



SKRIPSI

KOMPARASI PERFORMA MODEL KLASIFIKASI EMOSI DENGAN WORD EMBEDDING MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM DAN RANDOM FOREST

MUHAMMAD ADAM RACHMAN
NPM 20082010086

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Eng. Agussalim, M.T.
Eka Dyar Wahyuni, S. Kom., M. Kom.

**KEMENTERIAN PENDIDIKAN, KEBUDAYAAN, RISET, DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS PEMBANGUNAN NASIONAL VETERAN JAWA TIMUR
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI
SURABAYA
2025**

Halaman ini sengaja dikosongkan

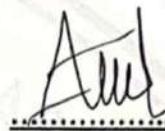
LEMBAR PENGESAHAN

KOMPARASI PERFORMA MODEL KLASIFIKASI EMOSI DENGAN WORD EMBEDDING MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM DAN RANDOM FOREST

Oleh:
MUHAMMAD ADAM RACHMAN
NPM. 20082010086

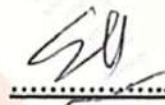
Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Skripsi Prodi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada tanggal 23 Januari 2025

Dr. Eng. Agussalim, M. T.
NIP. 198508112019031005



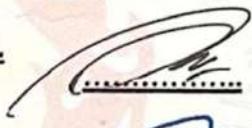
(Pembimbing I)

Eka Dyar Wahyuni, S. Kom., M. Kom.
NIP. 198412012021212005



(Pembimbing II)

Nur Cahyo Wibowo, S. Kom., M. Kom.
NIP. 197903172021211002



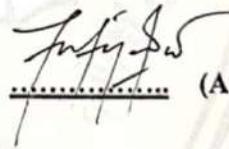
(Ketua Penguji)

Agung Brastama Putra, S. Kom., M. Kom.
NIP. 198511242021211003



(Anggota Penguji II)

Seftin Fitri Ana Wati, S. Kom., M. Kom.
NPT. 21219910320267



(Anggota Penguji III)



Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PERSUTUJUAN SKRIPSI

KOMPARASI PERFORMA MODEL KLASIFIKASI EMOSI DENGAN WORD EMBEDDING MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM DAN RANDOM FOREST

Oleh:

MUHAMMAD ADAM RACHMAN
NPM. 20082010086

Telah disetujui untuk mengikuti Ujian Skripsi

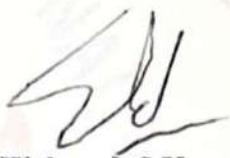
Menyetujui,

Dosen Pembimbing I



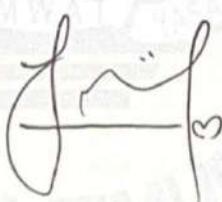
Dr. Eng. Agussalim, M.T.
NIP. 198508112019031005

Dosen Pembimbing II



Eka Dyar Wahyunî, S.Kom., M.Kom.
NIP. 198412012021212005

Koordinator Skripsi
Prodi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer



Eristya Maya Safitri, S.Kom., M.Kom.
NIP. 199303162019032020

Halaman ini sengaja dikosongkan

SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama Mahasiswa : Muhammad Adam Rachman
Program Studi : Sistem Informasi
Dosen Pembimbing : 1. Dr. Eng Agussalim, MT.
2. Eka Dyar Wahyuni, S. Kom., M. Kom.

dengan ini menyatakan bahwa isi sebagian maupun keseluruhan disertasi dengan judul:

KOMPARASI PERFORMA MODEL KLASIFIKASI EMOSI DENGAN WORD EMBEDDING MENGGUNAKAN ALGORITMA SVM DAN RANDOM FOREST

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, 23 Januari 2025
Yang Membuat Pernyataan,



Muhammad Adam Rachman
NPM. 20082010086

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM	:	Muhammad Adam Rachman / 20082010086
Judul Skripsi	:	Komparasi Performa Model Klasifikasi Emosi Dengan Word Embedding Menggunakan Algoritma Svm Dan Random Forest
Dosen Pembimbing	:	1. Dr. Eng. Agussalim, M.T. 2. Eka Dyar Wahyuni, S.Kom., M.Kom.

Beragamnya emosi dari masyarakat dalam merespon dinamika pemerintahan yang sedang berlangsung saat ini sudah berlangsung dari tahun ke tahun. Banyak informasi yang tidak tersampaikan dengan baik karena kurangnya pemahaman masyarakat terkait konteks emosional yang terkandung dalam informasi tersebut. Salah satu pendekatan yang dapat dilakukan adalah dengan melakukan sebuah pengelompokan emosi. Penelitian ini bertujuan untuk membandingkan performa algoritma Support Vector Machine (SVM) dan Random Forest yang diintegrasikan dengan teknik word embedding dalam klasifikasi emosi pada komentar YouTube berbahasa Indonesia terkait kebijakan kenaikan Uang Kuliah Tunggal (UKT) dan kebijakan Tabungan Perumahan Rakyat. Data pada penelitian ini sebanyak 3074 data, dan akan dibangun total 16 skenario pemodelan. Proses klasifikasi terdiri dari dua tahap yaitu klasifikasi emosi dan klasifikasi jenis emosi. Penggunaan teknik sampling dan rasio pembagian data memberikan hasil yang bervariasi di setiap model. Model dengan performa paling optimal untuk klasifikasi emosi adalah Random Forest dengan Word2Vec dengan hasil akurasi 86%, sedangkan model klasifikasi jenis emosi dengan performa paling optimal adalah Support Vector Machine dengan FastText dengan nilai akurasi sebesar 77%. Word2Vec mampu menangkap hubungan semantis kata cukup baik walaupun jumlah dataset yang digunakan relatif kecil. Di satu sisi lain, FastText mampu mengimbangi performa Word2Vec karena kemampuannya memanfaatkan representasi berbasis subkata untuk menangani kata yang tidak ada dalam korpus.

Kata kunci: Klasifikasi, Emosi, Support Vector Machine, Random Forest, Word Embedding

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Student Name / NPM	:	Muhammad Adam Rachman / 20082010086
Thesis Title	:	Komparasi Performa Model Klasifikasi Emosi Dengan Word Embedding Menggunakan Algoritma Svm Dan Random Forest
Advisors	:	1. Dr. Eng. Agussalim, M.T. 2. Eka Dyar Wahyuni, S.Kom., M.Kom.

The diversity of emotions from the community in responding to the dynamics of the current government has been going on for years. Much information is not conveyed properly due to the lack of public understanding regarding the emotional context contained in the information. One approach that can be taken is to conduct an emotional grouping. This study aims to compare the performance of the Support Vector Machine (SVM) and Random Forest algorithms integrated with word embedding techniques in classifying emotions in Indonesian YouTube comments regarding the Single Tuition Fee (UKT) increase policy and the People's Housing Savings policy. The data in this study were 3074 data, and a total of 16 modeling scenarios will be built. The classification process consists of two stages, namely emotion classification and emotion type classification. The use of sampling techniques and data sharing ratios gave varying results in each model. The model with the most optimal performance for emotion classification was Random Forest with Word2Vec with an accuracy of 86%, while the emotion type classification model with the most optimal performance was Support Vector Machine with FastText with an accuracy value of 77%. Word2Vec was able to capture semantic word relationships quite well even though the number of datasets used was relatively small. On the other hand, FastText is also able to match the performance of Word2Vec due to its ability to utilize subword-based representation to handle words that are not in the corpus.

Keywords: *Classification, Emotion, Support Vector Machine, Random Forest, Word Embedding*

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya kepada penulis sehingga skripsi dengan judul "**Komparasi Performa Model Klasifikasi Emosi Dengan Word Embedding Menggunakan Algoritma Svm Dan Random Forest**" sebagai syarat untuk menyelesaikan program studi Sistem Informasi di Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur.

Dalam upaya menyelesaikan skripsi ini, ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Kedua orang tua yang selalu senantiasa berdoa dan memberikan restu yang tiada henti sehingga penulis terus termotivasi dalam menyelesaikan skripsi ini.
2. Bapak Agussalim dan Ibu Eka Dyar Wahyuni selaku dosen pembimbing skripsi yang selalu memberikan arahan dan masukan selama skripsi ini berlangsung.
3. Seluruh bapak dan ibu dosen program studi Sistem Indormasi UPN "Veteran" Jawa Timur yang memberikan ilmu-ilmu berharga selama masa perkuliahan ini.
4. Imamah yang selalu memberikan dukungan dan senantiasa menemani penulis selama skripsi ini berlangsung.
5. Rekan-rekan seperjuangan perskripsi dari kelompok belajar Tadika Mesra dan Artem yang berjuang bersama dalam penyelesaian tugas akhir perkuliahan.
6. Senior penulis yang senantiasa memberikan pandangan dalam menyelesaikan skripsi ini.
7. Teman-teman seperjuangan dari angkatan Sistem Informasi 2020 yang telah memberikan dukungan, motivasi, dan doa sehingga skripsi ini dapat selesai.
8. Seluruh pihak terkait lainnya yang terlibat selama skripsi ini berlangsugn yang tidak dapat disebutkan satu persatu oleh penulis.

Penulis menyadari bahwa di dalam penyusunan skripsi ini banyak terdapat kekurangan. Semoga skripsi ini dapat bermanfaat bagi semua pihak.

Surabaya, 20 Januari 2025

Penulis

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR PENGESAHAN	iii
LEMBAR PERSUTUJUAN SKRIPSI	v
SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS	vii
ABSTRAK	ix
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI.....	xv
DAFTAR GAMBAR	xix
DAFTAR TABEL.....	xxv
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Batasan Masalah.....	5
1.4 Tujuan Penelitian	5
1.4 Manfaat Penelitian	6
BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	7
2.1 Penelitian Terdahulu	7
2.2 Landasan Teori.....	8
2.2.1 YouTube Data API.....	9
2.2.2 Text Mining.....	9
2.2.3 Klasifikasi	10
2.2.4 Emosi	10
2.2.5 Word Embedding	11
2.2.6 Word2Vec	11
2.2.7 FastText.....	12

2.2.8	Preprocessing Text.....	13
2.2.9	Support Vector Machine	13
2.2.10	Random Forest	16
2.2.11	<i>Confusion Matrix</i>	18
2.2.12	Fleiss' Kappa.....	19
2.2.13	Modus Label	20
BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....		21
3.1	Studi Literatur	21
3.2	Analisis Kebutuhan	21
3.2.1	Kebutuhan Data.....	22
3.2.2	Kebutuhan <i>Software</i> dan <i>Hardware</i>	22
3.3	Pengumpulan Data	22
3.4	Pembagian Data	22
3.5	Pelabelan Data.....	22
3.6	Eksplorasi Data	23
3.7	Praproses Data.....	23
3.7.1	<i>Cleaning</i>	23
3.7.3	<i>Case Folding</i>	23
3.7.3	<i>Normalization</i>	23
3.7.4	<i>Stemming</i>	24
3.8	Perancangan Model.....	24
3.8.1	Pembagian Dataset untuk Training dan Testing	25
3.8.2	<i>Word Embedding</i>	25
3.8.3	Klasifikasi Teks Mengandung Emosi	25
3.8.4	Klasifikasi Jenis Emosi	25
3.8.5	Evaluasi Model.....	25

3.8.6	Penyimpanan Model.....	26
3.9	Penerapan Model.....	26
3.10	Validasi Model.....	26
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		27
4.1	Pengumpulan Data	27
4.2	Pembagian Data	28
4.3	Pelabelan Data.....	29
4.4	Eksplorasi Data	37
4.5	Praproses Data.....	39
4.6	Perancangan Model.....	41
4.6.1	Pembagian Dataset untuk Training dan Testing	41
4.6.2	Proses <i>Word Embedding</i>	43
4.6.3	Klasifikasi Emosi	45
4.6.4	Klasifikasi Jenis Emosi	71
4.6.5	Evaluasi Model.....	95
4.6.6	Penyimpanan Model.....	104
4.7	Penerapan Model.....	105
4.9.1	Beranda Aplikasi.....	105
4.9.2	Fitur Prediksi Berbasis Teks	106
4.9.3	Fitur Prediksi Berbasis File.....	106
4.8	Validasi Model.....	106
BAB V PENUTUP.....		113
5.1	Kesimpulan	113
5.2	Saran.....	113
DAFTAR PUSTAKA		115

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Penggambaran Linearly Separable Data pada SVM	14
Gambar 2.2 Non-maximum Margin dan Maximum Margin	14
Gambar 2.3 Ilustrasi Kernel SVM	15
Gambar 3.1 Diagram Alir Skripsi	21
Gambar 3.2 Perancangan Model	24
Gambar 4.1 Contoh Hasil Pengumpulan Data	27
Gambar 4.2 Potongan Kode Crawling Komentar YouTube	28
Gambar 4.3 Dataset Skripsi	28
Gambar 4.4 Kode Pembagian Data	29
Gambar 4.5 Source Code Menerjemahkan Data.....	29
Gambar 4.6 Contoh Kode Pelabelan Data	30
Gambar 4.7 Contoh Hasil Pelabelan Data Dengan Pretrained Model	31
Gambar 4.8 Data Setelah Dilabeli Lima Pretrained Model	32
Gambar 4.9 Potongan Kode Penyeragaman Label	32
Gambar 4.10 Kode Menghitung Fleiss' Kappa.....	32
Gambar 4.11 Hasil Perhitungan Fleiss' Kappa.....	33
Gambar 4.12 Kode Menghitung Modus Label	33
Gambar 4.13 Hasil Modus Label	34
Gambar 4.14 Hasil Modus Label Setelah Pelabelan Ulang	35
Gambar 4.15 Hasil Final Proporsi Modus Label	36
Gambar 4.16 Boxplot Jumlah Kata.....	37
Gambar 4.17 Hasil Pemetaan WordCloud Data Model.....	38
Gambar 4.18 Pemetaan Kata Berdasarkan Frekuensi Kemunculan.....	38
Gambar 4.19 Potongan Kode Untuk Proses Cleaning Data.....	39
Gambar 4.20 Source Code Untuk Melakukan Proses Case Folding.....	39
Gambar 4.21 Potongan Kode Untuk Proses Normalisasi Kata.....	40
Gambar 4.22 Source Code Untuk Proses Stemming	41
Gambar 4.23 Kode Membuat Data Model_1 Dan Model_2.....	42
Gambar 4.24 Potongan Kode Splitting Data Masing-Masing Skenario	42
Gambar 4.25 Potongan Kode Proses Embedding dengan Word2Vec	44

Gambar 4.26 Potongan Kode Proses Embedding dengan FastText.....	44
Gambar 4.27 Pustaka Pembangunan Model	46
Gambar 4.28 Konfigurasi Parameter Algoritma	46
Gambar 4.29 Kode Hitung Waktu Pemrosesan Dan Penggunaan CPU	47
Gambar 4.30 Kode Fitting Model 1 Normal 80:20 - Tahap 1	47
Gambar 4.31 Classification Report Model 1 Normal 80:20 - Tahap 1	48
Gambar 4.32 Confussion Matrix Model 1 Normal 80:20 - Tahap 1.....	48
Gambar 4.33 Kode Fitting Model 1 Normal 70:30 - Tahap 1	49
Gambar 4.34 Classification Report Model 1 Normal 70:30 - Tahap 1	49
Gambar 4.35 Confussion Matrix Model 1 Normal 70:30 - Tahap 1.....	50
Gambar 4.36 Kode Fitting Model 1 RUS 80:20 - Tahap 1	50
Gambar 4.37 Classification Report Model 1 RUS 80:20 - Tahap 1	51
Gambar 4.38 Confussion Matrix Model 1 RUS 80:20 - Tahap 1	51
Gambar 4.39 Kode Fitting Model 1 RUS 70:30 - Tahap 1	52
Gambar 4.40 Classification Report Model 1 RUS 70:30 - Tahap 1	52
Gambar 4.41 Confussion Matrix Model 1 RUS 70:30 - Tahap 1	53
Gambar 4.42 Kode Fitting Model 2 Normal 80:20 - Tahap 1	53
Gambar 4.43 Classification Report Model 2 Normal 80:20 - Tahap 1	54
Gambar 4.44 Confussion Matrix Model 2 Normal 80:20 - Tahap 1.....	54
Gambar 4.45 Kode Fitting Model 2 Normal 70:30 - Tahap 1	55
Gambar 4.46 Classification Report Model 2 Normal 70:30 - Tahap 1	55
Gambar 4.47 Confussion Matrix Model 2 Normal 70:30 - Tahap 1.....	56
Gambar 4.48 Kode Fitting Model 2 RUS 80:20 - Tahap 1	56
Gambar 4.49 Classification Report Model 2 RUS 80:20 - Tahap 1	57
Gambar 4.50 Confussion Matrix Model 2 RUS 80:20 - Tahap 1	57
Gambar 4.51 Kode Fitting Model 2 RUS 70:30 - Tahap 1	58
Gambar 4.52 Classification Report Model 2 RUS 70:30 - Tahap 1	58
Gambar 4.53 Confussion Matrix Model 2 RUS 70:30 - Tahap 1	59
Gambar 4.54 Kode Fitting Model 3 Normal 80:20 - Tahap 1	59
Gambar 4.55 Classification Report Model 3 Normal 80:20 - Tahap 1	60
Gambar 4.56 Confussion Matrix Model 3 Normal 80:20 - Tahap 1.....	60
Gambar 4.57 Kode Fitting Model 3 Normal 70:30 - Tahap 1	61

Gambar 4. 58 Classification Report Model 3 Normal 70:30 - Tahap 1	61
Gambar 4. 59 Confussion Matrix Model 3 Normal 70:30 - Tahap 1.....	62
Gambar 4. 60 Kode Fitting Model 3 RUS 80:20 - Tahap 1.....	62
Gambar 4. 61 Classification Report Model 3 RUS 80:20 – Tahap 1.....	63
Gambar 4. 62 Confussion Matrix Model 3 RUS 80:20 – Tahap 1	63
Gambar 4. 63 Kode Fitting Model 3 RUS 70:30 – Tahap 1	64
Gambar 4. 64 Classification Report Model 3 RUS 70:30 – Tahap 1.....	64
Gambar 4. 65 Confussion Matrix Model 3 RUS 70:30 – Tahap 1	65
Gambar 4.66 Kode Fitting Model 4 Normal 80:20 - Tahap 1	65
Gambar 4.67 Classification Report Model 4 Normal 80:20 - Tahap 1	66
Gambar 4. 68 Confussion Matrix Model 4 Normal 80:20 - Tahap 1.....	66
Gambar 4. 69 Kode Fitting Model 4 Normal 70:30 - Tahap 1	67
Gambar 4. 70 Classification Report Model 4 Normal 70:30 - Tahap 1	67
Gambar 4. 71 Confussion Matrix Model 4 Normal 70:30 - Tahap 1.....	68
Gambar 4. 72 Kode Fitting Model 4 RUS 80:20 - Tahap 1	68
Gambar 4. 73 Classification Report Model 4 RUS 80:20 - Tahap 1	69
Gambar 4. 74 Confussion Matrix Model 4 RUS 80:20 - Tahap 1	69
Gambar 4. 75 Kode Fitting Model 4 RUS 70:30 - Tahap 1	70
Gambar 4. 76 Classification Report Model 4 RUS 70:30 - Tahap 1	70
Gambar 4. 77 Confussion Matrix Model 4 RUS 70:30 - Tahap 1	71
Gambar 4. 78 Kode Fitting Model 1 Normal 80:20 - Tahap 2	71
Gambar 4. 79 Classification Report Model 1 Normal 80:20 - Tahap 2.....	72
Gambar 4. 80 Confussion Matrix Model 1 Normal 80:20 - Tahap 2.....	72
Gambar 4. 81 Kode Fitting Model 1 Normal 70:30 - Tahap 2	73
Gambar 4. 82 Classification Report Model 1 Normal 70:30 - Tahap 2.....	73
Gambar 4. 83 Confussion Matrix Model 1 Normal 70:30 - Tahap 2.....	74
Gambar 4. 84 Kode Fitting Model 1 RUS 80:20 - Tahap 2	74
Gambar 4. 85 Classification Report Model 1 RUS 80:20 - Tahap 2	75
Gambar 4. 86 Confussion Matrix Model 1 RUS 80:20 - Tahap 2	75
Gambar 4. 87 Kode Fitting Model 1 RUS 70:30 - Tahap 2	76
Gambar 4. 88 Classification Report Model 1 RUS 70:30 - Tahap 2	76
Gambar 4. 89 Confussion Matrix Model 1 RUS 70:30 - Tahap 2	77

Gambar 4. 90 Kode Fitting Model 2 Normal 80:20 - Tahap 2	77
Gambar 4. 91 Classification Report Model 2 Normal 80:20 - Tahap 2.....	78
Gambar 4. 92 Confussion Matrix Model 2 Normal 80:20 - Tahap 2.....	78
Gambar 4. 93 Kode Fitting Model 2 Normal 70:30 - Tahap 2	79
Gambar 4. 94 Classification Report Model 2 Normal 70:30 - Tahap 2.....	79
Gambar 4. 95 Confussion Matrix Model 2 Normal 70:30 - Tahap 2.....	80
Gambar 4. 96 Kode Fitting Model 2 RUS 80:20 - Tahap 2	80
Gambar 4. 97 Classification Report Model 2 RUS 80:20 - Tahap 2	81
Gambar 4. 98 Confussion Matrix Model 2 RUS 80:20 - Tahap 2	81
Gambar 4. 99 Kode Fitting Model 2 RUS 70:30 - Tahap 2	82
Gambar 4. 100 Classification Report Model 2 RUS 70:30 - Tahap 2	82
Gambar 4. 101 Confussion Matrix Model 2 RUS 70:30 - Tahap 2	83
Gambar 4. 102 Kode Fitting Model 3 Normal 80:20 - Tahap 2	83
Gambar 4. 103 Classification Report Model 3 Normal 80:20 - Tahap 2	84
Gambar 4. 104 Confussion Matrix Model 3 Normal 80:20 - Tahap 2.....	84
Gambar 4. 105 Kode Fitting Model 3 Normal 70:30 - Tahap 2	85
Gambar 4. 106 Classification Report Model 3 Normal 70:30 - Tahap 2	85
Gambar 4. 107 Confussion Matrix Model 3 Normal 70:30 - Tahap 2.....	86
Gambar 4. 108 Kode Fitting Model 3 RUS 80:20 - Tahap 2.....	86
Gambar 4. 109 Classification Report Model 3 RUS 80:20 - Tahap 2	87
Gambar 4. 110 Confussion Matrix Model 3 RUS 80:20 - Tahap 2	87
Gambar 4. 111 Kode Fitting Model 3 RUS 70:30 - Tahap 2.....	88
Gambar 4. 112 Classification Report Model 3 RUS 70:30 - Tahap 2	88
Gambar 4. 113 Confussion Matrix Model 3 RUS 70:30 - Tahap 2	89
Gambar 4.114 Kode Fitting Model 4 Normal 80:20 - Tahap 2	89
Gambar 4.115 Classification Report Model 4 Normal 80:20 - Tahap 2	90
Gambar 4. 116 Confussion Matrix Model 4 Normal 80:20 - Tahap 2.....	90
Gambar 4. 117 Kode Fitting Model 4 Normal 70:30 - Tahap 2	91
Gambar 4. 118 Classification Report Model 4 Normal 70:30 - Tahap 2	91
Gambar 4. 119 Confussion Matrix Model 4 Normal 70:30 - Tahap 2.....	92
Gambar 4. 120 Kode Fitting Model 4 RUS 80:20 - Tahap 2.....	92
Gambar 4. 121 Classification Report Model 4 RUS 80:20 - Tahap 2	93

Gambar 4. 122 Confussion Matrix Model 4 RUS 80:20 - Tahap 2	93
Gambar 4. 123 Kode Fitting Model 4 RUS 70:30 - Tahap 2.....	94
Gambar 4. 124 Classification Report Model 4 RUS 70:30 - Tahap 2	94
Gambar 4. 125 Confussion Matrix Model 4 RUS 70:30 - Tahap 2	95
Gambar 4. 126 Kode Menyimpan Ekstraksi Fitur Dan Model Final.....	104
Gambar 4. 127 Potongan Kode Framework Flask	105
Gambar 4. 128 Tampilan Beranda Aplikasi Deteksi Emosi	105
Gambar 4. 129 Tampilan Fitur Prediksi Emosi Berbasis Teks.....	106
Gambar 4. 130 Tampilan Fitur Prediksi Emosi Berbasis File Input.....	106
Gambar 4. 131 Contoh Hasil Prediksi Berbasis Teks.....	107
Gambar 4. 132 Tampilan Awal Setelah Mengunggah Data Csv	107
Gambar 4. 133 Tampilan Setelah Melakukan Prediksi File Csv	108
Gambar 4. 134 Tampilan Visualisasi Pie Chart.....	108
Gambar 4. 135 Tampilan Visualisasi Histogram	109
Gambar 4. 136 Visualiasi Wordcloud Untuk Label Netral.....	109
Gambar 4. 137 Visualisasi Wordcloud Untuk Label Prediksi Marah.....	110
Gambar 4. 138 Visualisasi Wordcloud Untuk Label Prediksi Takut.....	110
Gambar 4. 139 Visualisasi Wordcloud Untuk Label Prediksi Kaget.....	110
Gambar 4. 140 Visualisasi Wordcloud Untuk Label Prediksi Sedih.....	111
Gambar 4. 141 Visualisasi Wordcloud Untuk Label Prediksi Jijik	111

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 4.1 Contoh Sample Data Setelah Perhitungan Modus	35
Tabel 4.2 Contoh Hasil Dari Tahap Praproses.....	41
Tabel 4.3 Proporsi Data Tahap Klasifikasi Emosi	42
Tabel 4.4 Proporsi Data Klasifikasi Jenis Emosi	43
Tabel 4.5 Jenis Skenario Pemodelan.....	45
Tabel 4. 6 Hasil Classification Report Klasifikasi Emosi.....	95
Tabel 4. 7 Hasil CF, CPU Usage, & Processing Time Klasifikasi Emosi	97
Tabel 4. 8 Hasil Classification Report Klasifikasi Jenis Emosi.....	99
Tabel 4. 9 Hasil CF, CPU & Processing Time Klasifikasi Jenis Emosi	100
Tabel 4. 10 Lima Model Terbaik Masing-Masing Tahap Klasifikasi.....	102

Halaman ini sengaja dikosongkan