



**SKRIPSI**

**KLASIFIKASI TUMOR OTAK BERDASARKAN  
CITRA MRI BERBASIS MODEL *ENSEMBLE  
LEARNING EFFICIENTNETV2* DAN *XCEPTION***

**DENISA SEPTALIAN ALHAMDA**

NPM 21083010113

**DOSEN PEMBIMBING**

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST., MT.

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
PROGRAM STUDI SAINS DATA  
SURABAYA  
2025**



**SKRIPSI**

**KLASIFIKASI TUMOR OTAK BERDASARKAN  
CITRA MRI BERBASIS MODEL *ENSEMBLE  
LEARNING EFFICIENTNETV2* DAN *XCEPTION***

**DENISA SEPTALIAN ALHAMDA**

NPM 21083010113

**DOSEN PEMBIMBING**

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST., MT.

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
PROGRAM STUDI SAINS DATA  
SURABAYA**

**2025**







**SKRIPSI**

**KLASIFIKASI TUMOR OTAK BERDASARKAN  
CITRA MRI BERBASIS MODEL *ENSEMBLE  
LEARNING EFFICIENTNETV2* DAN *XCEPTION***

**DENISA SEPTALIAN ALHAMDA**

NPM 21083010113

**DOSEN PEMBIMBING**

Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST., MT.

Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN TINGGI, SAINS, DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR  
FAKULTAS ILMU KOMPUTER  
PROGRAM STUDI SAINS DATA  
SURABAYA  
2025**

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

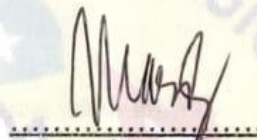
**LEMBAR PENGESAHAN**

**KLASIFIKASI TUMOR OTAK BERDASARKAN CITRA MRI BERBASIS  
MODEL ENSEMBLE LEARNING EFFICIENTNETV2 DAN XCEPTION**

Oleh:  
DENISA SEPTALIAN ALHMADA  
NPM. 21083010113

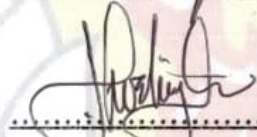
Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Sidang Skripsi Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada tanggal 22 Januari 2025

Dr. I Gede Susrama M. D, ST., MT.  
NIP. 19700619 2021211 009



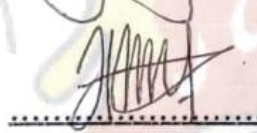
(Pembimbing I)

Wahyu Syaifullah J. S, S.Kom., M.Kom  
NIP. 19860825 2021211 003



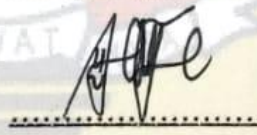
(Pembimbing II)

Aviolla Terza Damaliana S.Si., M.Stat.  
NIP. 19940802 202203 2 015



(Ketua Penguji)

Amri Muhaimin, S.Stat., M.Stat., M.S.  
NIP. 19950723 202406 1 002



(Penguji I)

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Ilmu Komputer



Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT  
NIP. 19681126 199403 2 001

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



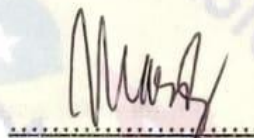
**LEMBAR PENGESAHAN**

**KLASIFIKASI TUMOR OTAK BERDASARKAN CITRA MRI BERBASIS  
MODEL ENSEMBLE LEARNING EFFICIENTNETV2 DAN XCEPTION**

Oleh:  
DENISA SEPTALIAN ALHMADA  
NPM. 21083010113

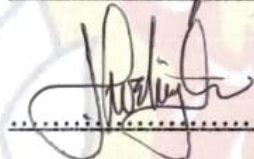
Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Sidang Skripsi Program Studi Sains Data Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada tanggal 22 Januari 2025

Dr. I Gede Susrama M. D, ST., MT.  
NIP. 19700619 2021211 009



(Pembimbing I)

Wahyu Syaifullah J. S. S.Kom., M.Kom  
NIP. 19860825 202121 1 003



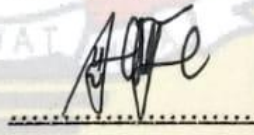
(Pembimbing II)

Aviolla Terza Damaliana S.Si., M.Stat.  
NIP. 19940802 202203 2 015



(Ketua Penguji)

Amri Muhaimin, S.Stat., M.Stat., M.S.  
NIP. 19950723 202406 1 002



(Penguji I)

Mengetahui,  
Dekan Fakultas Ilmu Komputer



Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT  
NIP. 19681126 199403 2 001

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Denisa Septalian Alhamda  
Program Studi : Sains Data  
Dosen Pembimbing : Dr. I Gede Susrama M. D, ST., MT.  
Wahyu Syaifullah J. S, S.Kom., M.Kom

dengan ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan buku skripsi yang berjudul:

### **KLASIFIKASI TUMOR OTAK PADA CITRA MRI BERBASIS MODEL *ENSEMBLE LEARNING EFFICIENTNETV2 DAN XCEPTION***

adalah benar-benar hasil karya intelektual mandiri, diselesaikan tanpa menggunakan bahan-bahan yang tidak diizinkan dan bukan merupakan karya pihak lain yang saya akui sebagai karya sendiri. Semua referensi yang dikutip maupun dirujuk telah ditulis secara lengkap pada daftar pustaka. Apabila ternyata pernyataan ini tidak benar, saya bersedia menerima sanksi sesuai peraturan yang berlaku.



Surabaya, 22 Januari 2025  
Yang Membuat Pernyataan,



**DENISA SEPTALIAN ALHAMDA**  
NPM. 21083010113

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : Denisa Septalian Alhamda / 21083010113  
Judul Skripsi : Klasifikasi Tumor Otak Pada Citra MRI Berbasis Model *Ensemble Learning EfficientNetV2* Dan *Xception*  
Dosen Pembimbing : 1. Dr. I Gede Susrama M. D, ST., MT.  
2. Wahyu Syaifullah J. S, S.Kom., M.Kom.

Tumor otak adalah suatu kondisi di mana sel-sel di dalam atau di sekitar otak tumbuh secara tidak normal dan tidak terkendali. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) memainkan peran penting dalam diagnosis tumor otak, di mana diagnosis yang cepat dan akurat sangat penting untuk pengobatan yang optimal. Sistem otomatis berdasarkan *Convolutional Neural Networks* (CNN) memberikan solusi yang efektif untuk klasifikasi gambar dengan arsitektur yang dapat beradaptasi. Arsitektur *EfficientNetV2S* menyempurnakan desain proporsional *EfficientNet* dengan mengoptimalkan kedalaman, lebar, dan resolusi secara efisien sambil menggunakan teknik seperti *Neural Architecture Search* (NAS) dan pembelajaran progresif untuk mempercepat konvergensi pelatihan tanpa mengorbankan akurasi. Arsitektur *Xception* adalah varian CNN yang menggunakan konvolusi yang dapat dipisahkan dari kedalaman, mengurangi jumlah parameter sambil mempertahankan kemampuan untuk menangkap fitur yang kompleks. *ResNet50*, dengan kerangka kerja pembelajaran residualnya, dirancang untuk mengatasi masalah gradien yang menghilang, memungkinkan jaringan untuk mendeteksi kesalahan dengan lebih baik melalui struktur jaringan yang sangat dalam. Penelitian ini menggabungkan model *EfficientNetV2S*, *Xception*, dan *ResNet50* melalui pembelajaran *ensemble* dan mengimplementasikan Grad-CAM (pemetaan aktivasi kelas berbobot gradien) untuk memberikan interpretasi model dalam klasifikasi tumor otak. Grad-CAM mengidentifikasi area dalam gambar MRI yang paling relevan dengan keputusan model, sehingga memudahkan validasi ahli terhadap hasil klasifikasi. Integrasi teknik-teknik ini mengatasi keterbatasan arsitektur individu sekaligus meningkatkan akurasi dan kemampuan interpretasi hasil. Hasil penelitian menunjukkan akurasi sebesar 99,88%, dengan presisi 99,85%, *recall* 99,87%, dan skor F1 99,88%, yang mengonfirmasi keefektifan metode *ensemble* dalam memitigasi *overfitting* pada arsitektur yang kompleks. Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan Grad-CAM yang dikombinasikan dengan pembelajaran *ensemble* sangat efektif dan kuat untuk klasifikasi tumor otak berdasarkan citra MRI di empat kelas: glioma, meningioma, non-tumor, dan *pituitari*.

**Kata kunci :** *EfficientNetV2S*, *Ensemble Learning*, Klasifikasi Tumor Otak, MRI Multi-Seksi, *ResNet50*, *Xception*.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## ABSTRACT

Student Name / NPM	Denisa Septalian Alhamda / 21083010113
Thesis Title	Brain Tumor Classification on MRI Images Based on an Ensemble Learning Model Using EfficientNetV2 and Xception
Advisor	1. Dr. I Gede Susrama M. D, ST., MT. 2. Wahyu Syaifullah J. S, S.Kom., M.Kom.

Brain tumors are a condition in which cells in or around the brain grow abnormally and uncontrollably. Magnetic resonance imaging (MRI) plays a critical role in the diagnosis of brain tumors, where rapid and accurate diagnosis is essential for optimal treatment. Automated systems based on Convolutional Neural Networks (CNNs) provide an effective solution for image classification with different adaptable architectures. The EfficientNetV2S architecture refines the proportional design of EfficientNet by efficiently optimizing depth, width, and resolution while employing techniques such as Neural Architecture Search (NAS) and progressive learning to accelerate training convergence without compromising accuracy. The Xception architecture is a CNN variant that uses depth-separable convolutions, reducing the number of parameters while maintaining the ability to capture complex features. ResNet50, with its residual learning framework, is designed to address the vanishing gradient problem, enabling the network better to detect errors through its very deep network structure. This study combines the EfficientNetV2S, Xception, and ResNet50 models through ensemble learning and implements Grad-CAM (gradient-weighted class activation mapping) to provide model interpretability in brain tumor classification. Grad-CAM identifies areas in MRI images most relevant to the model's decisions, facilitating expert validation of classification results. The integration of these techniques overcomes the limitations of individual architectures while improving the accuracy and interpretability of results. The results show an accuracy of 99.88%, with a precision of 99.85%, a recall of 99.87%, and an F1 score of 99.88%, confirming the effectiveness of the ensemble method in mitigating overfitting in complex architectures. This research proves that the Grad-CAM approach combined with ensemble learning is highly effective and robust for brain tumor classification based on MRI images across four classes: glioma, meningioma, non-tumor, and pituitary.

**Keywords:** Brain tumor classification, EfficientNetV2S, Ensemble Learning, MRI multi-section, ResNet50, Xception.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul **“Klasifikasi Tumor Otak Pada Citra MRI Berbasis Model *Ensemble Learning EfficientNetV2 Dan Xception* ”** dapat terselesaikan dengan baik.

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Dr. Ir. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST. MT. IPU selaku Dosen Pembimbing utama yang telah meluangkan waktunya untuk memberikan bimbingan, nasehat serta motivasi kepada penulis. Dan penulis juga banyak menerima bantuan dari berbagai pihak, baik itu berupa moril, spiritual maupun materiil. Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Prof. Dr. Ir. Akhmad Fauzi, M.MT selaku Rektor Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur
2. Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
3. Bapak Dr. Eng. Ir. Dwi Arman Prasetya., ST., MT., IPU., Asean. Eng selaku Koordinator Program Studi Sains Data Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
4. Bapak Dr. I Gede Susrama Mas Diyasa, ST., MT. selaku dosen pembimbing skripsi pertama, mentor dan teladan dalam perkuliahan, serta memberi arahan penulis terhadap duni perkuliahan maupun kehidupan.
5. Bapak Wahyu Syaifullah Jauharis Saputra, S.Kom., M.Kom selaku dosen pembimbing skripsi kedua yang selalu membrikan ide dan arahan kepada penulis dalam penyusunan skripsi ini.
6. Bapak dr. Muhammad. S. Rusdi, M.M., M.Si selaku mentor praktisi penulis dalam menjalankan penelitian ini pada bidang kesehatan.
7. Bapak Tresna Maulana Fahrudin, S.ST., M.T. selaku dosen wali terbaik dan selalu memberi arahan perkuliahan yang baik kepada penulis.

8. Bapak/Ibu dosen yang telah memberi pengetahuan kepada penulis selama menempuh pendidikan di program studi S1 Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
9. Bapak Joko Prihandono selaku sosok ayah bagi penulis serta teladan dalam menjalankan kehidupan.
10. Ibu Sainem cinta pertama penulis dan pintu surgaku, beliau orang paling tulus yang selalu menemani baik suka maupun duka dalam kehidupan
11. Kakak Octavia Prihanesti Kartika Rini dan Aditya Kusuma Dinata sebagai orang tua kedua bagi penulis.
12. Grup “Portabel Blender” yang selalu menemani penulis selama masa perkuliahan dan selalu memberi motivasi kepada penulis untuk terus maju.
13. Teman-teman angkatan 2021 di Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur yang selalu memberikan semangat dan dukungan.
14. Teman-teman di Program Studi S1 Sains Data, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur yang selalu mendukung dan memberikan rasa persaudaran bagi penulis.
15. Terakhir, kepada diri sendiri yang sudah berjuang dan bertahan sampai pada titik kehidupan ini dan calon pasangan yang kelak menjadi alasan penulis untuk terus berjuang demi keluarga.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Untuk itu kritik dan saran yang membangun dari semua pihak sangat diharapkan demi kesempurnaan penulisan skripsi ini. Akhirnya, dengan segala keterbatasan yang penulis miliki semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi semua pihak umumnya dan penulis pada khususnya.

Surabaya, 22 Januari 2025

Penulis

## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN .....</b>	<b>iii</b>
<b>LEMBAR PERSETUJUAN .....</b>	<b>v</b>
<b>SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS .....</b>	<b>vii</b>
<b>ABSTRAK .....</b>	<b>ix</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>xi</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>xiii</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>xix</b>
<b>DAFTAR LAMPIRAN .....</b>	<b>xxi</b>
<b>DAFTAR NOTASI.....</b>	<b>xxiii</b>
<b>BAB I PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Rumusan Masalah .....	6
1.3. Batasan Masalah.....	6
1.4. Tujuan Penelitian .....	7
1.5. Manfaat Penelitian .....	7
<b>BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....</b>	<b>9</b>
2.1. Dasar Teori.....	9
2.1.1. Tumor Otak .....	9
2.1.2. MRI ( <i>Magnetic Resonance Imaging</i> ).....	12
2.1.3. <i>Machine Learning</i> .....	14
2.1.4. Jaringan Saraf Tiruan .....	15
2.1.5. <i>Deep learning</i> .....	17
2.1.6. <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .....	19
2.1.7. Arsitektur <i>EfficientNetV2</i> .....	22
2.1.8. Arsitektur <i>Xception</i> .....	26
2.1.9. Arsitektur <i>ResNet50</i> .....	27

2.1.10. Optimasi Adam ( <i>Adam Optimizer</i> ).....	29
2.1.11. <i>Softmax Classifier</i> .....	30
2.1.12. <i>Ensemble Learning</i> .....	30
2.1.13. Visualisasi Grad-CAM.....	32
2.1.14. Evaluasi Model.....	35
2.1.15. Streamlit.....	37
2.2. Penelitian Terdahulu.....	39
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>46</b>
3.1 Variabel Penelitian dan Sumber Data.....	48
3.2 Langkah Analisis.....	50
3.3 Desain Sistem.....	71
3.4 Jadwal Penelitian.....	73
<b>BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>75</b>
4.1. Hasil Pengujian.....	75
4.2. Hasil pengujian terbaik.....	115
4.3. Perbandingan dengan penelitian terdahulu.....	117
4.4. Desain sistem GUI klasifikasi MRI tumor otak.....	118
<b>BAB V PENUTUP.....</b>	<b>121</b>
5.1. Kesimpulan.....	121
5.2. Saran Pengembangan.....	121
<b>DAFTAR PUSTAKA.....</b>	<b>123</b>
<b>LAMPIRAN.....</b>	<b>133</b>

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Citra MRI Meningioma Tumor Otak.....	10
Gambar 2. 2 Citra MRI Pitutary Tumor Otak.....	11
Gambar 2. 3 Citra MRI Glioma Tumor Otak.....	12
Gambar 2. 4 Mesin Pengambilan Citra MRI .....	13
Gambar 2. 5 Konsep tiga pendekatan utama dalam <i>Machine Learning</i> .....	15
Gambar 2. 6 Ilustrasi arsitektur jaringan saraf tiruan.....	17
Gambar 2. 7 Ilustrasi arsitektur <i>Layer Deep learning</i> .....	18
Gambar 2. 8 Arsitektur Model Klasifikasi <i>CNN</i> .....	19
Gambar 2. 9 <i>Fully Connected Layers</i> .....	22
Gambar 2. 10 Model Arsitektur <i>EfficientNetV2</i> .....	24
Gambar 2. 11 Model Arsitektur <i>Xception</i> .....	27
Gambar 2. 12 Model Arsitektur <i>ResNet50</i> .....	28
Gambar 2. 13 Grad-Cam architecture <i>CNN</i> .....	33
Gambar 2. 14 Logo Aplikasi <i>Streamlit</i> .....	38
Gambar 3. 1 Diagram Alur Kerja Penelitian .....	47
Gambar 3. 2 <i>Dataset</i> sekunder platform <i>Kaggle</i> .....	48
Gambar 3. 3 Jenis tumor otak dan letaknya .....	49
Gambar 3. 4 Langkah Penelitian Klasifikasi Tumor otak <i>Ensemble Learning</i> .....	50
Gambar 3. 5 Alur pengambilan data <i>sekunder kaggle</i> .....	51
Gambar 3. 6 <i>Dataset</i> kaggle.....	52
Gambar 3. 7 Alur pengambilan data primer RSUD Soetomo.....	52
Gambar 3. 8 Data MRI kepala format cetak .....	53
Gambar 3. 9 Proses anonimisasi data primer .....	54
Gambar 3. 10 Proses <i>denoising</i> data .....	56
Gambar 3. 11 Ilustrasi proses penyesuain ukuran gambar.....	58
Gambar 3. 12 Hasil data Augmentasi .....	59
Gambar 3. 13 Rangkuman model arsitektur <i>EfficientNetV2</i> .....	61
Gambar 3. 14 Rangkuman model arsitektur <i>Xception</i> .....	63
Gambar 3. 15 Rangkuman model arsitektur <i>ResNet50</i> .....	65

Gambar 3. 16 Skema <i>ensemble learning soft voting</i> .....	68
Gambar 3. 17 Alur desain sistem untuk mekanisme GUI .....	72
Gambar 4. 1 Analisis keseimbangan dataset penelitian .....	76
Gambar 4. 2 Grafik pelatihan model <i>small</i> dengan <i>epoch earllystopping</i> .....	85
Gambar 4. 3 Grafik pelatihan model <i>small</i> dengan <i>Finetuning</i> .....	85
Gambar 4. 4 <i>Confusion matix model small</i> .....	86
Gambar 4. 5 Grafik pelatihan model <i>medium</i> dengan <i>epoch earllystopping</i> .....	87
Gambar 4. 6 Grafik pelatihan model <i>medium</i> dengan <i>Finetuning</i> .....	88
Gambar 4. 7 <i>Confusion matix model medium</i> .....	88
Gambar 4. 8 Grafik pelatihan model <i>large</i> dengan <i>epoch earllystopping</i> .....	90
Gambar 4. 9 Grafik pelatihan model <i>large</i> dengan <i>Finetuning</i> .....	90
Gambar 4. 10 <i>Confusion matix model Large</i> .....	91
Gambar 4. 11 Komperasi komputasi versi model <i>EfficientNetV2</i> .....	93
Gambar 4. 12 Grafik pelatihan model <i>EfficientNetV2S</i> untuk <i>ensemble</i> .....	96
Gambar 4. 13 <i>Confusion matrix EfficientNetV2S ensemble</i> .....	97
Gambar 4. 14 Grafik performa pelatihan model <i>Xception</i> untuk <i>ensemble</i> .....	99
Gambar 4. 15 <i>Confusion matrix Xception</i> untuk <i>ensemble</i> .....	100
Gambar 4. 16 Grafik performa pelatihan model <i>ResNet50</i> untuk <i>ensemble</i> .....	103
Gambar 4. 17 <i>Confusion matrix ResNet50</i> untuk <i>ensemble</i> .....	104
Gambar 4. 18 <i>Confusion matrix Ensemble Learning</i> .....	107
Gambar 4. 19 Grafik Hasil <i>AUC-ROC Ensemble Learning</i> .....	111
Gambar 4. 20 Hasil Klasifikasi Ensemble dengan Grad-CAM.....	114
Gambar 4. 21 Hasil klasifikasi model <i>Ensemble Learning</i> dengan Grad-CAM. ....	116
Gambar 4. 22 Antarmuka pengisian identitas dan upload data .....	119
Gambar 4. 23 Hasil klasifikasi pada sistem.....	120

## DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Evaluasi <i>Confusion Matrix</i> .....	35
Tabel 2. 2 Penelitian Terdahulu .....	39
Tabel 3. 1 Parameter <i>training</i> model.....	60
Tabel 3. 2 Jadwal penelitian penyusunan skripsi .....	73
Tabel 4. 1 parameter <i>train</i> setiap versi model <i>EfficientNetV2</i> .....	78
Tabel 4. 2 <i>Model summary EfficientNetV2 Small</i> .....	80
Tabel 4. 3 <i>Model summary EfficientNetV2 Medium</i> .....	82
Tabel 4. 4 <i>Model summary EfficientNetV2 Large</i> .....	84
Tabel 4. 5 Akurasi model <i>small</i> .....	87
Tabel 4. 6 Akurasi model <i>medium</i> .....	89
Tabel 4. 7 Akurasi model <i>large</i> .....	91
Tabel 4. 8 Perbandingan performa komputasi masing masing versi .....	94
Tabel 4. 9 Hasil performa akurasi masing masing model .....	95
Tabel 4. 10 Hasil akurasi <i>EfficientNetV2S Ensemble</i> .....	98
Tabel 4. 11 Hasil akurasi model <i>Xception ensemble</i> .....	101
Tabel 4. 12 Hasil akurasi <i>ResNet50</i> untuk <i>ensemble</i> .....	104
Tabel 4. 13 Hasil akurasi <i>ensemble learning</i> .....	108
Tabel 4. 14 Hasil pengujian terbaik dalam penelitian.....	115
Tabel 4. 15 Perbandingan performa model dengan penelitian sebelumnya.....	117

*Halaman ini sengaja dikosongkan*



## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Surat Pengantar Penelitian dari Fakultas

Lampiran 2. Sertifikat *Good Clinical Partice*

Lampiran 3. Sertifikat Pelatihan RSUD dr. Soetomo

Lampiran 3. Surat Perjanjian Kerahasiaan Data

Lampiran 3. Surat Perjanjian Penelitian *Non Human*

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## DAFTAR NOTASI

$N$	:	Ukuran <i>Input</i>
$F$	:	Ukuran <i>Karnel</i>
$\alpha$	:	faktor skala untuk <i>depth</i> (kedalaman jaringan)
$\gamma$	:	faktor skala untuk <i>resolution</i> (resolusi input gambar),
$\beta$	:	<i>faktor skala untuk width</i> (lebar jaringan)
$D_k$	:	<i>depthwise convolution</i>
$P_k$	:	<i>pointwise convolution</i>
$K$	:	jumlah <i>filter</i>
$x$	:	<i>input</i>
$F(x)$	:	Beberapa lapisan konvolusi
$y_c$	:	<i>Prediksi model untuk kelas target c.</i>
$\partial A_k(x)$	:	<i>Peta fitur pada saluran k di lapisan konvolusi terakhir</i>
$\alpha_k$	:	Bobot untuk saluran k, dihitung sebagai rata-rata gradien
$H$	:	Dimensi tinggi ( <i>height</i> )
$W$	:	Dimensi lebar ( <i>width</i> )
$\sum_i \sum_j$	:	Penjumlahan dua dimensi
$W_1$	:	Bobot model
$g1$	:	output probabilitas dari model setelah melewati fungsi softmax.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*