiang, W., Tao, H., Ziyi, W., Zhongxiao, Z., & Pengfei, Z. (2022). Research on a U-Net Bridge Crack Identification and Feature-Calculation Methods Based on a CBAM Attention Mechanism. *Buildings*, 12, 1–18. <https://doi.org/10.3390/buildings12101561>
- Hussain, M., Al-Aqrabi, H., Munawar, M., Hill, R., & Parkinson, S. (2023). Exudate regeneration for automated exudate detection in retinal fundus Images. *IEEE Access*, 11, 83934–83945. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3205738>
- Jahan, I., Ahmed, M. F., Ali, M. O., & Jang, Y. M. (2023). Self-gated rectified linear unit for performance improvement of Deep Neural Networks. *ICT Express*, 9, 320–325. <https://doi.org/10.1016/j.icte.2021.12.012>
- Jha, D., Riegler, M. A., & Johansen, D. (2020). *DoubleU-Net: a Deep Convolutional Neural Network for medical image segmentation*. 558–564. <https://doi.org/10.1109/CBMS49503.2020.00111>
- Kesidis, A. L., Krassanakis, V., Mithos, L. M., & Merlemis, N. (2022). A multipurpose patch creation tool for image processing applications. *Multimodal Technologies and Interaction*, 6(12), 1–6. <https://doi.org/10.3390/mti6120111>
- Khanh, T. L. B., Dao, D. P., Ho, N. H., Yang, H. J., Baek, E. T., Lee, G., Kim, S. H., & Yoo, S. B. (2020). Enhancing U-net with spatial-channel attention gate for abnormal tissue segmentation in medical imaging. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(17), 1–19. <https://doi.org/10.3390/AP10175729>
- Kim, Y., & Panda, P. (2021). Revisiting Batch Normalization for training low-latency Deep Spiking Neural Networks from scratch. *Frontiers in Neuroscience*, 15, 1–13. <https://doi.org/10.3389/fnins.2021.773954>
- Krichen, M. (2023). Convolutional Neural Networks: a survey. *IEEE Access*, 12, 1–41. <https://doi.org/10.3390/computers12080151>
- Liu, S., Wang, D., & Wang, X. (2022). GLER-Unet : an Ensemble Network for hard exudates segmentation. *ITM Web Of Conferences*, 47, 1–7. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20224701012>
- Liu, X., Ono, K., & Bise, R. (2024). A data augmentation approach that ensures the reliability of foregrounds in medical image segmentation. *Image and Vision Computing*, 147, 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2024.105056>
- Londhe, A. N., & Atulkar, M. (2021). Semantic segmentation of ECG Waves using hybrid channel-mix Convolutional and Bidirectional LSTM. *Biomedical Signal Processing and Control*, 63, 1–11.

<https://doi.org/10.1016/j.bspc.2020.102162>

- Marchesi, N., Fahmideh, F., Boschi, F., Pascale, A., & Barbieri, A. (2021). Ocular Neurodegenerative Diseases : Interconnection between. *Cell Journal*, 10, 2394. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.3390/cells10092394>
- Minaee, S., Boykov, Y., Porikli, F., Plaza, A., Kehtarnavaz, N., & Terzopoulos, D. (2022). Image segmentation using Deep Learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(7), 1–14. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2021.3059968>
- Monemian, M., & Rabbani, H. (2023). Exudate identification in retinal fundus images using precise textural verifications. *Scientific Reports*, 13, 1–12. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-29916-y>
- Oostwal, E., Straat, M., & Biehl, M. (2021). Hidden unit specialization in layered neural networks: ReLU vs Sigmoidal Activation. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 564, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2020.125517>
- Phridviraj, M. S. B., Bhukya, R., Madugula, S., & Manjula, A. (2023). Healthcare Analytics A Bi-directional Long Short-Term Memory-based Diabetic Retinopathy detection model using retinal fundus images. *Healthcare Analytics*, 3, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.health.2023.100174>
- Priatna, A. S., & Virgana, R. (2022). The role of Diabetic Retinopathy pathogenesis in Diabetic Retinopathy therapy. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 4, 6–16. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.48550/arXiv.1910.07476>
- Ruby, U., Theerthagiri, P., Jacob, L. J., & Vamsidhar, Y. (2020). Binary Cross Entropy with Deep Learning technique for Image classification. *International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering*, 9, 5393–5397. <https://doi.org/10.30534/ijatcse/2020/175942020>
- Saad, W., Shalaby, W. A., Shokair, M., El-Samie, F. A., Dessouky, M., & Abdellatef, E. (2022). COVID-19 classification using deep feature concatenation technique. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 13, 2025–2043. <https://doi.org/10.1007/s12652-021-02967-7>
- Salvi, M., Acharya, U. R., Molinari, F., & Meiburger, K. M. (2021). The impact of pre- and post-image processing techniques on Deep Learning frameworks: a comprehensive review for digital pathology image analysis -. *Computers in Biology and Medicine*, 128, 1–32. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2020.104129>
- Sarki, R., Ahmed, K., Wang, H., Zhang, Y., Ma, J., & Wang, K. (2021). Image preprocessing in classification and identification of Diabetic Eye diseases. *Data Science and Engineering*, 6, 455–471. <https://doi.org/10.1007/s41019-021-00167-z>

- Senapati, A., Tripathy, H. K., Mishra, S., Malik, S., & Asif, S. M. (2024). Detection and grading of Diabetic Retinopathy using pptimized BiLSTM classifier. *Journal of Healthcare Engineering*, 22, 1–31. <https://doi.org/https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-4551982/v1> License:
- Sinha, J., & Manolas, M. (2020). Efficient Deep CNN-BiLSTM model for network intrusion detection. *International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition*, 3, 223–231. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1145/3430199.3430224>
- Sopharak, A., Uyyanonvara, B., & Barman, S. (2021). Automatic exudate detection from non-dilated Diabetic Retinopathy retinal images using Fuzzy C-means Clustering. *Sensors Journal*, 9, 2148–2161. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.3390/s90302148>
- Tatli, U., & Budak, C. (2023). Biomedical image segmentation with modified U-Net. *International Information And Engineering Technology Association*, 40, 523–531. <https://doi.org/10.18280/ts.400211>
- Tong, X., Wei, J., Sun, B., Su, S., Zuo, Z., & Wu, P. (2021). Ascu-Net: Attention Gate, spatial and channel attention U-Net for skin lesion segmentation. *Diagnostics Journal*, 11, 1–18. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11030501>
- Tsai, C. Y., & Chen, C. L. (2022). Attention-Gate-based model with Inception-like Block for single-image dehazing. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12, 1–18. <https://doi.org/10.3390/app12136725>
- Uddin, M. J., Li, Y., Sattar, M. A., Nasrin, Z. M., & Lu, C. (2022). Effects of learning rates and optimization algorithms on forecasting accuracy of hourly typhoon rainfall: experiments with Convolutional Neural Network. *Earth and Space Science*, 9, 1–19. <https://doi.org/10.1029/2021EA002168>
- Ullah, Z., Usman, M., Latif, S., & Khan, A. (2023). Double UNet SSMD : Double UNet semi - supervised multi - task decoders network for diabetic retinopathy segmentation. *Scientific Reports*, 13, 1–16. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-36311-0>
- Wadawadagi, R., & Pagi, V. (2020). Sentiment analysis with Deep Neural Networks: comparative study and performance assessment. In *Artificial Intelligence Review* (Vol. 53). Springer Netherlands. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09845-2>
- Wang, J., Jin, L., Li, X., He, S., Huang, M., & Wang, H. (2022). A Hybrid air quality index prediction model Based on CNN and Attention Gate unit. *IEEE Access*, 10, 113343–113354. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3217242>
- Wang, Q., Ma, Y., Zhao, K., & Tian, Y. (2022). A Comprehensive Survey of Loss Functions in Machine Learning. *Annals of Data Science*, 9, 187–212. <https://doi.org/10.1007/s40745-020-00253-5>
- Wang, S., Hou, X., & Zhao, X. I. N. (2020). Automatic building extraction from

- high-resolution aerial imagery via Fully Convolutional encoder-decoder Network with Non-Local Block. *IEEE Access*, 8, 7313–7322. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2964043>
- Ying, W., Li, J., Wu, Y., Zheng, K., Deng, Y., & Li, J. (2020). U-Net with dense encoder, residual decoder and depth-wise skip connections. *IEEE International Joint Conference on Neural Network*, 3, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9207371>.
- Yuan, X., Shi, J., & Gu, L. (2021). A review of deep learning methods for semantic segmentation of remote sensing imagery. *Expert Systems with Applications*, 169, 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114417>
- Zafar, A., Aamir, M., Mohd Nawi, N., Arshad, A., Riaz, S., Alruban, A., Dutta, A. K., & Almotairi, S. (2022). A comparison of pooling methods for Convolutional Neural Networks. *Applied Sciences (Switzerland)*, 12, 1–21. <https://doi.org/10.3390/app12178643>
- Zhang, J., Jiang, Z., Dong, J., Hou, Y., & Liu, B. (2020). Attention Gate ResU-Net for automatic MRI Brain Tumor segmentation. *IEEE Access*, 8, 58533–58545. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2983075>
- Zhao, L., Ye, L., Zhang, M., Jiang, H., Yang, Z., & Yang, M. (2023). DPSDA-Net: Dual-Path Convolutional Neural Network with Strip Dilated Attention Module for Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images. *Remote Sensing Journal*, 15, 1–23. <https://doi.org/10.3390/rs15153741>
- Zhong, Z., Zheng, L., Kang, G., Li, S., & Yang, Y. (2020). Random Erasing Data Augmentation. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 34, 13001–13008. <https://doi.org/https://doi.org/10.1609/aaai.v34i07.7000>