

***ATROUS SPATIAL PYRAMID POOLING DAN INCEPTION U-
NET PADA SEGMENTASI OPTIK CITRA RETINA***

SKRIPSI

Sebagai Salah Satu Syarat untuk Memperoleh Gelar

Sarjana Sains Bidang Studi Matematika

Oleh :

PUSPA SARI

NIM 08011282025059



JURUSAN MATEMATIKA

FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM

UNIVERSITAS SRIWIJAYA

2024

HALAMAN PENGESAHAN

ATROUS SPATIAL PYRAMID POOLING DAN INCEPTION U-NET
PADA SEGMENTASI OPTIK CITRA RETINA

SKRIPSI

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

Oleh :

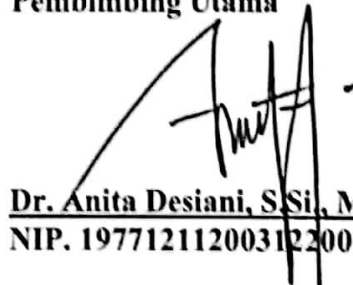
Puspa Sari
NIM. 08011282025059

Pembimbing Kedua



Dr. Evi Yuliza, S.Si., M.Si
NIP. 197807272008012012

Indralaya, September 2024
Pembimbing Utama



Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom
NIP. 197712112003122002

Mengetahui,
Ketua Jurusan Matematika



Dr. Dian Cahyawati Sukanda, S.Si., M.Si
NIP. 197303312000122001

PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan dibawah ini:

Nama Mahasiswa : Puspa Sari

NIM : 08011282025059

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 dalam skripsi ini yang berasal dari penulis lain baik yang dipublikasikan atau tidak telah diberikan penghargaan dengan mengutip nama sumber penulis secara benar. Semua isi dari skripsi ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab saya sebagai penulis.

Demikianlah surat pernyataan ini saya buat dengan sebenarnya.

Indralaya, 11 Oktober 2024



Puspa Sari

NIM 08011282025059

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Yang Maha Kuasa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Kedua orang tuaku tersayang,

Saudara-saudaraku,

Keluarga besarku,

Semua Guru dan Dosenku,

Sahabat-sahabatku,

Almamaterku

Motto

“Kita tidak punya mesin waktu untuk kembali ke masa lalu. Maka lakukanlah sesuatu yang ingin serta bisa kau lakukan saat ini.”

KATA PENGANTAR

Alhamdulillahirabbil-'alamiin, Segala puji bagi Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis berhasil menyelesaikan skripsi berjudul “*Atrous Spatial Pyramid Pooling dan Inception U-Net pada Segmentasi Optik Citra Retina.*” Skripsi ini merupakan salah satu syarat untuk meraih gelar sarjana sains dalam bidang studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa perjalanan pembuatan skripsi ini merupakan suatu proses pembelajaran yang sangat berharga, yang tidak terlepas dari kekurangan dan keterbatasan. Dengan penuh hormat dan kerendahan hati, penulis ingin mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Ibu tercinta **Endang Erawati**, yang selalu memberikan cinta, doa, dan dukungan tanpa henti. Terima kasih atas pengorbanan dan kasih sayang yang tiada batasnya. Bapak **Amir Mahmud (Alm)**, yang meskipun telah tiada, namun semangat dan ajarannya selalu menjadi inspirasi bagi penulis. Semoga beliau mendapatkan tempat yang terbaik di sisi Tuhan Yang Maha Esa. Bapak **Sariudin**, yang dengan penuh kasih dan pengertian telah menjadi figur ayah yang luar biasa. Terima kasih atas segala dukungan, nasihat, dan kasih sayangnya, serta Adik Perempuanku **Andira Karina Azzahra** yang selalu mendoakan serta memberikan semangat, dan juga keluarga besar yang selalu mendukung penulis.

2. Bapak **Prof. Hermansyah, S.Si., M.Si., Ph.D** selaku Dekan Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya, Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** sebagai Ketua Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya dan Dosen Pembimbing Akademik, serta Ibu **Des Alwine Zayanti, S.Si, M.Si** sebagai Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya, yang telah memberikan ilmu dan arahan dalam urusan akademik penulis.
3. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si, M.Kom** Sebagai dosen pembimbing utama dan Ibu **Dr. Evi Yuliza, S.Si, M.Si** selaku dosen pembimbing kedua, telah dengan penuh dedikasi memberikan waktu, tenaga, dan pemikiran untuk membimbing serta mengarahkan dalam proses penulisan skripsi, serta selama kegiatan perkuliahan.
4. Ibu **Irmeilyana, S.Si, M.Si** dan Bapak **Drs. Ali Amran, M.T** selaku dosen penguji, telah memberikan respons, kritik, dan saran yang sangat berguna untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini. Ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si** dan Ibu **Oki Dwipurwani, S.Si., M.Si** selaku dosen ketua dan sekretaris tim pelaksana yang telah membimbing dan mengarahkan urusan akademik penulis.
5. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan. Pak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA.
6. Semua sahabat seperjuangan **Keluarga Matematika 2020, Komputasi 2020, Asisten Laboratorium Komputasi**, rekan organisasi, kakak-kakak tingkat

angkatan 2018 dan 2019 serta adik-adik tingkat angkatan 2021 dan 2022. selama masa perkuliahan dan proses skripsi.

7. Segala pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu oleh penulis, diharapkan mendapatkan balasan terbaik dari Allah atas segala kebaikan yang telah diberikan.

Semoga penelitian ini dapat memberikan kontribusi berharga dalam peningkatan pengetahuan, manfaatnya dirasakan oleh mahasiswa-mahasiswi Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya, serta semua pihak yang membutuhkannya.

Indralaya, September 2024

Penulis

**ATROUS SPATIAL PYRAMID POOLING AND INCEPTION U-NET IN
OPTICAL SEGMENTATION OF RETINAL IMAGES**

By:

Puspa Sari

08011282025059

ABSTRACT

Segmentation is an image processing that can be used in medical world to separate object from background in detecting a disease in the human body. One of the diseases that can be detected is glaucoma by observing retinal abnormalities by segmenting optic cup and optic disc on the retinal image. This study proposes a combination architecture of Atrous Spatial Pyramid Pooling (ASPP) and Inception U-Net in optic segmentation of retinal images. ASPP is applied after last encoder block in U-Net and Inception is applied to each decoder block of U-Net. The results obtained consist of accuracy, sensitivity, specificity, F1-Score and IoU of 97.59%, 93.67%, 98.29%, 94.04% and 89.01% respectively. Accuracy shows very good evaluation performance in predicting each label consisting of optic cup, optic disc, and background. This architecture is also very good at detecting pixels on optic cup and optic disc labels as well as on background label. This architecture has a very good balance in successfully predicting each object and non-object label. In addition, in detecting pixels on each label, this model produces a very good performance evaluation in detecting the background, the model can detect optic disc and non-optic disc labels very well, and is good at detecting the optic cup section but has a lower performance evaluation result than other labels. Average IoU produced above 89% shows the model's ability to produce segmentation is close to ground truth, but improvements are needed in this architecture in order to produce a better segmentation performance evaluation.

Keywords: Segmentation, Optic Retina, Inception, Atrous Spatial Pyramid Pooling, U-Net.

***ATROUS SPATIAL PYRAMID POOLING DAN INCEPTION U-NET PADA
SEGMENTASI OPTIK CITRA RETINA***

Oleh:

Puspa Sari

08011282025059

ABSTRAK

Segmentasi merupakan suatu pemrosesan citra yang dapat dimanfaatkan dalam dunia medis untuk memisahkan suatu objek dengan *background* dalam pendeteksian suatu penyakit pada tubuh manusia. Salah satu penyakit yang dapat dideteksi adalah glaukoma dengan mengamati ketidaknormalan retina dengan melakukan segmentasi *optic cup* dan *optic disc* pada citra retina. Penelitian ini mengusulkan arsitektur kombinasi *Atrous Spatial Pyramid Pooling* (ASPP) dan *Inception U-Net* pada segmentasi optic citra retina. ASPP diterapkan setelah blok terakhir *encoder* pada *U-Net* dan *Inception* diterapkan pada setiap blok *decoder U-Net*. Hasil yang diperoleh terdiri atas akurasi, sensitivitas, spesifitas, *F1-Score* dan IoU masing-masing sebesar 97,59%, 93,67%, 98,29%, 94,04% dan 89,01%. Akurasi yang dihasilkan menunjukkan kinerja evaluasi yang sangat baik dalam memprediksikan setiap label yang terdiri atas *optic cup*, *optic disc*, dan *background*. Arsitektur ini juga sangat baik dalam mendeteksi piksel pada label *optic cup* dan *optic disc* serta pada label *background*. Arsitektur ini memiliki keseimbangan yang sangat baik dengan berhasil memprediksikan setiap label objek dan non-objek. Selain itu, dalam mendeteksi piksel pada setiap label model ini menghasilkan evaluasi kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi *background*, model dapat mendeteksi label *optic disc* dan *non optic disc* dengan sangat baik, serta dengan baik dalam mendeteksi bagian *optic cup* namun memiliki hasil evaluasi kinerja yang lebih rendah daripada label lainnya. Rata-rata IoU yang dihasilkan di atas 89% menunjukkan kemampuan model dalam menghasilkan segmentasi yang mendekati *ground truth*, namun diperlukan perbaikan pada arsitektur ini agar dapat menghasilkan evaluasi kinerja segmentasi yang lebih baik.

Kata Kunci : Segmentasi, Optik Retina, *Inception*, *Atrous Spatial Pyramid Pooling*, *U-Net*

DAFTAR ISI

HALAMAN PENGESAHAN.....	ii
HALAMAN PERSEMBAHAN	iii
KATA PENGANTAR.....	iv
ABSTRACT.....	vii
ABSTRAK	viii
DAFTAR ISI.....	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR.....	xii
BAB I PENDAHULUAN.....	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	6
1.3 Pembatasan Masalah	6
1.4 Tujuan	7
1.5 Manfaat.....	7
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	8
2.1 Retina	8
2.2 Citra Digital.....	8
2.3 Segmentasi Citra Semantik.....	9
2.4 Preprocessing	9
2.4.1 Augmentasi Data.....	9
2.4.2 CLAHE	10
2.5 Convolutional Neural Network (CNN)	10
2.5.1 Convolutional Layer	10
2.5.2 Batch Normalization	12
2.5.3 Fungsi Rectified Linear Unit (ReLU).....	13
2.5.4 Max Pooling.....	14
2.5.5 Atrous Convolution.....	15
2.5.6 Spatial Pyramid Pooling.....	16
2.5.7 Average Pooling.....	16
2.5.8 Concatenate.....	18
2.5.9 Upsampling	19
2.5.10 Fungsi Softmax	19
2.5.11 Categorical Cross Entropy Loss Function	20
2.5.12 ADAM Optimizer	20
2.6 U-Net.....	21
2.7 Atrous Spatial Pyramid Pooling.....	22
2.8 Inception.....	23
2.9 Confusion matrix	24
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	27
3.1 Tempat	27
3.2 Waktu.....	27
3.3 Alat.....	27

3.4 Tahapan Penelitian	27
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	33
4.1 Deskripsi Dataset.....	33
4.2 Preprocessing Data	34
4.3 Arsitektur Atrous Spatial Pyramid Pooling dan Inception U-Net.....	35
4.4 Perhitungan Manual Convolutional Neural Network (CNN)	38
4.5 Training	54
4.6 Testing	58
4.7 Evaluasi	61
4.8 Analisis dan Interpretasi Hasil	66
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	69
5.1 Kesimpulan.....	69
5.2 Saran	70
DAFTAR PUSTAKA	71

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Confusion Matrix	25
Tabel 2.2 Kategori Evaluasi Kinerja Model.....	26
Tabel 4.1 Sampel Citra Retina Dataset Messidor-2 dan ORIGA.....	33
Tabel 4.2 Perbandingan Citra Asli, <i>Ground Truth</i> , dan Hasil Segmentasi.....	58
Tabel 4.3 Confusion <i>Matrix</i> dari Proses <i>Testing</i>	59
Tabel 4.4 Perbandingan Hasil Evaluasi Kinerja dengan Penelitian Lain.....	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Optic Disc and Optic cup Citra Retina.....	8
Gambar 2.2 Ilustrasi Proses Konvolusi.....	11
Gambar 2.3 Iustrasi Proses <i>max pooling</i>	14
Gambar 2.4 Ilustrasi <i>average pooling</i>	17
Gambar 2.5 Ilustrasi <i>Concatenate Layer</i>	18
Gambar 2.6 Ilustrasi <i>Upsampling Layer</i>	19
Gambar 2.7 Arsitektur <i>U-Net</i>	22
Gambar 2.8 Arsitektur Atrous Spatial Pyramid Pooling.....	23
Gambar 2.9 Arsitektur Inception dengan Reduksi Dimensi.....	24
Gambar 3.1 Tahapan Implementasi Arsitektur.....	29
Gambar 4.1 Segmentasi Optic Cup dan Optic Disc pada Citra Retina.....	34
Gambar 4.2 Tahap Preprocessing Data	34
Gambar 4.3 Kombinasi Arsitektur Atrous Spatial Pyramid Pooling dan Inception U-Net.....	35
Gambar 4.4 Proses Training.....	55
Gambar 4.5 Hasil Akurasi Proses Training.....	56
Gambar 4.6 Hasil Loss Proses Training.....	57

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Deep learning telah banyak dimanfaatkan dalam dunia medis, salah satunya dalam segmentasi citra. Segmentasi citra merupakan teknik pemrosesan citra yang memisahkan bagian objek tertentu dengan objek lainnya (Ghosh et al., 2019). Segmentasi citra sering dimanfaatkan dalam dunia medis untuk memisahkan bagian optik citra retina yaitu *optic disc* dan *optic cup*. *Optic disc* merupakan daerah pada retina yang terdiri dari pembuluh saraf retina, sedangkan *optic cup* merupakan area cekung yang berada di dalam *optic disc* (Thakur & Juneja, 2019). Pemanfaatan segmentasi pada citra *optic* retina pada bagian *optic cup* dan *optic disc* banyak digunakan dalam dunia medis untuk mendeteksi penyakit salah satunya adalah penyakit *glaucoma*.

Deteksi glaukoma dapat dilakukan dengan mengamati kriteria *Cup-Disc-Ratio (CDR)* dengan mengukur perbandingan antara diameter *optic cup* dan *optic disc* (Hussain & Basak, 2023). Namun, pengukuran CDR dipengaruhi oleh bentuk *optic cup* dan *optic disc* yang tidak bulat sempurna sehingga mempengaruhi keakuratan hasil pengukuran CDR. Selain penggunaan CDR, deteksi glaukoma dapat dilakukan dengan melakukan pengamatan secara langsung ketidaknormalan pada bagian *optic cup* dan *optic disc* (Virbukaitė et al., 2024). Pengamatan ketidaknormalan *optic cup* dan *optic disc* secara langsung dapat dilakukan dengan memisahkan bagian *optic cup* dan *optic disc* dengan latar belakang pada citra retina

menggunakan teknik segmentasi citra semantik. Segmentasi citra semantik merupakan proses mempartisi suatu citra berdasarkan kemiripan piksel pada suatu daerah dengan daerah lainnya (Hao et al., 2020).

Salah satu arsitektur yang populer digunakan dalam segmentasi citra adalah *U-Net*. *U-Net* merupakan arsitektur yang berbentuk “U” yang terdiri dari bagian *encoder* dan *decoder* dengan *bridge* sebagai penghubung antara kedua bagian tersebut. Proses *encoder* secara bertahap melakukan pengurangan ukuran fitur serta mengekstrak informasi fitur pada citra, sedangkan *decoder* secara bertahap meningkatkan ukuran fitur serta mengembalikan fitur yang hilang dari pengestrakkan fitur pada tahap *encoder* (Jiang et al., 2022). *Bridge* berfungsi menghubungkan fitur-fitur yang dihasilkan dari *encoder* dan yang dipertahankan oleh *decoder* agar dapat mempertahankan fitur penting hasil ekstraksi pada *decoder*. Arsitektur *U-Net* memiliki banyak *filter* sehingga dapat mengekstrak serta memahami fitur citra secara keseluruhan dengan baik (Du et al., 2020).

Penelitian segmentasi *optic cup* dan *optic disc* telah banyak dilakukan. Almustofa et al., (2022) menerapkan *U-Net* untuk segmentasi *optic cup* dan *optic disc* yang menghasilkan *F1-Score* 93.5% pada segmentasi *optic cup* dan 83.2% pada segmentasi *optic disc*. Namun penelitian melakukan segmentasi *optic cup* dan *optic disc* secara terpisah serta tidak mengukur ukuran kinerja akurasi, spesifitas, dan sensitivitas. Kumar & Bindu (2020) menerapkan *U-Net* untuk segmentasi *optic cup* menghasilkan nilai *F1-Score* dan *IoU* sebesar 92% dan 85%. Namun, penelitian ini tidak melakukan segmentasi *optic disc*. Bian et al., (2020) menerapkan arsitektur *U-Net* dengan penambahan *inception blocks* dan *attention* untuk segmentasi *optic*

citra retina. Hasil yang diperoleh pada penelitian tersebut yaitu *F1-Score* segmentasi *optic cup* dan segmentasi *optic disc* masing-masing sebesar 93% dan 88%.

Pada bagian *encoder U-Net* terdapat lapisan *downsampling* yang digunakan untuk mengekstrak dan mengurangi resolusi fitur pada citra (Jiang et al., 2022). Pada arsitektur *U-Net*, *downsampling* dilakukan menggunakan operasi *max pooling* (Etmann et al., 2020). *Max pooling* merupakan metode *pooling* yang digunakan untuk mengambil nilai maksimum pada sub area piksel citra (Ahamed et al., 2020). Penggunaan *max pooling* dapat menyebabkan pengurangan jumlah piksel serta kehilangan detail fitur dan mempengaruhi kualitas citra (Azimi & Zaydman, 2023; Bouderbai et al., 2021). Hal ini disebabkan oleh prinsip kerja *max pooling* dalam mengekstrak fitur dengan membagi area piksel citra menjadi sub area piksel dan mengambil nilai maksimum dari masing-masing sub area piksel sehingga mengabaikan nilai piksel lainnya. Proses ini dapat menyebabkan kehilangan detail fitur pada citra hasil *max pooling*. Berbeda dengan *max pooling*, *Atrous Spatial Pyramid Pooling* mengekstrak fitur dengan menggunakan *Atrous Convolution* dengan *dilation rate* berbeda yang dapat mengekstrak fitur tanpa mengurangi resolusi citra (L. C. Chen et al., 2018).

Atrous Convolution merupakan suatu konvolusi yang menggunakan parameter yang disebut *dilation rate* yang berguna memperluas jangkauan area fitur dari input tanpa mengurangi resolusi citra dengan menyisipkan celah (*zero*) (Huang et al., 2021). *Dilation rate* merupakan parameter yang menentukan jarak antara elemen filter dengan menyisipkan celah yaitu berupa nilai 0 di antara elemen

filter (Song et al., 2023). *Atrous Spatial Pyramid Pooling* juga menggunakan *Spatial Pyramid Pooling* yang dapat mengaplikasikan penggunaan *atrous convolution* dengan *dilation rate* berbeda sehingga dapat mengekstrak fitur dalam berbagai ukuran fitur. *Spatial Pyramid Pooling* merupakan suatu teknik yang dapat membagi peta fitur pada citra menjadi suatu cabang yang terdiri dari beberapa bagian yang kecil dari citra dengan ukuran yang berbeda (Msonda et al., 2020). Penerapan arsitektur *Atrous Spatial Pyramid Pooling* telah diterapkan dalam dunia medis untuk segmentasi optic retina. Kedari et al. (2023) menerapkan arsitektur U-Net dengan penambahan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* pada bagian *bridge* menghasilkan nilai evaluasi kinerja presisi, *recall* dan F1-Score dalam melakukan segmentasi semantic pada *optic cup* dan *optic disc*. Hasil yang didapatkan cukup baik dengan nilai presisi 80%, recall 81%, dan F1-Score 80,33%, namun penelitian ini melakukan segmentasi *optic cup* dan *optic disc* secara terpisah. (Xia et al., 2022) menerapkan arsitektur *Atrous Spatial Pyramid Pooling* yang pada *CNN based Transformer* dengan mengombinasikan *ResNet* dalam segmentasi *optic cup* dan *optic disc* yang menghasilkan F1-Score sebesar 97,18%, namun IoU yang dihasilkan penelitian ini masih di bawah 90%.

Selain penggunaan *downsampling* yang menyebabkan kehilangan informasi akibat proses ekstraksi serta pengurangan ukuran fitur, U-Net memiliki kekurangan lainnya yang terdapat pada bagian *upsampling* pada *decoder*. Operasi *upsampling* terdiri atas *transpose convolution*, *skip connection* dan *normal convolution* yang dapat berguna untuk mengembalikan resolusi citra kembali ke ukuran semula secara bertahap (Z. Chen, 2023). Namun, proses *upsampling* dapat mengalami kehilangan

detail fitur pada saat pengembalian resolusi citra serta terjadinya tumpang tindih yang menyebabkan munculnya fitur yang tidak sesuai (Sanjar et al., 2020). Hal ini dapat disebabkan oleh penggunaan ukuran kernel yang tidak sesuai seperti penggunaan kernel yang terlalu besar atau terlalu kecil pada bagian *transposed convolution*.

Tumpang tindih akibat ukuran kernel yang tidak sesuai pada bagian *transposed convolution* dapat diatasi dengan penggunaan arsitektur yang menggunakan ukuran kernel yang berbeda pada arsitekturnya, salah satunya adalah *Inception*. *Inception* menggunakan kernel dengan ukuran yang berbeda yang terdiri atas 1×1 , 3×3 , dan 5×5 pada lapisan konvolusi yang dapat menangkap fitur pada berbagai resolusi citra. (Latif et al., 2021; Santamaría-Vázquez et al., 2020). Penggunaan kernel yang berbeda ini dapat membantu jaringan mempelajari fitur-fitur penting pada data dari lapisan sebelumnya, serta dapat meningkatkan resolusi citra dengan menghindari kehilangan detail fitur pada citra (Ansari et al., 2021). *Inception* telah diterapkan dalam dunia medis pada segmentasi *optic cup* dan *optic disc*. Neto et al. (2022) menerapkan arsitektur U-Net dengan *Inception v2* menghasilkan *F1-Score* sebesar 82,5% dalam melakukan segmentasi *optic cup* dan *optic disc*, namun *IoU* yang dihasilkan masih di bawah 80%. Bian et al. (2020) menerapkan *inception blocks* pada arsitektur U-Net dengan penambahan *attention* pada segmentasi *optic* citra retina. Hasil yang diperoleh pada penelitian tersebut yaitu *F1-Score* segmentasi *optic cup* dan segmentasi *optic disc* masing-masing sebesar 93% dan 88%, namun segmentasi yang dilakukan secara terpisah antara *optic cup* dan *optic disc*.

Penelitian ini akan melakukan segmentasi *optic* citra retina. Penelitian ini mengombinasikan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* dan *Inception* pada Arsitektur *U-Net*. *Atrous Spatial Pyramid Pooling* diterapkan pada lapisan terakhir *encoder* untuk dapat mengoptimalkan kemampuan model dalam mengenali fitur dan menghindari terjadinya kehilangan detail informasi karena lapisan *downsampling*. *Inception* diterapkan pada setiap lapisan *decoder* setelah *upsampling* agar dapat membantu dalam mengatasi kehilangan detail fitur serta menangkap detail fitur yang lebih banyak hasil *transposed convolution*. Penelitian ini melakukan segmentasi semantik pada bagian *optic cup* dan *optic disc*. Ukuran keberhasilan pada penelitian ini akan diukur menggunakan ukuran evaluasi kinerja berupa akurasi, spesifitas, sensitivitas, *F1-Score*, dan *IoU*.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana mengatasi kelemahan arsitektur *U-Net* dengan mengombinasikan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* pada lapisan terakhir *encoder U-Net* dan *Inception* pada setiap lapisan *decoder* pada segmentasi *optic cup* dan *optic disc* untuk menghasilkan segmentasi yang baik berdasarkan ukuran evaluasi kinerja akurasi, sensitivitas, spesifitas, *F1-Score*, dan *IoU*?

1.3 Pembatasan Masalah

Pembatasan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Penelitian ini hanya melakukan segmentasi *optic disc* dan *optic cup* menggunakan kombinasi arsitektur *Atrous Spatial Pyramid Pooling* dan *Inception U-Net*.
2. Ukuran evaluasi kinerja pada penelitian ini menggunakan nilai akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini untuk mengatasi kelemahan arsitektur *U-Net* dengan mengombinasikan *Atrous Spatial Pyramid Pooling* pada lapisan terakhir *encoder U-Net* dan *Inception* pada setiap lapisan *decoder* pada segmentasi *optic cup* dan *optic disc* untuk menghasilkan segmentasi yang baik berdasarkan ukuran evaluasi kinerja akurasi, sensitivitas, spesifitas, *F1-Score*, dan IoU.

1.5 Manfaat

1. Membantu para ahli medis dalam melakukan segmentasi *optic cup* dan *optic disc* secara otomatis.
2. Sebagai referensi penelitian dalam memperkecil kemungkinan terjadinya kehilangan informasi pada saat segmentasi citra.
3. Hasil segmentasi dapat digunakan pada proses klasifikasi penyakit glaukoma.

DAFTAR PUSTAKA

- Abusukhon, A., & AlZu'bi, S. (2020). New Direction of Cryptography: A Review on Text-to-Image Encryption Algorithms Based on RGB Color Value. *2020 Seventh International Conference on Software Defined Systems (SDS)*, 235–239. <https://doi.org/10.1109/SDS49854.2020.9143891>
- Ahamed, P., Kundu, S., Khan, T., Bhateja, V., Sarkar, R., & Mollah, A. (2020). Handwritten Arabic numerals recognition using convolutional neural network. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 11. <https://doi.org/10.1007/s12652-020-01901-7>
- Alawad, M., Aljouie, A., Alamri, S., Alghamdi, M., Alabdulkader, B., Alkanhal, N., & Almazroa, A. (2022). Machine Learning and Deep Learning Techniques for Optic Disc and Cup Segmentation – A Review. *Clinical Ophthalmology*, 16, 747–764. <https://doi.org/10.2147/OPHTH.S348479>
- Almustofa, A. N., Handayani, A., & Mengko, T. L. R. (2022). Optic Disc and Optic Cup Segmentation on Retinal Image Based on Multimap Localization and U-Net Convolutional Neural Network. *Journal of Image and Graphics(United Kingdom)*, 10(3), 109–115. <https://doi.org/10.18178/joig.10.3.109-115>
- Ansari, S. U., Javed, K., Qaisar, S. M., Jillani, R., & Haider, U. (2021). Multiple Sclerosis Lesion Segmentation in Brain MRI Using Inception Modules Embedded in a Convolutional Neural Network. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/4138137>
- Azimi, V., & Zaydman, M. A. (2023). Optimizing Equity: Working towards Fair Machine Learning Algorithms in Laboratory Medicine. *Journal of Applied Laboratory Medicine*, 8(1), 113–128. <https://doi.org/10.1093/jalm/jfac085>
- Bian, X., Luo, X., Wang, C., Liu, W., & Lin, X. (2020a). Optic disc and optic cup segmentation based on anatomy guided cascade network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 197, 105717. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105717>
- Bian, X., Luo, X., Wang, C., Liu, W., & Lin, X. (2020b). Optic disc and optic cup segmentation based on anatomy guided cascade network. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 197, 105717. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2020.105717>
- Bouderbal, I., Amamra, A., & Benatia, M. A. (2021). How Would Image Down-Sampling and Compression Impact Object Detection in the Context of Self-driving Vehicles? In M. R. Senouci, M. E. Y. Boudaren, F. Sebbak, & M. Mataoui (Eds.), *CSA 2020* (pp. 25–37). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-69418-0_3
- Chen, L. C., Papandreou, G., Kokkinos, I., Murphy, K., & Yuille, A. L. (2018). DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(4), 834–848. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2017.2699184>
- Chen, Z. (2023). Medical Image Segmentation Based on U-Net. *Journal of Physics: Conference Series*, 2547(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2547/1/012010>

- Da Costa, R. F., Hayashi Yelisetty, S. M., Marques, J. C., & Tasinaffo, P. M. (2019). A Brief Didactic Theoretical Review on Convolutional Neural Networks, Deep Belief Networks and Stacked Auto-Encoders. *International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR)*, 9(12). <https://doi.org/10.31873/ijetr.9.12.35>
- Desiani, A., Erwin, E., Suprihatin, B., Efriliyanti, F., Arhami, M., & Setyaningsih, E. (2022). VG-DropDNet A Robust Architecture for Blood Vessels Segmentation on Retinal Image. *IEEE Access*, PP, 1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3202890>
- Du, G., Cao, X., Liang, J., Chen, X., & Zhan, Y. (2020). Medical image segmentation based on U-Net: A review. *Journal of Imaging Science and Technology*, 64(2), 1–12. <https://doi.org/10.2352/J.ImagingSci.Technol.2020.64.2.020508>
- Dumoulin, V., & Visin, F. (2016). A guide to convolution arithmetic for deep learning. *ArXiv Preprint ArXiv:1603.07285*.
- Etmann, C., Ke, R., & Schönlieb, C.-B. (2020). iUNets: Fully invertible u-nets with learnable up-and downsampling. *ArXiv Preprint ArXiv:2005.05220*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.05220>
- Fernandez-Moral, E., Martins, R., Wolf, D., & Rives, P. (2018). A New Metric for Evaluating Semantic Segmentation: Leveraging Global and Contour Accuracy. *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 1051–1056. <https://doi.org/10.1109/IVS.2018.8500497>
- Geetha, A., Santhi, D., Prakash, N., Hemalakshmi, G., & Sumithra, M. (2020). Image Processing Techniques for Diagnosis of Glaucoma from Retinal Image: Brief Review. *Journal of Clinical and Diagnostic Research*, 14(2). <https://doi.org/10.7860/jcdr/2020/42825.13512>
- Gholamalinezhad, H., & Khosravi, H. (2020). Pooling methods in deep neural networks, a review. *ArXiv Preprint ArXiv:2009.07485*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2009.07485>
- Ghosh, S., Das, N., Das, I., & Maulik, U. (2019). Understanding deep learning techniques for image segmentation. *ACM Computing Surveys*, 52(4). <https://doi.org/10.1145/3329784>
- Hao, S., Zhou, Y., & Guo, Y. (2020). A Brief Survey on Semantic Segmentation with Deep Learning. *Neurocomputing*, 406, 302–321. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.11.118>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2014). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8691 LNCS(PART 3), 346–361. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10578-9_23
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning for Image Recognition. *In Proc. of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR2016)*, 770–778. <https://doi.org/10.1002/chin.200650130>
- Hemalatha, B., Karthik, B., Krishna Reddy, C. V., & Latha, A. (2022). Deep learning approach for segmentation and classification of blood cells using

- enhanced CNN. *Measurement: Sensors*, 24, 100582. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.measen.2022.100582>
- Huang, Y., Wang, Q., Jia, W., Lu, Y., Li, Y., & He, X. (2021). See more than once: Kernel-sharing atrous convolution for semantic segmentation. *Neurocomputing*, 443, 26–34. <https://doi.org/https://doi.org/10.18280/ts.370620>
- Hussain, R., & Basak, H. (2023). UT-Net: Combining U-Net and Transformer for Joint Optic Disc and Cup Segmentation and Glaucoma Detection. *ArXiv, abs/2303.0*. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:257427601>
- Islam, M. M., Poly, T. N., Walther, B. A., Yang, H. C., & Li, Y.-C. (Jack). (2020). Artificial Intelligence in Ophthalmology: A Meta-Analysis of Deep Learning Models for Retinal Vessels Segmentation. *Journal of Clinical Medicine*, 9(4), 1018. <https://doi.org/10.3390/jcm9041018>
- Jadon, S. (2020). A survey of loss functions for semantic segmentation. *2020 IEEE Conference on Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology, CIBCB 2020*. <https://doi.org/10.1109/CIBCB48159.2020.9277638>
- Jia, F., Liu, J., & Tai, X.-C. (2021). A regularized convolutional neural network for semantic image segmentation. *Analysis and Applications*, 19(01), 147–165. <https://doi.org/10.1142/S0219530519410148>
- Jiang, Y., Ye, M., Wang, P., Huang, D., & Lu, X. (2022). MRF-IUNet: A Multiresolution Fusion Brain Tumor Segmentation Network Based on Improved Inception U-Net. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2022, 6305748. <https://doi.org/10.1155/2022/6305748>
- Kamble, R., Samanta, P., & Singhal, N. (2020). Optic Disc, Cup and Fovea Detection from Retinal Images Using U-Net++ with EfficientNet Encoder BT - Ophthalmic Medical Image Analysis. In H. Fu, M. K. Garvin, T. MacGillivray, Y. Xu, & Y. Zheng (Eds.), *Ophthalmic Medical Image Analysis (OMIA 2020)* (pp. 93–103). Springer International Publishing.
- Kedari, B., Kamath, R., Arra, A., S., G., & G., S. (2023). Semantic Segmentation of Optic Disc and Optic Cup using Deep Learning. *2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCCNT56998.2023.10308314>
- Khan, A., Sohail, A., Zahoora, U., & Qureshi, A. S. (2020). A survey of the recent architectures of deep convolutional neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 53(8), 5455–5516. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09825-6>
- Kingma, D. P., & Ba, J. L. (2015). Adam: A method for stochastic optimization. *3rd International Conference on Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, 1–15. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>
- Krichen, M. (2023). Convolutional Neural Networks: A Survey. In *Computers* (Vol. 12, Issue 8). <https://doi.org/10.3390/computers12080151>
- Kumar, E. S., & Bindu, C. S. (2020). An Efficient Approach to Accomplish Automatic Segmentation of Optic Cup Using Modified U-Net. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, 1–5.

- <https://doi.org/10.1109/ICCCNT49239.2020.9225537>
- Lashgari, E., Liang, D., & Maoz, U. (2020). Data augmentation for deep-learning-based electroencephalography. *Journal of Neuroscience Methods*, *346*, 108885. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jneumeth.2020.108885>
- Latif, U., Shahid, A. R., Raza, B., Ziauddin, S., & Khan, M. A. (2021). An end-to-end brain tumor segmentation system using multi-inception-UNET. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, *31*(4), 1803–1816. <https://doi.org/10.1002/ima.22585>
- Li, H. (2021). Image semantic segmentation method based on GAN network and ENet model. *The Journal of Engineering*, *2021*(10), 594–604. <https://doi.org/10.1049/tje2.12067>
- Li, Q., Cai, W., Wang, X., Zhou, Y., Feng, D. D., & Chen, M. (2014). Medical image classification with convolutional neural network. *2014 13th International Conference on Control Automation Robotics and Vision, ICARCV 2014*, *2014*(December), 844–848. <https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064414>
- Li, Q., Xu, Y., Chen, Z., Liu, D., Feng, S. T., Law, M., Ye, Y., & Huang, B. (2018). Tumor Segmentation in Contrast-Enhanced Magnetic Resonance Imaging for Nasopharyngeal Carcinoma: Deep learning with Convolutional Neural Network. *BioMed Research International*, *2018*, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2018/9128527>
- Li, Y., Zhang, X., & Chen, D. (2018). Csrnet: Dilated Convolutional Neural Networks for Understanding the Highly Congested Scenes. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1091–1100.
- Liu, R., Tao, F., Liu, X., Na, J., Leng, H., Wu, J., & Zhou, T. (2022). RAANet: A Residual ASPP with Attention Framework for Semantic Segmentation of High-Resolution Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, *14*(13). <https://doi.org/10.3390/rs14133109>
- Liu, S., Hong, J., Lu, X., Jia, X., Lin, Z., Zhou, Y., Liu, Y., & Zhang, H. (2019). Joint optic disc and cup segmentation using semi-supervised conditional GANs. *Computers in Biology and Medicine*, *115*, 103485. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2019.103485>
- Luchman, S., & Viriri, S. (2021). Underwater Image Enhancement Using Adaptive Algorithms BT - Progress in Artificial Intelligence and Pattern Recognition. In Y. Hernández Heredia, V. Milián Núñez, & J. Ruiz Shulcloper (Eds.), *IWAIPR 2021* (pp. 316–326). Springer International Publishing.
- Mishra, S., Vanli, O., Huffer, F., & Jung, S. (2016, March 23). *Regularized Discriminant Analysis for Multi-sensor Decision Fusion and Damage Detection with Lamb-waves*. <https://doi.org/10.1117/12.2217959>
- Msonda, P., Uymaz, S. A., & Karaağaç, S. S. (2020). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for automatic tuberculosis diagnosis. *Traitement Du Signal*. <https://doi.org/10.18280/ts.370620>
- Neto, A., Camera, J., Oliveira, S., Cláudia, A., & Cunha, A. (2022). Optic disc and cup segmentations for glaucoma assessment using cup-to-disc ratio. *Procedia Computer Science*, *196*, 485–492. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.12.040>

- Pour, A. M., Seyedarabi, H., Jahromi, S. H. A., & Javadzadeh, A. (2020). Automatic Detection and Monitoring of Diabetic Retinopathy Using Efficient Convolutional Neural Networks and Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. *IEEE Access*, 8, 136668–136673. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3005044>
- Ptito, M., Bleau, M., & Bouskila, J. (2021). The Retina: A Window into the Brain. In *Cells* (Vol. 10, Issue 12). <https://doi.org/10.3390/cells10123269>
- Qhithana Pratika, A. R., Magdalena, R., & Nur Fuadah, R. Y. (2020). Klasifikasi Glaukoma Menggunakan Artificial Neural Network. *Jurnal Ilmiah FIFO*, 12(2), 179. <https://doi.org/10.22441/fifo.2020.v12i2.007>
- Ren, C., Guo, Z., Ren, H., Jeong, D., Kim, D.-K., Zhang, S., Wang, J., & Zhang, G. (2023). Prostate Segmentation in MRI Using Transformer Encoder and Decoder Framework. *IEEE Access*, PP, 1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3313420>
- Sanjar, K., Bekhzod, O., Kim, J., Kim, J., Paul, A., & Kim, J. (2020). Improved U-Net: Fully convolutional network model for skin-lesion segmentation. *Applied Sciences*, 10(10), 3658.
- Sanjaya, Y., Gunawan, A., & Irwansyah, E. (2020). Semantic Segmentation for Aerial Images: A Literature Review. *Engineering, Mathematics and Computer Science (EMACS) Journal*, 2, 133–139. <https://doi.org/10.21512/emacsjournal.v2i3.6737>
- Santamaría-Vázquez, E., Martínez-Cagigal, V., Vaquerizo-Villar, F., & Hornero, R. (2020). EEG-Inception: A Novel Deep Convolutional Neural Network for Assistive ERP-Based Brain-Computer Interfaces. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 28(12), 2773–2782. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2020.3048106>
- Santra, A., & Christy, J. (2012). Genetic Algorithm and Confusion Matrix for Document Clustering. *International Journal of Computer Science Issues*, 9.
- Sayeed, M. S., Yusof, I., Abdullah, M., Bari, M. A., & Min, P. (2023). A comprehensive survey on deep-learning based gait recognition for humans in the COVID-19 pandemic. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 30, 882. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v30.i2.pp882-902>
- Shi, J., Dang, J., Cui, M., Zuo, R., Shimizu, K., Tsunoda, A., & Suzuki, Y. (2021). Improvement of Damage Segmentation Based on Pixel-Level Data Balance Using VGG-Unet. *Applied Sciences*, 11(2). <https://doi.org/10.3390/app11020518>
- Song, L., Wu, J., Wang, L., Chen, G., Shi, Y., & Liu, Z. (2023). Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearings Based on Multi-Scale Attention Residual Network. *Entropy*, 25(5). <https://doi.org/10.3390/e25050798>
- Soomro, T. A., Afifi, A. J., Zheng, L., Soomro, S., Gao, J., Hellwich, O., & Paul, M. (2019). Deep Learning Models for Retinal Blood Vessels Segmentation: A Review. *IEEE Access*, 7, 71696–71717. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2920616>
- Tadisetty, S., Chodavarapu, R., Jin, R., Clements, R. J., & Yu, M. (2023). Identifying the Edges of the Optic Cup and the Optic Disc in Glaucoma Patients by Segmentation. *Sensors*, 23(10). <https://doi.org/10.3390/s23104668>

- Tan, Y. S., Lim, K. M., Tee, C., Lee, C. P., & Low, C. Y. (2021). Convolutional neural network with spatial pyramid pooling for hand gesture recognition. *Neural Computing and Applications*, 33(10), 5339–5351. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05337-0>
- Thakur, N., & Juneja, M. (2019). Optic disc and optic cup segmentation from retinal images using hybrid approach. *Expert Systems with Applications*, 127, 308–322. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.03.009>
- Thuy, L., Trinh, D., Anh, L., Kim, J., Trung, H., & Bao, P. (2021). Coronary Vessel Segmentation by Coarse-to-Fine Strategy Using U-nets. *BioMed Research International*, 2021, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2021/5548517>
- Tulsani, A., Kumar, P., & Pathan, S. (2021). Automated segmentation of optic disc and optic cup for glaucoma assessment using improved UNET++ architecture. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 41(2), 819–832. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2021.05.011>
- Tyagi, V. (2018). Understanding Digital Image Processing. *Understanding Digital Image Processing*, September. <https://doi.org/10.1201/9781315123905>
- Ullah, Z., Farooq, M. U., Lee, S.-H., & An, D. (2020). A hybrid image enhancement based brain MRI images classification technique. *Medical Hypotheses*, 143, 109922. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.mehy.2020.109922>
- Valero-Carreras, D., Alcaraz, J., & Landete, M. (2023). Comparing two SVM models through different metrics based on the confusion matrix. *Computers & Operations Research*, 152, 106131. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.106131>
- Vargas, V. M., Guijo-Rubio, D., Gutiérrez, P. A., & Hervás-Martínez, C. (2021). ReLU-Based Activations: Analysis and Experimental Study for Deep Learning. In E. Alba, G. Luque, F. Chicano, C. Cotta, D. Camacho, M. Ojeda-Aciego, S. Montes, A. Troncoso, J. Riquelme, & R. Gil-Merino (Eds.), *CAEPIA 2021* (pp. 33–43). Springer International Publishing. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-030-85713-4_4
- Virbukaitė, S., Bernatavičienė, J., & Imbrasienė, D. (2024). Glaucoma Identification Using Convolutional Neural Networks Ensemble for Optic Disc and Cup Segmentation. *IEEE Access*, 12, 82720–82729. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3412185>
- Xia, X., Huang, Z., Huang, Z., Shu, L., & Li, L. (2022). A CNN-Transformer Hybrid Network for Joint Optic Cup and Optic Disc Segmentation in Fundus Images. *Proceedings - 2022 International Conference on Computer Engineering and Artificial Intelligence, ICCEAI 2022*, 482–486. <https://doi.org/10.1109/ICCEAI55464.2022.00106>
- Xu, X., Du, M., Guo, H., Chang, J., & Zhao, X. (2021). Lightweight FaceNet Based on MobileNet. *International Journal of Intelligence Science*, 11, 1–16. <https://doi.org/10.4236/ijis.2021.111001>
- Yang, S., Xiao, W., Zhang, M., Guo, S., Zhao, J., & Shen, F. (2022). Image data augmentation for deep learning: A survey. *ArXiv Preprint ArXiv:2204.08610*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.08610>
- 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(17), 1–21. <https://doi.org/10.3390/app12178643>
- Zhang, X., Zheng, Y., Liu, W., & Wang, Z. (2019). A hyperspectral image classification algorithm based on atrous convolution. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2019(1). <https://doi.org/10.1186/s13638-019-1594-y>
- Zhang, Y., Mehta, S., & Caspi, A. (2021). *Rethinking Semantic Segmentation Evaluation for Explainability and Model Selection*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.08418>
- Zhang, Y., Sidibé, D., Morel, O., & Mériaudeau, F. (2021). Deep multimodal fusion for semantic image segmentation: A survey. *Image and Vision Computing*, 105, 104042. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.imavis.2020.104042>