

**KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN
SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN FITUR
MENDALAM (DEEP FEATURE)**

SKRIPSI



Oleh :

DEVINA MARGARITA

20081010009

**PROGRAM STUDI INFORMATIKA
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL "VETERAN"
JAWA TIMUR**

2024

LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI

Judul : KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN
SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN FITUR
MENDALAM (DEEP FEATURE)
Oleh : Devina Margarita
NPM : 20081010009

Telah Diseminarkan Dalam Ujian Skripsi Pada :
Hari Kamis, Tanggal 04 Juli 2024

Mengetahui

Dosen Pembimbing

Dosen Penguji

1

1



Hendra Maulana, S.Kom., M.Kom.
NPT. 201198 31 223248

Achmad Junaidi, S.Kom., M.Kom.
NPT. 3 7811 04 0199 1

2

2



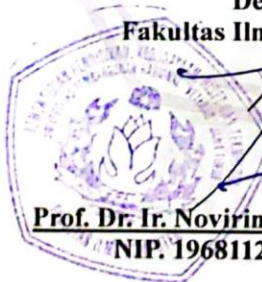
Eka Prakarsa Mandyartha, S.T., M.Kom.
NIP. 19880525 2018031 001

Afina Lina Nurlaili, S.Kom., M.Kom.
NIP. 1993121 3202203 2010

Menyetujui

Dekan
Fakultas Ilmu Komputer

Koordinator Program Studi
Informatika



Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, M.T.
NIP. 196811261994032001



Fetty Tri Anggraeny, S.Kom. M.Kom.
NIP. 19820211 2021212 005

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya, mahasiswa Program Studi Sarjana Informatika Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Devina Margarita

NPM : 20081010009

Menyatakan dengan sesungguhnya bahwa Skripsi/Tugas Akhir yang saya kerjakan berjudul:

"KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN FITUR MENDALAM (DEEP FEATURE)"

bukan merupakan plagiasi sebagian atau keseluruhan dari Skripsi/Tugas Akhir/Penelitian orang lain dari juga bukan merupakan produk dan software yang saya beli dari pihak lain. Saya juga menyatakan bahwa Skripsi/Tugas Akhir ini secara keseluruhan adalah pekerjaan Saya sendiri, kecuali yang dinyatakan dalam Daftar Pustaka dan tidak pernah diajukan untuk syarat memperoleh gelar di Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur maupun di Institut Pendidikan lain. Bukti hasil pengecekan plagiasi dokumen ini dapat ditelusuri melalui QR Code di bawah.

Apabila di kemudian hari terbukti bahwa dokumen ini merupakan plagiasi karya orang lain, saya sanggup menerima sanksi sesuai aturan yang berlaku.

Demikian atas perhatiannya disampaikan terima kasih.



Surabaya, 13 Juli 2024



Devina Margarita

NPM. 20081010009

KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN FITUR MENDALAM (DEEP FEATURE)

Nama Mahasiswa : **Devina Margarita**
NPM : **20081010009**
Program Studi : **Informatika**
Dosen Pembimbing : **Hendra Maulana, S.Kom., M.Kom.**
Eka Prakarsa Mandyartha, S.T., M.Kom.

ABSTRAK

Padi sebagai bahan pangan pokok di Indonesia, terutama beras, mengalami penurunan produksi hingga 53,63 juta ton GKG pada tahun 2023, menurun sekitar 2,05% dari tahun sebelumnya. Menurut FAO, 20-40% kegagalan produksi pangan dunia disebabkan oleh hama dan penyakit. Deteksi serangan hama pada tanaman padi dapat dilakukan dengan mengamati kondisi daunnya secara langsung. Namun, hal ini rentan terhadap kesalahan, terutama di kalangan petani yang usianya sudah tua dan penglihatannya menurun.

Teknologi seperti pemrosesan citra, *machine learning*, dan *deep learning* dapat digunakan untuk mengidentifikasi penyakit pada daun padi. Penelitian ini menggunakan metode CNN dengan arsitektur AlexNet dan VGG19 untuk ekstraksi fitur citra, serta klasifikasi menggunakan SVM dengan algoritma optimasi SMO (*Sequential Minimal Optimization*). CNN efektif dalam mengenali pola visual citra dan tidak terbatas fokus pada satu pola ekstraksi fitur, sehingga cocok untuk berbagai jenis citra. AlexNet memiliki struktur yang relatif sederhana namun tetap mampu memberikan hasil yang baik dalam ekstraksi fitur, sementara VGG19 memiliki lebih banyak lapisan dibandingkan AlexNet. Dengan menggunakan kedua arsitektur ini, dapat dibandingkan mana yang lebih efektif dalam membaca data secara detail atau secara lebih umum. Metode SVM dengan optimasi SMO dapat membagi masalah optimasi besar menjadi serangkaian sub-masalah yang lebih kecil, sehingga proses

pelatihan dan pengujian bisa lebih cepat dan efisien yang memungkinkan untuk menangani dataset dengan jumlah sampel dan fitur yang lebih besar dengan lebih efektif. Dengan menggunakan kombinasi tersebut, deteksi serangan hama dapat dilakukan secara lebih akurat.

Hasil menunjukkan akurasi 98,49% dengan menggunakan ekstraksi *deep feature* dari AlexNet dan pengaturan SVM menggunakan kernel polynomial dengan nilai *hyperparameter* $C=100$, $\gamma=0.01$, $\text{degree}=1$, dan $\text{coef}=0$, dengan total waktu komputasinya 68,49 detik. Penggunaan arsitektur AlexNet dengan pengaturan *hyperparameter* yang tepat pada SVM memungkinkan model untuk mengenali pola citra daun padi dengan baik, sehingga menghasilkan akurasi yang tinggi. Kesederhanaan dari AlexNet membuatnya lebih efisien dalam hal komputasi, mengurangi waktu yang dibutuhkan untuk pelatihan dan pengujian, dan juga memperoleh akurasi yang baik.

Kata kunci: Citra penyakit daun padi, *Convolutional Neural Network*, *Support Vector Machine*, *Sequential Minimal Optimization*, AlexNet, VGG19.

KATA PENGANTAR

Puji syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat dan hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul

**” KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN PADI MENGGUNAKAN
SUPPORT VECTOR MACHINE BERDASARKAN FITUR
MENDALAM (DEEP FEATURE)”**

Skripsi ini disusun untuk memenuhi mata syarat dalam memperoleh gelar Strata Satu (S1) dari Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna, sehingga penulis sangat menerima kritik dan saran yang diberikan demi perbaikan dimasa mendatang. Penulis berharap dengan adanya penyusunan skripsi ini dapat menambah ilmu baru dan wawasan yang bermanfaat bagi semua pihak yang membaca.

Surabaya, 13 Juli 2024

Penulis

UCAPAN TERIMA KASIH

Laporan skripsi ini dapat diselesaikan dengan baik atas berkat dan Rahmat Allah SWT yang telah memberikan kesehatan dan kelancaran untuk penulis selama proses menyelesaikan skripsi. Dalam kesempatan ini, penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penyusunan skripsi ini, yaitu:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. Akhmad Fauzi, MMT. selaku Rektor Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
2. Ibu Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur.
3. Ibu Fetty Tri Anggraeny, S.Kom., M.Kom. selaku Koordinator Program Studi Informatika dan Dosen Wali yang selalu memberikan arahan selama masa perkuliahan.
4. Bapak Hendra Maulana, S.Kom., M.Kom. Selaku dosen pembimbing pertama saya, yang telah meluangkan waktu nya untuk memberikan bimbingan, arahan dalam penyusunan skripsi ini
5. Bapak Eka Prakarsa Mandyartha, S.T., M.Kom. Selaku dosen pembimbing kedua saya, Selalu dosen pembimbing kedua saya, yang telah meluangkan waktu nya untuk memberikan bimbingan, arahan dalam penyusunan skripsi ini
6. Seluruh dosen Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur, yang telah memberikan ilmu pengetahuan, pengalaman, dan wawasan yang berharga selama masa perkuliahan.
7. Orang tua tercinta, kakak dan keluarga besar yang selalu memberikan doa, dukungan, dan semangat tanpa henti, baik secara moral maupun material.
8. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu per satu yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini

Semoga segala bantuan dan dukungan yang telah diberikan mendapatkan balasan yang berlimpah dari Allah SWT.

DAFTAR ISI

| | |
|---|------|
| LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI | i |
| SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI | ii |
| ABSTRAK | iii |
| KATA PENGANTAR..... | v |
| UCAPAN TERIMA KASIH | vi |
| DAFTAR ISI | vii |
| DAFTAR GAMBAR | xii |
| DAFTAR TABEL..... | xvii |
| BAB I PENDAHULUAN..... | 1 |
| 1.1 Latar Belakang | 1 |
| 1.2 Rumusan Masalah | 6 |
| 1.3 Tujuan..... | 6 |
| 1.4 Manfaat..... | 7 |
| 1.5 Batasan Masalah..... | 7 |
| BAB II TINJAUAN PUSTAKA | 8 |
| 2.1 Penelitian Sebelumnya | 8 |
| 2.2 Tanaman Padi | 16 |
| 2.2.1. Anatomi dan Morfologi Tanaman Padi..... | 17 |
| 2.2.2. Siklus Pertumbuhan dan faktor Penyakit Pada Tanaman Padi..... | 22 |
| 2.3 Image Processing..... | 24 |
| 2.4 Machine Learning..... | 26 |
| 2.5 Deep Learning | 28 |
| 2.6 Convolutional Neural Network (CNN) | 30 |
| 2.6.1. Convolutional Layer..... | 31 |
| 2.6.2. Operasi Pooling..... | 35 |
| 2.6.3. Normalization Layer | 36 |
| 2.6.4. Activation Function..... | 37 |
| 2.6.5. Fully-Connected Layer..... | 38 |
| 2.6.6. Dropout Regulation..... | 39 |

| | | |
|---|--|------------|
| 2.6.7. | Softmax Classifier..... | 40 |
| 2.6.8. | Cross Entropy Loss Function..... | 40 |
| 2.7 | Model arsitektur VGG19..... | 41 |
| 2.8 | Model Arsitektur AlexNet..... | 42 |
| 2.9 | Ekstraksi Fitur menggunakan CNN..... | 44 |
| 2.10 | Support Vector Machine..... | 45 |
| 2.10.1. | SVM Linear..... | 46 |
| 2.10.2. | SVM non-linear..... | 49 |
| 2.11 | Sequential Minimal Optimization (SMO)..... | 52 |
| 2.12 | Confusion Matrix..... | 55 |
| BAB III METODOLOGI PENELITIAN..... | | 58 |
| 3.1 | Prosedur Penelitian..... | 58 |
| 3.2 | Kebutuhan Hardware dan Software..... | 58 |
| 3.3 | Tahapan Penelitian..... | 59 |
| 3.4 | Persiapan Data..... | 59 |
| 3.5 | Pra Proses Data..... | 62 |
| 3.5.1 | Segmentasi Citra..... | 62 |
| 3.5.2 | Resizing Citra..... | 66 |
| 3.5.3 | CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) citra.... | 67 |
| 3.6 | Augmentation Data..... | 71 |
| 3.7 | Model Arsitektur CNN..... | 80 |
| 3.7.1. | Lapisan Konvolusi..... | 82 |
| 3.7.2. | Lapisan pooling..... | 90 |
| 3.7.3. | Dropout..... | 92 |
| 3.7.4. | Flatten..... | 92 |
| 3.7.5. | Fully Connected..... | 92 |
| 3.7.6. | Ekstraksi Fitur CNN..... | 97 |
| 3.8 | Klasifikasi Menggunakan SVM..... | 100 |
| 3.9 | Hasil dan Interpretasi..... | 117 |
| BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN..... | | 120 |
| 4.1 | Persiapan Dataset..... | 120 |

| | | |
|------------|---|-----|
| 4.2 | Preprocessing Data | 122 |
| 4.3 | Pembagian Data | 125 |
| 4.4 | Augmentasi Data | 126 |
| 4.5 | Pembangunan Model CNN untuk Ekstraksi Fitur..... | 128 |
| 4.5.1. | Pembuatan Model CNN VGG19 | 128 |
| 4.5.2. | Pembuatan Model AlexNet | 130 |
| 4.5.3. | Pelatihan Model CNN..... | 132 |
| 4.5.4. | Ekstraksi Fitur CNN..... | 133 |
| 4.6 | Transformasi Label Kategorikal ke Numerik..... | 136 |
| 4.7 | Pelatihan Model SVM Dengan Algoritma SMO..... | 136 |
| 4.7.1. | Kernel Sigmoid | 136 |
| 4.7.2. | Kernel RBF | 142 |
| 4.7.3. | Kernel Polynomial | 143 |
| 4.7.4. | Kernel Linear | 145 |
| 4.8 | Skenario Uji Coba | 145 |
| 4.8.1. | Arsitektur VGG19 | 146 |
| 4.8.1.1. | Kernel Sigmoid..... | 146 |
| 4.8.1.1.1. | Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Sigmoid | 146 |
| 4.8.1.1.2. | Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Sigmoid | 151 |
| 4.8.1.1.3. | Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Sigmoid | 156 |
| 4.8.1.2. | Kernel RBF | 161 |
| 4.8.1.2.1. | Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel RBF | 161 |
| 4.8.1.2.2. | Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel RBF | 166 |
| 4.8.1.2.3. | Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel RBF | 171 |
| 4.8.1.3. | Kernel Polynomial..... | 176 |
| 4.8.1.3.1. | Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Polynomial..... | 176 |

| | |
|--|-----|
| 4.8.1.3.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Polynomial..... | 181 |
| 4.8.1.3.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Polynomial..... | 186 |
| 4.8.1.4. Kernel Linear..... | 191 |
| 4.8.1.4.1. Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Linear..... | 191 |
| 4.8.1.4.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Linear..... | 196 |
| 4.8.1.4.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur VGG19 dan Kernel Linear..... | 201 |
| 4.8.2. Arsitektur AlexNet | 206 |
| 4.8.2.1. Kernel Sigmoid..... | 206 |
| 4.8.2.1.1. Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Sigmoid..... | 206 |
| 4.8.2.1.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Sigmoid..... | 211 |
| 4.8.2.1.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Sigmoid..... | 216 |
| 4.8.2.2. Kernel RBF | 221 |
| 4.8.2.2.1. Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel RBF..... | 221 |
| 4.8.2.2.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel RBF..... | 226 |
| 4.8.2.2.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel RBF..... | 231 |
| 4.8.2.3. Kernel Polynomial..... | 236 |
| 4.8.2.3.1. Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Polynomial..... | 236 |
| 4.8.2.3.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Polynomial..... | 241 |
| 4.8.2.3.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Polynomial..... | 246 |
| 4.8.2.4. Kernel Linear..... | 251 |

| | |
|---|-----|
| 4.8.2.4.1. Pembagian Data 60:20:20 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Linear | 251 |
| 4.8.2.4.2. Pembagian Data 70:15:15 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Linear | 256 |
| 4.8.2.4.3. Pembagian Data 80:10:10 dengan Pengujian Menggunakan Hasil Ekstraksi Fitur AlexNet dan Kernel Linear | 261 |
| 4.8.3. Keseluruhan Hasil Skenario Uji Coba..... | 266 |
| BAB V KESIMPULAN DAN SARAN..... | 273 |
| 5.1 Kesimpulan..... | 273 |
| 5.2 Saran..... | 275 |
| DAFTAR PUSTAKA | 276 |
| LAMPIRAN..... | 281 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|----|
| Gambar 2. 1 Akar Padi (Sumber : jatikom.com) | 18 |
| Gambar 2. 2 Pertumbuhan batang padi (Sumber: Chang, T.T dan E.A Bardenas, 1965) | 19 |
| Gambar 2. 3 Bagian daun padi (Sumber: pertanian-mesuji.id)..... | 20 |
| Gambar 2. 4 Bagian bunga tanaman padi (Sumber: Chang, T.T dan E.A Bardenas, 1965) | 21 |
| Gambar 2. 5 Bunga padi dan malai (Sumber: pertanian-mesuji.id)..... | 22 |
| Gambar 2. 6 Penyakit <i>Bacterial Leaf Blight</i> | 23 |
| Gambar 2. 7 Hama ulat penggulung daun..... | 24 |
| Gambar 2. 8 Ilustrasi histogram supervised learning dan unsupervised learning (sumber: towardsdatascience.com) | 28 |
| Gambar 2. 9 <i>Machine Learning vs Deep Learning</i> (Sumber: E-book Deep Learning menggunakan Convolutional Neural Network) | 29 |
| Gambar 2. 10 <i>Deep neural network</i> (Sumber: E-Book Pengenalan Konsep Pembelajaran Mesin dan Deep Learning)..... | 30 |
| Gambar 2. 11 Arsitektur Convolutional Neural Network (Sumber: E-Book pengenalan mesin dan <i>deep learning</i>)..... | 31 |
| Gambar 2. 12 Contoh filter gambar 2D (Sumber: E-Book A guide to convolutional neural network for computer vision)..... | 32 |
| Gambar 2. 13 Proses konvolusi dengan stride 1 (Sumber: E-Book A guide to convolutional neural network for computer vision)..... | 32 |
| Gambar 2. 14 Proses konvolusi dengan stride 2 (Sumber: E-Book A guide to convolutional neural network for computer vision)..... | 34 |
| Gambar 2. 15 Proses max pooling (Sumber: E-Book Neural Networks and Deep Learning)..... | 36 |

| | |
|---|----|
| Gambar 2. 16 Varian activation function (Sumber: E-Book A guide to convolutional neural network for computer vision)..... | 37 |
| Gambar 2. 17 Perbandingan dengan dropout..... | 40 |
| Gambar 2. 18 Model arsitektur CNN dengan VGG19 (Sumber: medium.com) | 42 |
| Gambar 2. 19 Arsitektur AlexNet | 43 |
| Gambar 2. 20 Support Vector Machine (Sumber: javapoint.com) | 46 |
| Gambar 2. 21 Hyperplane SVM linear | 47 |
| Gambar 2. 22 Fungsi kernel SVM (Sumber: analyticsvidhya.com) | 52 |
| Gambar 2. 23 Confusion matrix..... | 56 |
| Gambar 3. 1 Tahapan Penelitian | 59 |
| Gambar 3. 2 Sampel Citra Dataset..... | 60 |
| Gambar 3. 3 Tahapan persiapan dataset | 61 |
| Gambar 3. 4 <i>Preprocessing</i> Data | 62 |
| Gambar 3. 5 <i>Preprocessing</i> (Segmentasi citra)..... | 63 |
| Gambar 3. 6 <i>Preprocessing</i> (<i>Resizing</i> citra)..... | 66 |
| Gambar 3. 7 <i>Preprocessing</i> proses CLAHE | 67 |
| Gambar 3. 8 proses augmentasi dataset | 71 |
| Gambar 3. 9 Perubahan citra hasil rotasi | 75 |
| Gambar 3. 10 Alur arsitektur VGG-19..... | 81 |
| Gambar 3. 11 Alur arsitektur AlexNet | 82 |
| Gambar 3. 12 Hasil feature map dari lapisan konvolusi..... | 83 |
| Gambar 3. 13 <i>Channel</i> piksel RGB dataset <i>bacterial leaf blight</i> | 84 |
| Gambar 3. 14 kernel 3×3 nilai filter prewitt | 84 |
| Gambar 3. 15 Ilustrasi perhitungan layer konvolusi <i>channel red</i> | 88 |
| Gambar 3. 16 Hasil tahapan perhitungan konvolusi <i>red channel</i> | 89 |
| Gambar 3. 17 Hasil tahapan perhitungan konvolusi <i>green channel</i> | 89 |
| Gambar 3. 18 Hasil tahap perhitungan konvolusi <i>blue channel</i> | 89 |
| Gambar 3. 19 Total perhitungan konvolusi..... | 90 |
| Gambar 3. 20 Hasil konvolusi..... | 90 |
| Gambar 3. 21 Ilustrasi tahapan maxpooling layer | 91 |

| | |
|---|-----|
| Gambar 3. 22 Ilustrasi proses flatten | 92 |
| Gambar 3. 23 Ilustrasi proses dense + softmax | 93 |
| Gambar 3. 24 Proses pengambilan ekstraksi fitur..... | 99 |
| Gambar 3. 25 Proses hybrid CNN dengan klasifikasi SVM..... | 100 |
| Gambar 3. 26 Alur pelatihan dan evaluasi SVM..... | 101 |
| Gambar 3. 27 Proses optimasi SMO dalam SVM | 102 |
| Gambar 3. 28 Proses klasifikasi multi kelas | 103 |
| Gambar 3. 29 Proses menentukan model terbaik pada pelatihan dan pengujian dari SVM multi kelas dengan optimasi SMO dan pendekatan OvR..... | 106 |
| Gambar 4. 1 Tampilan keseluruhan data..... | 122 |
| Gambar 4. 2 Hasil tahapan preprocessing data | 125 |
| Gambar 4. 3 Hasil proses <i>compile</i> dan <i>training</i> model CNN (contoh hasil dari pembagian data 70:15:15, pada arsitektur VGG19)..... | 133 |
| Gambar 4. 4 Hasil ekstraksi fitur dari VGG19 dan AlexNet | 135 |
| Gambar 4. 5 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, dengan kernel sigmoid, dan pembagian data 60:20:20..... | 146 |
| Gambar 4. 6 Hasil preprocessing dataset | 150 |
| Gambar 4. 7 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel sigmoid, dan pembagian data 70:15:15 | 151 |
| Gambar 4. 8 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel sigmoid, dan pembagian data 80:10:10 | 156 |
| Gambar 4. 9 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel RBF, dan pembagian data 60:20:20 | 161 |
| Gambar 4. 10 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel RBF, dan pembagian data 70:15:15 | 166 |
| Gambar 4. 11 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel RBF, dan pembagian data 80:10:10 | 171 |
| Gambar 4. 12 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 60:20:20 | 176 |

| | |
|--|-----|
| Gambar 4. 13 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 70:15:15 | 181 |
| Gambar 4. 14 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 80:10:10 | 186 |
| Gambar 4. 15 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel linear, dan pembagian data 60:20:20 | 191 |
| Gambar 4. 16 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel linear, dan pembagian data 70:15:15 | 196 |
| Gambar 4. 17 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur VGG19, kernel linear, dan pembagian data 80:10:10 | 201 |
| Gambar 4. 18 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel sigmoid, dan pembagian data 60:20:20..... | 206 |
| Gambar 4. 19 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel sigmoid, dan pembagian data 70:15:15..... | 211 |
| Gambar 4. 20 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel sigmoid, dan pembagian data 80:10:10..... | 216 |
| Gambar 4. 21 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel RBF, dan pembagian data 60:20:20 | 221 |
| Gambar 4. 22 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel RBF, dan pembagian data 70:15:15 | 226 |
| Gambar 4. 23 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel RBF, dan pembagian data 80:10:10 | 231 |
| Gambar 4. 24 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 60:20:20 | 236 |
| Gambar 4. 25 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 70:15:15 | 241 |
| Gambar 4. 26 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel <i>polynomial</i> , dan pembagian data 80:10:10 | 246 |
| Gambar 4. 27 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel linear, dan pembagian data 60:20:20 | 251 |

| | |
|--|-----|
| Gambar 4. 28 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel linear, dan pembagian data 70:15:15 | 256 |
| Gambar 4. 29 Evaluasi model SVM menggunakan arsitektur AlexNet, kernel linear, dan pembagian data 80:10:10 | 261 |
| Gambar 4. 30 Perbandingan akurasi SVM dengan kernel sigmoid menggunakan ekstraksi fitur AlexNet dan VGG 19 berdasarkan pembagian data yang berbeda | 266 |
| Gambar 4. 31 Perbandingan akurasi SVM dengan kernel RBF menggunakan ekstraksi fitur AlexNet dan VGG 19 berdasarkan pembagian data yang berbeda | 267 |
| Gambar 4. 32 Perbandingan akurasi SVM dengan kernel polynomial menggunakan ekstraksi fitur AlexNet dan VGG 19 berdasarkan pembagian data yang berbeda | 268 |
| Gambar 4. 33 Perbandingan akurasi SVM dengan kernel linear menggunakan ekstraksi fitur AlexNet dan VGG 19 berdasarkan pembagian data yang berbeda | 269 |
| Gambar 4. 34 Hasil Keseluruhan Uji Coba Akurasi SVM dengan Kombinasi Kernel, Arsitektur CNN, dan Pembagian Data | 270 |

DAFTAR TABEL

| | |
|--|-----|
| Tabel 2. 1 Perbandingan dengan penelitian sebelumnya | 13 |
| Tabel 2. 2 Macam-macam fungsi kernel SVM | 50 |
| Tabel 3. 1 Jumlah dataset tiap <i>class</i> | 60 |
| Tabel 3. 2 Contoh ekstraksi fitur pada data latih..... | 107 |
| Tabel 3. 3 Contoh pasangan kernel | 109 |
| Tabel 3. 4 Hasil perhitungan kernel | 110 |
| Tabel 4. 1 Arsitektur CNN model VGG-19..... | 130 |
| Tabel 4. 2 Arsitektur CNN model AlexNet | 131 |
| Tabel 4. 3 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 147 |
| Tabel 4. 4 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 147 |
| Tabel 4. 5 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 152 |
| Tabel 4. 6 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 152 |
| Tabel 4. 7 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 157 |
| Tabel 4. 8 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 157 |
| Tabel 4. 9 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20..... | 162 |
| Tabel 4. 10 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 162 |
| Tabel 4. 11 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 167 |
| Tabel 4. 12 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 167 |

| | |
|---|-----|
| Tabel 4. 13 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 172 |
| Tabel 4. 14 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 172 |
| Tabel 4. 15 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 177 |
| Tabel 4. 16 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 177 |
| Tabel 4. 17 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 182 |
| Tabel 4. 18 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 182 |
| Tabel 4. 19 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 187 |
| Tabel 4. 20 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 187 |
| Tabel 4. 21 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 192 |
| Tabel 4. 22 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 60:20:20 | 192 |
| Tabel 4. 23 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 197 |
| Tabel 4. 24 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 70:15:15 | 197 |
| Tabel 4. 25 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 202 |
| Tabel 4. 26 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur VGG19 pada pembagian data 80:10:10 | 202 |
| Tabel 4. 27 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 207 |

| | |
|---|-----|
| Tabel 4. 28 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 207 |
| Tabel 4. 29 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 212 |
| Tabel 4. 30 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 212 |
| Tabel 4. 31 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 217 |
| Tabel 4. 32 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel sigmoid dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 217 |
| Tabel 4. 33 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 222 |
| Tabel 4. 34 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 222 |
| Tabel 4. 35 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 227 |
| Tabel 4. 36 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 227 |
| Tabel 4. 37 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 232 |
| Tabel 4. 38 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel RBF dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 232 |
| Tabel 4. 39 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 237 |
| Tabel 4. 40 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 237 |
| Tabel 4. 41 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 242 |
| Tabel 4. 42 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 242 |

| | |
|--|-----|
| Tabel 4. 43 Confusion matrix menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 247 |
| Tabel 4. 44 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel <i>polynomial</i> dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10..... | 247 |
| Tabel 4. 45 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20 | 252 |
| Tabel 4. 46 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 60:20:20..... | 252 |
| Tabel 4. 47 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15 | 257 |
| Tabel 4. 48 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 70:15:15..... | 257 |
| Tabel 4. 49 <i>Confusion matrix</i> menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10 | 262 |
| Tabel 4. 50 Evaluasi matrix untuk masing-masing kelas, menggunakan kernel linear dengan ekstraksi fitur AlexNet pada pembagian data 80:10:10..... | 262 |
| Tabel 4. 51 Evaluasi keseluruhan hasil uji coba performa dari kombinasi model | 271 |