

**KOMBINASI ARSITEKTUR VGG DAN XCEPTION
DALAM KLASIFIKASI CITRA CT-SCANS TIGA DIMENSI
PADA PENYAKIT COVID-19**

SKRIPSI

Oleh :

MUHAMMAD AKMAL SHIDQI

NIM 08011281924020



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

2023

HALAMAN PENGESAHAN

**KOMBINASI ARSITEKTUR VGG DAN XCEPTION
DALAM KLASIFIKASI CITRA CT-SCANS TIGA DIMENSI
PADA PENYAKIT COVID-19**

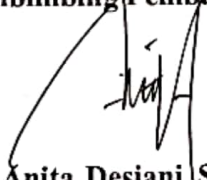
SKRIPSI

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


Oleh

**MUHAMMAD AKMAL SHIDQI
NIM. 08011281924020**

Pembimbing Pembantu



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

**Indralaya, Agustus 2023
Pembimbing Utama**


Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si
NIP. 197207021999032001

**Mengetahui,
an. Ketua**

Sekretaris Jurusan Matematika


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



PERNYATAAN KEASLIAN KARYA ILMIAH

Yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Muhammad Akmal Shidqi
NIM : 08011281924020
Fakultas/Jurusan : MIPA/Matematika

Menyatakan bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri dan karya ilmiah ini belum pernah diajukan sebagai pemenuhan persyaratan untuk memperoleh gelar kesarjanaan sarjana satu (S1) dari Universitas Sriwijaya maupun perguruan tinggi lain.

Semua informasi yang dimuat dalam skripsi ini 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, Agustus 2023



Muhammad Akmal Shidqi

HALAMAN PERSEMBAHAN

Kupersembahkan skripsi ini untuk:

Tuhan Yang Maha Esa Allah Subhanahu Wa Ta'ala,

Kedua orang tuaku tercinta,

Abang dan adikku tersayang,

Keluarga besarku,

Semua guru dan dosenku,

Sahabat-sahabatku,

Almamaterku,

Diriku sendiri

Motto

“We are Nothing without ALLAH”

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah Subhanahu Wa Ta'ala yang telah memberikan rahmat dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul “Kombinasi Arsitektur *VGG* dan *Xception* dalam Klasifikasi Citra *CT-Scans* Tiga Dimensi pada Penyakit COVID-19” sebagai salah satu syarat memperoleh gelar sarjana sains bidang studi Matematika di Fakultas MIPA Universitas Sriwijaya.

Penulis menyadari bahwa proses pembuatan skripsi ini merupakan proses pembelajaran yang sangat berharga serta tak lepas dari kekurangan dan keterbatasan. Dengan segala hormat dan kerendahan hati, penulis mengucapkan terima kasih dan penghargaan kepada:

1. Kedua orang tuaku tercinta, **Suharman** dan **Rosdiana**, yang tak pernah lelah mendidik, menasehati, membimbing, dan mendukung serta terus mendoakan anaknya. Terima kasih atas segala perjuangan dan pengorbanan hingga detik ini dan sampai kapanpun.
2. Bapak **Drs. Sugandi Yahdin, M.M** selaku Ketua Jurusan Matematika dan Ibu **Dr. Dian Cahyawati Sukanda, M.Si** selaku Sekretaris Jurusan Matematika FMIPA Universitas Sriwijaya yang telah memberikan arahan dan motivasi kepada penulis selama proses akademik perkuliahan.
3. Ibu **Dr. Yuli Andriani, S.Si., M.Si** selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan dan pengarahan selama proses pembuatan skripsi ini.

4. Ibu **Dr. Anita Desiani, S.Si., M.Kom** selaku dosen pembimbing yang telah bersedia meluangkan waktu, tenaga, pikiran untuk memberikan bimbingan, pengarahan, dan didikan berharga selama proses pembuatan skripsi, kompetisi atau program mahasiswa, dan perjalanan perkuliahan ini.
5. Bapak **Dr. Bambang Suprihatin, S.Si., M.Si** dan Ibu **Endang Sri Kresnawati, S.Si., M.Si** selaku dosen pembahas dan penguji yang telah memberikan tanggapan, kritik, dan saran yang sangat bermanfaat untuk perbaikan dan penyelesaian skripsi ini.
6. Ibu **Irmeilyana, M.Si** selaku dosen pembimbing akademik yang telah memberikan bimbingan dan mengarahkan urusan dalam akademik penulis.
7. **Seluruh Dosen di Jurusan Matematika FMIPA** yang telah memberikan ilmu, nasihat, motivasi, serta bimbingan selama proses perkuliahan.
8. Pak **Irwansyah** selaku admin dan Ibu **Hamidah** selaku pegawai tata usaha Jurusan Matematika FMIPA yang banyak membantu penulis selama perkuliahan.
9. **Seluruh guru** yang telah memberikan ilmu yang bermanfaat hingga mengantarkan penulis pada pendidikan ini.
10. Abangku **Muhammad Sholahuddin Al'Islami** dan adikku **Muhammad Hadziq Prakoso** yang selalu mendoakan, memberikan semangat, dan menjadi teman selama ini, beserta keluarga besar yang selalu mendukung penulis.
11. **Kakak-kakak tingkat angkatan 2016, 2017, dan 2018 bidang minat komputasi** yang telah banyak membantu serta berbagi ilmu selama proses pembuatan skripsi.

12. **Semua sahabat seperjuangan** dalam masa perkuliahan dan proses skripsi, **Keluarga Matematika 2019, Komputasi 2019, Asisten Laboratorium Komputasi Matematika 2019, Grup Campuran** dan rekan-rekan lainnya selama perkuliahan. Terima kasih sudah menjadi orang-orang baik di sekeliling penulis yang selalu mendukung, membantu dengan tulus, dan memberi energi positif.
13. **Kakak-kakak tingkat Angkatan 2017 dan 2018 serta adik-adik tingkat Angkatan 2020 dan 2021**, terima kasih atas segala kebaikan dan bantuannya.
14. Semua pihak yang tidak dapat penulis sebutkan satu per satu. Semoga segala kebaikan yang diberikan mendapatkan balasan terbaik dari Allah SWT.

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

Indralaya, Agustus 2023

Penulis

**COMBINATION OF VGG AND XCEPTION ARCHITECTURES
IN CLASSIFYING THREE-DIMENSIONAL
CT-SCANS IMAGES IN COVID-19 DISEASE**

By:

MUHAMMAD AKMAL SHIDQI

08011281924020

ABSTRACT

Detection in CT-Scans images can be done by applying image classification using methods found in Convolutional Neural Network (CNN). The CNN architectures commonly used in classification are VGG and Xception. In this study, a combination of VGG and Xception architectures is applied for the classification of COVID-19 disease using CT-Scans images. The combination involves using VGG architecture with 13 convolutional layers, followed by Xception architecture with 2 depthwise separable convolution layers and 2 fully connected layers to determine the classification results. The research stages conducted include data collection, preprocessing, training, testing, evaluation, analysis and interpretation of results, and conclusion drawing. The results of the CT-Scans image classification research using the MosMed dataset with VGG and Xception architectures yielded an accuracy of 95.57%, sensitivity of 93.89%, specificity of 97.36%, F1-Score of 95.64%, and Cohen's Kappa of 91.14%. Based on the obtained results, the combination of VGG and Xception architectures is capable of performing excellent classification on CT-Scans images.

Keywords: Classification, COVID-19, CT-Scans, VGG, Xception

**KOMBINASI ARSITEKTUR VGG DAN XCEPTION
DALAM KLASIFIKASI CITRA CT-SCANS TIGA DIMENSI
PADA PENYAKIT COVID-19**

Oleh:

MUHAMMAD AKMAL SHIDQI

08011281924020

ABSTRAK

Pendeteksian pada citra *CT-Scans* dapat dilakukan dengan menerapkan klasifikasi citra menggunakan metode yang terdapat pada *Convolutional Neural Network* (CNN). Arsitektur CNN yang sering digunakan dalam klasifikasi adalah *VGG* dan *Xception*. Pada penelitian ini, dilakukan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception* untuk klasifikasi penyakit COVID-19 menggunakan citra *CT-Scans*. Kombinasi yang dilakukan adalah arsitektur *VGG* digunakan 13 lapisan konvolusi dan dilanjutkan dengan arsitektur *Xception* menggunakan 2 lapisan *depthwise separable convolution* dan 2 lapisan *fully connected* untuk menentukan hasil klasifikasi. Tahapan penelitian yang dilakukan antara lain pengumpulan data, *preprocessing*, *training*, *testing*, evaluasi, analisis dan interpretasi hasil, dan pengambilan kesimpulan. Hasil penelitian klasifikasi citra *CT-Scans* menggunakan *dataset* MosMed pada arsitektur *VGG* dan *Xception* yaitu didapatkan nilai akurasi sebesar 95,57%, nilai sensitivitas sebesar 93,89%, nilai spesifisitas sebesar 97,36%, nilai *F1-Score* sebesar 95,64%, dan nilai *Cohens Cappa* sebesar 91,14%. Berdasarkan hasil yang didapatkan, maka kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception* mampu melakukan klasifikasi pada citra *CT-Scans* dengan sangat baik.

Kata Kunci: Klasifikasi, COVID-19, *CT-Scans*, *VGG*, *Xception*

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
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.....	4
1.3 Pembatasan Masalah	5
1.4 Tujuan.....	5
1.5 Manfaat.....	5
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	6
2.1 COVID-19	6
2.2 Citra <i>CT-Scans</i>	6
2.3 Klasifikasi.....	7
2.3.1 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	7
2.3.2 <i>Convolutional Layer (Lapisan Konvolusi)</i>	7
2.3.3 <i>Pooling Layer (Lapisan Pooling)</i>	9
2.3.4 Fungsi Aktivasi	10
2.3.5 <i>Batch Normalization</i>	10
2.3.6 <i>Concatenate Layer (Lapisan Concatenate)</i>	11
2.3.7 <i>Dropout</i>	12
2.3.8 <i>Loss Function: Binary Cross-entropy</i>	12
2.3.9 <i>Optimization Function: Adaptive Moment Estimation (ADAM)</i>	13
2.4 <i>Visual Geometry Group (VGG)</i>	14
2.5 <i>Xception</i>	15
2.6 <i>Depthwise Separable Convolution</i>	16
2.7 <i>Confusion Matrix</i>	17

BAB III METODOLOGI PENELITIAN	20
3.1 Tempat.....	20
3.2 Waktu	20
3.3 Alat.....	20
3.4 Tahapan Penelitian	20
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....	24
4.1 Deskripsi Data	24
4.2 <i>Preprocessing</i> Data	24
4.3 Rancangan Kombinasi Arsitektur <i>VGG</i> dan <i>Xception</i>	26
4.4 Contoh Operasi Manual pada <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	29
4.5 Implementasi Kombinasi Arsitektur <i>VGG</i> dan <i>Xception</i>	42
4.5.1 <i>Training</i>	42
4.5.2 <i>Testing</i>	46
4.5.3 Evaluasi.....	47
4.6 Analisis dan Interpretasi Hasil	50
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	52
5.1 Kesimpulan.....	52
5.2 Saran.....	52
DAFTAR PUSTAKA	53

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Tabel <i>Confusion Matrix</i>	17
Tabel 2.2 Kategori Evaluasi Kinerja Model	19
Tabel 4.1 Data Sampel Citra <i>Dataset</i> MosMed	24
Tabel 4.2 Contoh Hasil Potongan Citra Tiga Dimensi	25
Tabel 4.3 Contoh Hasil <i>Flip</i> Citra Dua Dimensi terhadap Sumbu-X	25
Tabel 4.4 Contoh Hasil <i>Flip</i> Citra Dua Dimensi terhadap Sumbu-Y	26
Tabel 4.5 <i>Confusion Matrix</i> dalam Proses <i>Testing</i>	46
Tabel 4.6 Perbandingan Hasil Evaluasi dengan Penelitian Lainnya	50

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Gambar Paru-Paru COVID-19	6
Gambar 2.2	Contoh Proses Operasi Konvolusi	8
Gambar 2.3	Contoh Proses Operasi <i>Max-Pooling</i>	9
Gambar 2.4	Contoh Proses <i>Concatenate</i>	12
Gambar 2.5	Contoh Arsitektur <i>VGG</i>	14
Gambar 2.6	Contoh Arsitektur <i>Xception</i>	15
Gambar 2.7	Contoh <i>Depthwise Separable Convolution</i>	16
Gambar 4.1	Kombinasi Arsitektur <i>VGG</i> dan <i>Xception</i>	27
Gambar 4.2	Contoh Proses <i>Max-Pooling</i>	36
Gambar 4.3	Contoh Proses <i>Concatenate</i>	37
Gambar 4.4	Jumlah Parameter dan Hasil <i>Training</i> Model Kombinasi Arsitektur <i>VGG</i> dan <i>Xception</i>	43
Gambar 4.5	Grafik Akurasi dan <i>loss Training</i> pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi Kombinasi Arsitektur <i>VGG</i> dan <i>Xception</i>	44
Gambar 4.6	Grafik <i>Precision</i> , <i>Recall</i> , <i>F1-Score</i> , dan <i>Cohens Cappa</i> pada Data <i>Training</i> dan Data Validasi	45
Gambar 4.7	Grafik ROC Hasil Klasifikasi	46

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Corona Virus Disease 2019 atau yang lebih dikenal COVID-19 adalah salah satu jenis dari virus *Severe Acute Respiratory Syndrome CoronaVirus 2* (SARS-CoV-2) yang menyebabkan penyakit dalam suatu populasi dan jumlah kematian dalam suatu populasi yang belum pernah terjadi secara global (Nalbandian *et al.*, 2021). COVID-19 menunjukkan bahwa 90% pasien yang menderita mengalami gejala-gejala seperti masalah pada pernafasan akibat dari kerusakan jaringan paru-paru (Bazdyrev *et al.*, 2021). Salah satu cara untuk mendeteksi COVID-19 adalah dengan menggunakan *Computed Tomography Scans* atau *CT-Scans* (Yang *et al.*, 2020). Beberapa penelitian sebelumnya menggunakan citra *CT-Scans* antara lain Riquelme & Akhloufi (2020) melakukan klasifikasi kanker paru-paru menggunakan citra *CT-Scans* paru-paru, Wang *et al.* (2019) melakukan klasifikasi paru-paru menggunakan citra *CT-Scans* dada, Burduja *et al.* (2020) melakukan klasifikasi pendarahan intrakranial menggunakan citra *CT-Scans* otak. Klasifikasi secara manual pada citra *CT-Scans* memerlukan waktu dengan ketelitian sangat tinggi yang disebabkan berbagai perbedaan antara lain perbedaan sudut pandang, perbedaan skala, perbedaan kondisi pencahayaan, deformasi terhadap objek, sehingga dibutuhkan suatu pengembangan algoritma pada klasifikasi secara otomatis dalam melakukan proses klasifikasi yang terdapat di dalam *Convolutional Neural Network* (CNN) (Suartika *et al.*, 2016).

CNN adalah salah satu bagian dari jenis jaringan saraf tiruan yang digunakan dalam pengenalan citra (Alhichri *et al.*, 2021). CNN memiliki lapisan konvolusi yang dalam sehingga membutuhkan banyak data agar model tersebut dapat terlatih dengan baik (Garg & Karimian, 2021). Beberapa penelitian yang menggunakan CNN antara lain yaitu Khagi & Kwon (2020) menerapkan CNN pada klasifikasi penyakit Alzheimer, Mateen *et al.* (2019) menerapkan CNN pada klasifikasi penyakit *diabetic retinopathy*, dan Sharma & Kumar (2022) menerapkan CNN pada klasifikasi penyakit kanker payudara. Salah satu arsitektur yang terdapat pada CNN adalah *Visual Geometry Group (VGG)*.

VGG adalah arsitektur pada CNN yang terdiri dari 13 lapisan konvolusi dengan menggunakan matriks 3×3 dan 3 lapisan *fully connected* (Tammina, 2019). Kelebihan dari arsitektur *VGG* adalah memiliki lapisan konvolusi yang kompleks sehingga peningkatan performa pembelajaran dan pengklasifikasian dapat mendapatkan hasil yang baik. Beberapa penelitian yang menggunakan arsitektur *VGG* antara lain yaitu Agustina *et al.* (2022) menerapkan arsitektur *VGG* pada klasifikasi penyakit kanker kulit dengan hasil akurasi diatas 90%, Marcella & Devella (2022) menerapkan arsitektur *VGG* pada klasifikasi penyakit mata dengan hasil akurasi diatas 90%, dan Mateen *et al.* (2019) menerapkan arsitektur *VGG* pada klasifikasi penyakit *diabetic retinopathy* dengan hasil akurasi diatas 90%. Namun dibalik kelebihan itu terdapat kekurangan yaitu membutuhkan memori yang terlalu besar dan banyaknya jumlah parameter yang dimiliki dapat menyebabkan *overfitting* (Paymode & Malode, 2022). *Overfitting* adalah kejadian dimana arsitektur bekerja dengan baik dalam mempelajari pola pada data latih atau *training*

namun gagal dalam memprediksi data yang belum dilatih atau data *testing* (Salehinejad & Valaee, 2019). Salah satu arsitektur pada CNN yang dapat mengatasi masalah banyaknya jumlah parameter pada *VGG* adalah *Xception*.

Xception pertama kali diperkenalkan oleh Francois Chollet sebagai lanjutan dari arsitektur CNN yang memiliki lapisan konvolusi yang lebih banyak sehingga mampu menangkap lebih banyak fitur di dalam citra (Kassani *et al.*, 2019). *Xception* terdiri dari 36 lapisan konvolusi dimana 36 lapisan tersebut terbagi menjadi beberapa *flow* atau aliran, yaitu *entry flow*, *middle flow*, dan *exit flow* (Avery *et al.*, 2017). Kelebihan dari arsitektur *Xception* adalah memiliki stabilitas yang baik di dalam pengenalan citra (Lo *et al.*, 2021). Kelebihan yang dimiliki oleh arsitektur *Xception* terhadap *VGG* adalah memiliki lapisan konvolusi yang lebih banyak dengan menggunakan *depthwise separable convolution* yang berbeda dengan lapisan konvolusi pada umumnya dan parameter yang lebih sedikit (Sandhopi *et al.*, 2020). Beberapa penelitian yang menggunakan arsitektur *Xception* antara lain yaitu Sharma & Kumar (2022) menerapkan arsitektur *Xception* pada klasifikasi penyakit kanker payudara dengan hasil akurasi 90%, Kassani *et al.* (2019) menerapkan arsitektur *Xception* pada klasifikasi penyakit *diabetic retinopathy* dengan hasil akurasi 80%, dan Abunasser *et al.* (2022) menerapkan arsitektur *Xception* pada klasifikasi penyakit kanker payudara dengan hasil akurasi diatas 95%.

Besarnya jumlah parameter yang terdapat pada arsitektur CNN dapat menyebabkan *overfitting* dan dapat diatasi dengan menggunakan *dropout* pada beberapa lapisan tertentu (Salehinejad & Valaee, 2019). *Dropout* adalah salah satu

teknik yang terdapat pada CNN yang berfungsi untuk memilih *neuron* secara acak dan dinonaktifkan selama *training* sehingga mengurangi jumlah parameter yang digunakan (Ali & Mallaiah, 2022). Beberapa penelitian yang menggunakan *dropout* antara lain Li *et al.* (2021) menerapkan *dropout* pada arsitektur *ResNet* klasifikasi penyakit aritmia jantung dengan hasil akurasi diatas 90%, Ali & Mallaiah (2022) menerapkan *dropout* pada arsitektur *CNN based-SVM with Dropout* klasifikasi *handwritten* dengan hasil akurasi diatas 95%, dan Milanés *et al.* (2021) menerapkan *dropout* pada arsitektur *DenseNet* klasifikasi penyakit epilepsy dengan hasil akurasi diatas 85%.

Penelitian ini akan melakukan kombinasi antara arsitektur *VGG* dan *Xception* di dalam klasifikasi citra *CT-Scans* yang dibantu dengan *dropout* untuk mengurangi jumlah parameter yang digunakan terlalu besar. Kombinasi yang dilakukan adalah arsitektur *VGG* digunakan 13 lapisan konvolusi dan dilanjutkan dengan arsitektur *Xception* menggunakan 2 lapisan *depthwise separable convolution* dan 2 lapisan *fully connected* untuk menentukan hasil klasifikasi. Kombinasi pada arsitektur tersebut akan menghasilkan sebuah model baru yang diharapkan dapat memberikan hasil klasifikasi COVID-19 yang akurat. Penelitian ini mengukur hasil evaluasi kinerja arsitektur yang terdapat pada klasifikasi seperti akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan *Cohens Cappa*.

1.2 Perumusan Masalah

Rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana menerapkan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception* pada klasifikasi citra *CT-Scans* dan

mengetahui hasil evaluasi kinerja klasifikasi citra *CT-Scans* dengan menggunakan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception*.

1.3 Pembatasan Masalah

Beberapa pembatasan masalah dalam penelitian ini sebagai berikut:

1. Data yang digunakan pada penelitian ini berasal dari MosMed.
2. Ukuran evaluasi kinerja pada klasifikasi terhadap penelitian ini yaitu menggunakan akurasi, sensitivitas, spesifisitas, *F1-Score*, dan *Cohens Cappa*.

1.4 Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah menerapkan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception* pada klasifikasi citra *CT-Scans* dan mengetahui hasil evaluasi kinerja klasifikasi citra *CT-Scans* dengan menggunakan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception*.

1.5 Manfaat

Manfaat dari penelitian ini sebagai berikut:

1. Dapat digunakan sebagai referensi penelitian terkait klasifikasi dengan citra *CT-Scans*.
2. Dapat digunakan sebagai referensi bagi pihak yang akan melakukan penelitian mengenai klasifikasi menggunakan kombinasi arsitektur *VGG* dan *Xception*.

DAFTAR PUSTAKA

- Abunasser, B. S., Al-Hiealy, M. R. J., Zaqout, I. S., & Abu-Naser, S. S. (2022). Breast cancer detection and classification using Deep Learning Xception Algorithm. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 13(7), 223–228. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2022.0130729>
- Agustina, R., Magdalena, R., & Pratiwi, N. K. C. (2022). Klasifikasi kanker kulit menggunakan metode Convolutional Neural Network dengan arsitektur VGG-16. *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, 10(2), 446. <https://doi.org/10.26760/elkomika.v10i2.446>
- Ait Skourt, B., El Hassani, A., & Majda, A. (2022). Mixed-pooling-dropout for convolutional neural network regularization. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(8), 4756–4762. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.05.001>
- Albawi, S., Bayat, O., Al-Azawi, S., & Ucan, O. N. (2018). Social touch gesture recognition using convolutional neural network. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018. <https://doi.org/10.1155/2018/6973103>
- Alhichri, H., Alswayed, A. S., Bazi, Y., Ammour, N., & Alajlan, N. A. (2021). Classification of remote sensing images using EfficientNet-B3 CNN Model with attention. *IEEE Access*, 9, 14078–14094. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3051085>
- Ali, A. A. A., & Mallaiah, S. (2022). Intelligent handwritten recognition using hybrid CNN architectures based-SVM classifier with dropout. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(6), 3294–3300. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.01.012>
- Alzubaidi, L., Zhang, J., Humaidi, A. J., Al-Dujaili, A., & Duan, Y. (2021). Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions. *Journal of Big Data*, 8(53), 1–74. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00444-8>
- Andrews, T. S., & Hemberg, M. (2019). Dropout-based feature selection for scRNASeq. *Bioinformatics*, 35(16), 2865–2867. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bty1044>
- Avery, K. R., Pan, J., Engler-Pinto, C. C., Wei, Z., & Yang, F. (2017). Fatigue behavior of stainless steel sheet specimens at extremely high temperatures. *SAE International Journal of Materials and Manufacturing*, 7(3), 560–566.

<https://doi.org/10.4271/2014-01-0975>

- Bazdyrev, E., Rusina, P., Panova, M., Novikov, F., Grishagin, I., & Nebolsin, V. (2021). Lung fibrosis after COVID-19: treatment prospects. In *Pharmaceuticals*, *14*(8). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/ph14080807>
- Beigel, J. H., Tomashek, K. M., Dodd, L. E., Mehta, A. K., & Zingman, B. S. (2020). Remdesivir for the Treatment of COVID-19 — Final Report. *The New England Journal of Medicine*, *383*(19), 1813–1826. <https://doi.org/10.1056/nejmoa2007764>
- Burduja, M., Ionescu, R. T., & Verga, N. (2020). Accurate and efficient intracranial hemorrhage detection and subtype classification in 3D CT scans with convolutional and long short-term memory neural networks. *Sensors (Switzerland)*, *20*(19), 1–21. <https://doi.org/10.3390/s20195611>
- Chen, C., Chuah, J. H., Ali, R., & Wang, Y. (2021). Retinal vessel segmentation using deep learning. *IEEE Access*, *9*, 111985–112004. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3102176>
- Desiani, A. (2022). Perbandingan implementasi algoritma Naïve Bayes dan K-Nearest Neighbor pada klasifikasi penyakit hati. *Simkom*, *7*(2), 104–110. <https://doi.org/10.51717/simkom.v7i2.96>
- Desiani, A., Erwin, M., 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. *IAENG International Journal of Computer Science*, *48*(3), 1–9.
- Desiani, A., Lestari, A. A., Al-Ariq, M., Amran, A., & Andriani, Y. (2022). Comparison of Support Vector Machine and K-Nearest Neighbors in Breast Cancer Classification. *Pattimura International Journal of Mathematics (PIJMath)*, *1*(1), 33–42. <https://doi.org/10.30598/pijmathvoll1iss1pp33-42>
- Fernandez-Moral, E., Martins, R., Wolf, D., & Rives, P. (2018). A new metric for evaluating semantic segmentation: Leveraging Global and Contour Accuracy. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, 2018-June*, 1051–1056. <https://doi.org/10.1109/IVS.2018.8500497>
- Galanis, N.-I., Vafiadis, P., Mirzaev, K.-G., & Papakostas, G. A. (2022). Convolutional Neural Networks: A roundup and benchmark of their pooling layer variants. *Algorithms*, *15*(11), 391. <https://doi.org/10.3390/a15110391>
- Garbin, C., Zhu, X., & Marques, O. (2020). Dropout vs. batch normalization: an empirical study of their impact to deep learning. *Multimedia Tools and Applications*, *79*(19–20), 12777–12815. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08453-9>

- Garg, A., & Karimian, N. (2021). Leveraging deep cnn and transfer learning for side-channel attack. *International Symposium on Quality Electronic Design (ISQED)*, 91–96. <https://doi.org/10.1109/ISQED51717.2021.9424305>
- Ghosh, A., Sufian, A., Sultana, F., Chakrabarti, A., & De, D. (2020). Fundamental concepts of convolutional neural network. In *Intelligent Systems Reference Library*, 172(1). https://doi.org/10.1007/978-3-030-32644-9_36
- Ioffe, S., & Szegedy, C. (2015). Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift. *Journalism Practice*, 37(6), 730–743. <https://doi.org/10.1080/17512786.2015.1058180>
- Jinsakul, N., Tsai, C. F., Tsai, C. E., & Wu, P. (2019). Enhancement of deep learning in image classification performance using Xception with the swish activation function for colorectal polyp preliminary screening. *Mathematics*, 7(12). <https://doi.org/10.3390/MATH7121170>
- Kassani, S. H., Kassani, P. H., Khazaeinezhad, R., Wesolowski, M. J., Schneider, K. A., & Deters, R. (2019). Diabetic retinopathy classification using a modified Xception architecture. *2019 IEEE 19th International Symposium on Signal Processing and Information Technology, ISSPIT 2019, November*. <https://doi.org/10.1109/ISSPIT47144.2019.9001846>
- Khagi, B., & Kwon, G. R. (2020). 3D CNN design for the classification of Alzheimer's Disease using brain MRI and PET. *IEEE Access*, 8, 217830–217847. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3040486>
- Khan, A. H., Cao, X., Li, S., Katsikis, V. N., & Liao, L. (2020). BAS-ADAM: An ADAM based approach to improve the performance of beetle antennae search optimizer. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 7(2), 461–471. <https://doi.org/10.1109/JAS.2020.1003048>
- Kwee, T. C., & Kwee, R. M. (2020). Chest ct in covid-19: What the radiologist needs to know. *Radiographics*, 40(7), 1848–1865. <https://doi.org/10.1148/rg.2020200159>
- Li, J., Zhang, Y., Gao, L., & Li, X. (2021). Arrhythmia classification using biased dropout and morphology-rhythm feature with incremental broad learning. *IEEE Access*, 9(1), 66132–66140. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3076683>
- 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*, 844–848. <https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064414>
- Li, X., Fan, P., Li, Z., Chen, G., Qiu, H., & Hou, G. (2021). Soil classification based

- on Deep Learning Algorithm and Visible Near-Infrared Spectroscopy. *Journal of Spectroscopy*, 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/1508267>
- Lo, W. W., Yang, X., & Wang, Y. (2021). An Xception Convolutional Neural Network for malware classification with transfer learning. *IEEE International Conference on New Technologies, Mobility and Security (NTMS), 2021-Augus*, 356–360. <https://doi.org/10.1109/NTMS.2019.8763852>
- Lodigiani, C., Iapichino, G., Carezzo, L., Cecconi, M., & Ferrazzi, P. (2020). Venous and arterial thromboembolic complications in COVID-19 patients admitted to an academic hospital in Milan, Italy. *Elsevier*, 191(January), 9–14.
- Luque, A., Carrasco, A., Martín, A., & de las Heras, A. (2019). The impact of class imbalance in classification performance metrics based on the binary confusion matrix. *Pattern Recognition*, 91, 216–231. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2019.02.023>
- Marcella, D., & Devella, S. (2022). Klasifikasi penyakit mata menggunakan Convolutional Neural Network dengan arsitektur VGG-19. *Jurnal Algoritme*, 3(1), 60–70.
- Mateen, M., Wen, J., Nasrullah, Song, S., & Huang, Z. (2019). Fundus image classification using VGG-19 architecture with PCA and SVD. *Symmetry*, 11(1). <https://doi.org/10.3390/sym11010001>
- Milanés-Hermosilla, D., Codorniú, R. T., & López-Baracaldo, R. (2021). Monte carlo dropout for uncertainty estimation and motor imagery classification. *Sensors*, 21(21). <https://doi.org/10.3390/s21217241>
- Mishra, S., Vanli, O. A., Huffer, F. W., & Jung, S. (2016). Regularized discriminant analysis for multi-sensor decision fusion and damage detection with Lamb waves. *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2016*, 9803(850), 98032H. <https://doi.org/10.1117/12.2217959>
- Mohamed, E. A., Gaber, T., Karam, O., & Rashed, E. A. (2022). A Novel CNN pooling layer for breast cancer segmentation and classification from thermograms. *PLoS ONE*, 17(10), 1–18. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0276523>
- Nalbandian, A., Sehgal, K., Gupta, A., Madhavan, M. V., & McGroder, C. (2021). Post-acute COVID-19 syndrome. *Nature Medicine*, 27(4), 601–615. <https://doi.org/10.1038/s41591-021-01283-z>
- Paymode, A. S., & Malode, V. B. (2022). Transfer learning for multi-crop leaf

- disease image classification using Convolutional Neural Network VGG. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 6, 23–33. <https://doi.org/10.1016/j.aiaa.2021.12.002>
- Prasetyo, E., Suciati, N., & Fatichah, C. (2022). Multi-level residual network VGGNet for fish species classification. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(8), 5286–5295. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.05.015>
- Pratama Agustin, A., & Charis Fauzan, A. (2022). Implementation of K-Nearest Neighbor with Minkowski Distance for early detection of COVID-19 in CT-Scans images of the lungs. *Jurnal Ilmiah Intech : Information Technology Journal of UMUS*, 4(1), 23–30.
- Rahimzadeh, M., & Attar, A. (2020). A modified deep convolutional neural network for detecting COVID-19 and pneumonia from chest X-ray images based on the concatenation of Xception and ResNet50V2. *Informatics in Medicine Unlocked*, 19, 100360. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100360>
- Riquelme, D., & Akhloufi, M. (2020). Deep Learning for lung cancer nodules detection and classification in CT Scans. *Artificial Intelligence*, 1(1), 28–67. <https://doi.org/10.3390/ai1010003>
- Riti, Y. F., & Tandjung, S. S. (2022). Klasifikasi COVID-19 pada citra CT-Scans paru-paru menggunakan metode Convolution Neural Network. *Progresif: Jurnal Ilmiah Komputer*, 18(1), 91. <https://doi.org/10.35889/progresif.v18i1.784>
- Salehinejad, H., & Valaee, S. (2019). Ising-Dropout: A Regularization Method for Training and Compression of Deep Neural Networks. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing - Proceedings (IEEE ICASSP)*, 3602–3606. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2019.8682914>
- Sandhopi, Zaman PCSW, L., & Kristian, Y. (2020). Identifikasi motif Jepara pada ukiran dengan memanfaatkan Convolutional Neural Network. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(4), 403–413.
- Sharma, S., & Kumar, S. (2022). The Xception model: A potential feature extractor in breast cancer histology images classification. *ICT Express*, 8(1), 101–108. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.11.010>
- Suartika E. P, I Wayan, Wijaya Arya Yudhi, S. R. (2016). Klasifikasi citra menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) pada Caltech-101. *Jurnal Teknik ITS*, 5(1), 76.
- Sumijan, S. S., Purnama, A. W., & Arlis, S. (2019). Peningkatan kualitas citra CT-

- Scans dengan penggabungan metode Filter Gaussian dan Filter Median. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 6(6), 591. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201966870>
- Swastika, W. (2020). Preliminary study of COVID-19 detection using CT image based on Deep Learning. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer (JTIK)*, 7(3), 629–634. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202073399>
- Tamina, S. (2019). Transfer learning using VGG-16 with Deep Convolutional Neural Network for classifying images. *International Journal of Scientific and Research Publications (IJSRP)*, 9(10), p9420. <https://doi.org/10.29322/ijsrp.9.10.2019.p9420>
- Trevethan, R. (2017). Sensitivity, specificity, and predictive values: Foundations, pliabilitys, and pitfalls in research and practice. *Frontiers in Public Health*, 5(November), 1–7. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2017.00307>
- Wali, R. S. (2022). Xtreme Margin: A Tunable loss function for binary classification problems. *Machine Learning & Artificial Intelligence*, 1–10.
- Wang, C., Gan, M., Zhang, M., & Li, D. (2020). Adversarial convolutional network for esophageal tissue segmentation on OCT images. *Biomedical Optics Express*, 11(6), 3095–3110. <https://doi.org/10.1364/BOE.394715>
- Wang, C., Sun, J., Xu, W., & Chen, X. (2019). Depth learning standard deviation loss function. *Journal of Physics: Conference Series*, 1176(3). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1176/3/032050>
- Wang, H., Zhang, A., Zheng, S., Shi, X., Li, M., & Wang, Z. (2022). Removing batch normalization boosts adversarial training. *Machine Learning*, 1(1), 1–13. <http://arxiv.org/abs/2207.01156>
- Wang, J., Wang, J., Wen, Y., Lu, H., Niu, T., Pan, J., & Qian, D. (2019). Pulmonary nodule detection in volumetric Chest CT-Scans using CNN Based Nodule Size Adaptive Detection and Classification. *IEEE Access*, 7, 46033–46044. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2908195>
- Wang, X., Deng, X., Fu, Q., Zhou, Q., Feng, J., Ma, H., Liu, W., & Zheng, C. (2020). A Weakly-Supervised Framework for COVID-19 Classification and Lesion Localization from Chest CT. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 39(8), 2615–2625. <https://doi.org/10.1109/TMI.2020.2995965>
- Westphal, E., & Seitz, H. (2021). A machine learning method for defect detection and visualization in selective laser sintering based on convolutional neural networks. *Additive Manufacturing*, 41, 101965. <https://doi.org/10.1016/j.addma.2021.101965>
- Wu, M. Te. (2022). Confusion matrix and minimum cross-entropy metrics based

motion recognition system in the classroom. *Scientific Reports*, 12(1), 1–10. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-07137-z>

Yahdin, S., Desiani, A., Amran, A., Rodiah, D., & Solehan. (2019). Pattern recognition for study period of student in Mathematics Department with C4.5 algorithm data mining technique at the Faculty of Mathematics and Natural Science Universitas Sriwijaya. *Journal of Physics: Conference Series*, 1282(1), 1–6.

Yahdin, S., Desiani, A., Gofar, N., & Agustin, K. (2021). Application of the Relief-f Algorithm for feature selection in the prediction of the relevance education background with the graduate employment of the Universitas Sriwijaya. *Computer Engineering and Applications Journal*, 10(2), 71–80. <https://doi.org/10.18495/comengapp.v10i2.369>

Yang, X., He, X., Zhao, J., Zhang, Y., Zhang, S., & Xie, P. (2020). COVID-CT-Dataset: A CT-Scans dataset about COVID-19. *Machine Learning*, 1(1), 1–14. <http://arxiv.org/abs/2003.13865>