



SKRIPSI

PREDIKSI MOTIF-MOTIF BATIK KHAS SOLO DAN JOGJA MENGGUNAKAN METODE MIXCONV

MUHAMMAD FAUZI TAJ AZIZ

NPM 21082010234

DOSEN PEMBIMBING

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

Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST., M.IM

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



SKRIPSI

PREDIKSI MOTIF-MOTIF BATIK KHAS SOLO DAN JOGJA MENGGUNAKAN METODE MIXCONV

MUHAMMAD FAUZI TAJ AZIZ

NPM 21082010234

DOSEN PEMBIMBING

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

Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST., M.IM

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

Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PENGESAHAN

PREDIKSI MOTIF-MOTIF BATIK KHAS SOLO DAN JOGJA MENGUNAKAN METODE MIXCONV

Oleh :
MUHAMMAD FAUZI TAJ AZIZ
NPM. 21082010234

Telah dipertahankan dihadapan dan diterima oleh Tim Penguji Skripsi Prodi Sistem Informasi Fakultas Ilmu Komputer Universitas Pembangunan Nasional Veteran Jawa Timur Pada tanggal 10 Juli 2025

Menyetujui

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


..... (Pembimbing I)

Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST, M.IM
NIP. 199206162024062001


..... (Pembimbing II)

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


..... (Ketua Penguji)

Reisa Permatasari, S.T, M.Kom
NIP. 199205142022032007


..... (Penguji II)

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


..... (Penguji III)

Mengetahui,
Dekan Fakultas Ilmu Komputer


Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT
NIP. 196811261994032001

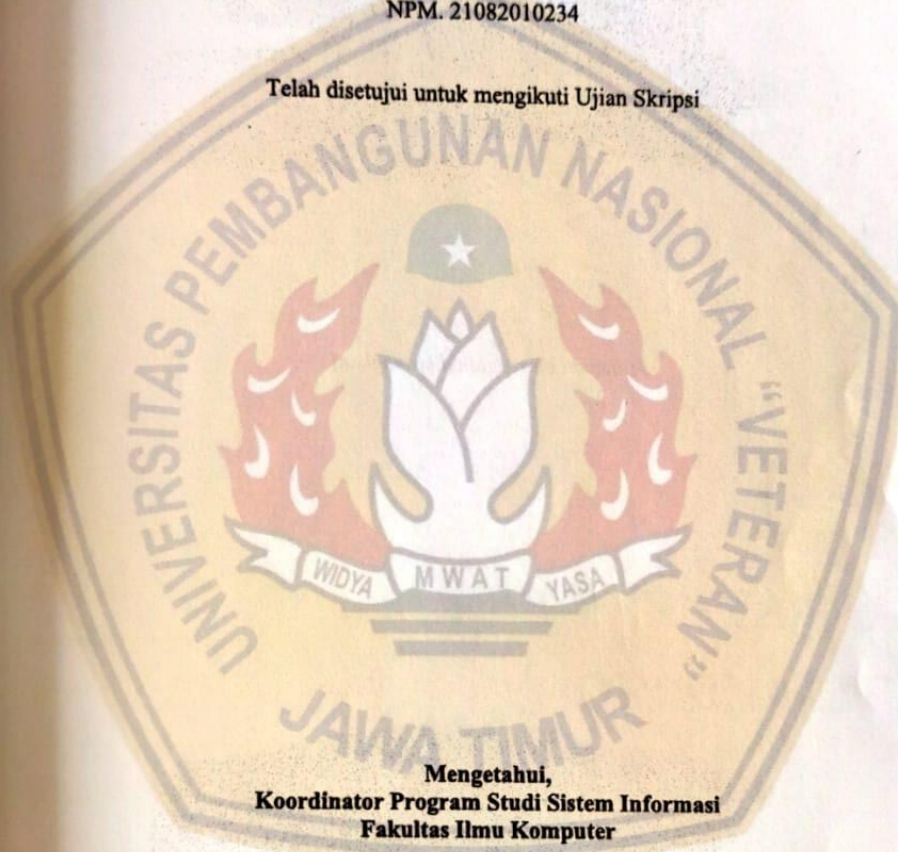
Halaman ini sengaja dikosongkan

LEMBAR PERSETUJUAN

**PREDIKSI MOTIF-MOTIF BATIK KHAS SOLO DAN JOGJA
MENGUNAKAN METODE MIXCONV**

Oleh :
MUHAMMAD FAUZI TAJ AZIZ
NPM. 21082010234

Telah disetujui untuk mengikuti Ujian Skripsi



Mengetahui,
Koordinator Program Studi Sistem Informasi
Fakultas Ilmu Komputer

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

Halaman ini sengaja dikosongkan

SURAT PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI

Saya yang bertanda tangan di bawah ini:

Nama : Muhammad Fauzi Taj Aziz
NPM : 21082010234
Program : Sarjana (S1)
Program Studi : Fakultas Ilmu Komputer
Fakultas : Sistem Informasi

Menyatakan bahwa dalam dokumen ilmiah Tugas Akhir/Skripsi/Tesis/Disertasi* ini tidak terdapat bagian dari karya ilmiah lain yang telah diajukan untuk memperoleh gelar akademik di suatu lembaga Pendidikan Tinggi, dan juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang/lembaga lain, kecuali yang secara tertulis disitasi dalam dokumen ini dan disebutkan secara lengkap dalam daftar pustaka.

Dan saya menyatakan bahwa dokumen ilmiah ini bebas dari unsur-unsur plagiasi. Apabila dikemudian hari ditemuan indikasi plagiat pada Skripsi/Tesis/Desertasi ini, saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan peraturan perundang-undangan yang berlaku

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sesungguhnya tanpa ada paksaan dari siapapun juga dan untuk dipergunakan sebagaimana mestinya.

Surabaya, Kamis 10 Juli 2025

Yang Membuat Pernyataan,



MUHAMMAD FAUZI TAJ AZIZ
NPM. 21082010234

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRAK

Nama Mahasiswa / NPM : Muhammad Fauzi Taj Aziz / 21082010234
Judul Skripsi : Prediksi Motif-Motif Batik Khas Solo dan Jogja
Menggunakan Metode MixConv
Dosen Pembimbing : 1. Agung Brastama Putra, S.Kom., M.Kom
2. Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST., M.IM

Penelitian ini membahas penerapan metode MixConv (Mixed Depthwise Convolutional Kernels) sebagai algoritma utama dari MixNet untuk klasifikasi citra motif batik. MixConv dipilih karena kemampuannya menangani multi-scale feature maps yang lebih baik dibandingkan dengan metode konvolusi standar. Penelitian ini menunjukkan bahwa penggunaan MixConv dalam model deep learning memiliki potensi yang menjanjikan. Penelitian ini akan mengklasifikasikan 8 kelas menggunakan 531 citra yang diambil dari internet. Penelitian ini juga akan menggunakan metode Stratified K-Fold Cross-Validation sebagai solusi dari dataset yang imbalanced. Pada penelitian ini, akan dilakukan pelatihan dari 30 skenario model menggunakan MixNet di Google Colaboratory untuk mengetahui versi MixNet yang terbaik pada dataset penelitian ini. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model MixNet-S di Fold Dua yang sudah di Pretrained mencapai Validation Accuracy sebesar 0.9234 dan Validation Loss sebesar 0.4322. Sebagai kontribusi tambahan, sistem ini telah berhasil diterapkan melalui proses deployment menggunakan API berbasis cloud melalui Google Cloud Service, sehingga memungkinkan pengguna untuk mengakses model langsung dari web yang di deploy dengan Vercel tanpa perlu menginstal aplikasi. Diharapkan pendekatan ini dapat digunakan oleh peneliti lain untuk meningkatkan aksesibilitas publik terhadap sistem klasifikasi berbasis kecerdasan buatan agar bisa dilakukan testing oleh peneliti lain serta memperluas penerapan MixConv dalam bidang serupa.

Kata kunci: Motif Batik, Machine Learning, MixConv, Cross-Validation, Prediksi Citra,.

Halaman ini sengaja dikosongkan

ABSTRACT

Student Name / NPM : Muhammad Fauzi Taj Aziz / 21082010234
Thesis Title : Prediksi Motif-Motif Batik Khas Solo dan Jogja
Menggunakan Metode MixConv
Advisors : 1. Agung Brastama Putra, S.Kom., M.Kom
2. Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST., M.IM

This study discusses the application of the MixConv method (Mixed Depthwise Convolutional Kernels) as the core algorithm of MixNet for classifying batik pattern images. MixConv was chosen due to its superior ability to handle multi-scale feature maps compared to standard convolution methods. The findings indicate that using MixConv in deep learning models holds promising potential. The study classifies eight classes using 531 images collected from the internet. To address the issue of imbalanced datasets, Stratified K-Fold Cross-Validation is employed. In this research, 30 model training scenarios using MixNet are conducted on Google Colaboratory to determine the best-performing MixNet variant for the dataset. The results show that the pretrained MixNet-S model on Fold Dua achieved a validation accuracy of 0.9234 and a validation loss of 0.4322. As an additional contribution, the system has been successfully deployed via a cloud-based API using Google Cloud Service, enabling users to access the model directly through a web interface deployed with Vercel, without the need to install any applications. It is hoped that this approach can be utilized by other researchers to enhance public accessibility to AI-based classification systems and to further expand the application of MixConv in related fields.

Keywords: Motif Batik, Machine Learning, MixConv, Cross-Validation, Image Prediction.

Halaman ini sengaja dikosongkan

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala rahmat, hidayah dan karunia-Nya sehingga skripsi dengan judul **“Prediksi Motif-Motif Batik Khas Solo dan Jogja Menggunakan Metode MixConv”** dapat terselesaikan dengan baik.

Untuk itu penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Ibu Prof. Dr. Ir. Novirina Hendrasarie, MT selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer UPN “Veteran” Jawa Timur.
2. Bapak Agung Brastama Putra, S.Kom, M.Kom selaku Ketua Program Studi dan Dosen Pembimbing Pertama serta Ibu Tri Luhur Indayanti Sugata, S.ST., M.IM selaku Dosen Pembimbing Kedua yang telah memberikan bimbingan, arahan, serta motivasi selama proses penyusunan skripsi ini..
3. Kedua orang tua penulis yang tercinta, Ibu Catur Puspa Ureanti beserta Bapak Ir. Edi Sarwana, atas doa, kasih sayang, serta dukungan yang tak ternilai sepanjang perjalanan akademik penulis.
4. Anggota GFAM selaku teman-teman saya yang turut memberikan bantuan, semangat, dan kontribusi selama proses penyusunan skripsi ini.
5. Seluruh dosen, staf, dan rekan-rekan mahasiswa Fakultas Ilmu Komputer yang turut memberikan bantuan, semangat, dan kontribusi selama proses penyusunan skripsi ini.

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, Kamis 10 Juli 2025

M. Fauzi Taj Aziz

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR ISI

LEMBAR JUDUL SKRIPSI	i
LEMBAR PENGESAHAN SKRIPSI	iii
LEMBAR PERSETUJUAN UJIAN SKRIPSI	v
SURAT PERNYATAAN ORISINALITAS	vii
ABSTRAK	ix
KATA PENGANTAR	xiii
DAFTAR ISI	xv
DAFTAR GAMBAR	xvix
DAFTAR TABEL	xxiii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.4 Tujuan Penelitian	3
1.5 Manfaat Penelitian	4
1.6 Sistematika Penulisan	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Penelitian Terdahulu	7
2.2 Landasan Teori	10
2.2.1 Batik	10
2.2.2 Machine Learning	12
2.2.3 Neural Network & Deep Learning	13
2.2.4 Convolutional Neural Network (CNN/ConvNets)	14
2.2.5 Mixed Depthwise Convolutional Kernels (MixConv)	16
2.2.6 MixNet	17
2.2.7 Google Colaboratory	18
2.2.8 Python	20
2.2.9 Preprocessing	21
2.2.10 Cross-Validation	22
2.2.11 Data Augmentation	23
2.2.12 Model Compiler	23
2.2.13 Model Training	24
2.2.14 Evaluation Metric	25
2.2.15 Metode CRISP-DM	27

DAFTAR ISI

BAB III DESAIN DAN IMPLEMENTASI SISTEM	29
3.1 Metode Penelitian	29
3.2 Pengumpulan Data	30
3.2.1 Studi Literatur	30
3.2.2 Observasi	31
3.2.3 Wawancara	32
3.3 Fase Business/Problem Understanding	32
3.4 Fase Data Understanding	33
3.4.1 Format dan Karakteristik Data	33
3.4.2 Pemilihan Motif Batik	34
3.4.3 Distribusi Data per-Kelas	36
3.5 Fase Data Preparation	36
3.5.1 Preprocessing	37
3.5.2 Cross-Validation	37
3.5.3 Data Augmentation.....	38
3.6 Fase Modelling	38
3.6.1 Model Arsitektur	39
3.6.2 Pretraining & Fine-Tuning	39
3.6.3 Training	40
3.7 Fase Evaluation	41
3.7.1 Fitting History	41
3.7.2 Learning Curve	42
3.7.3 Classification Report	42
3.7.4 Confusion Matrix	42
3.8 Fase Deployment	48
3.8.1 API	48
3.8.2 Web Application	49

DAFTAR ISI

BAB IV PENGUJIAN DAN ANALISA	45
4.1 Preparation	45
4.1.1 Preprocessing Visualization	46
4.1.2 Data Augmentation Visualization	48
4.2 Model Evaluation	51
4.2.1 MixNet-S	51
4.2.2 MixNet-M	81
4.2.3 MixNet-L	111
4.2.4 Rangkuman dari Semua Skenario Model	141
4.2.5 Model Terbaik	142
4.3 Deployment	143
4.3.1 API	143
4.3.2 Web Application	143
4.3.3 Frontend	144
4.3.4 Real World Test	147
BAB V PENUTUP	151
5.1 Kesimpulan	151
5.2 Saran Pengembangan	152
DAFTAR PUSTAKA	153
LAMPIRAN	157

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1. Proses MixConv	16
Gambar 2.2. MixNet Architecture	17
Gambar 2.3. CRISP-DM (data mining framework)	27
Gambar 3.1. Alur Penelitian	29
Gambar 4.1. Proses Preprocessing dan Augmentation	45
Gambar 4.2. Kawung - Original	46
Gambar 4.3. Kawung - Cropped	47
Gambar 4.4. Kawung - Resized	48
Gambar 4.5. Kawung - Rotated	48
Gambar 4.6. Kawung - Affined	49
Gambar 4.7. Kawung - Jittered	49
Gambar 4.8. Fold Satu (S-NP) - Accuracy Curve	52
Gambar 4.9. Fold Satu (S-NP) - Loss Curve	52
Gambar 4.10. Fold Satu (S-NP) - Confusion Matrix	53
Gambar 4.11. Fold Dua (S-NP) - Accuracy Curve	55
Gambar 4.12. Fold Dua (S-NP) - Loss Curve	55
Gambar 4.13. Fold Dua (S-NP) - Confusion Matrix	56
Gambar 4.14. Fold Tiga (S-NP) - Accuracy Curve	58
Gambar 4.15. Fold Tiga (S-NP) - Loss Curve	58
Gambar 4.16. Fold Tiga (S-NP) - Confusion Matrix	59
Gambar 4.17. Fold Empat (S-NP) - Accuracy Curve	61
Gambar 4.18. Fold Empat (S-NP) - Loss Curve	61
Gambar 4.19. Fold Empat (S-NP) - Confusion Matrix	62
Gambar 4.20. Fold Lima (S-NP) - Accuracy Curve	64
Gambar 4.21. Fold Lima (S-NP) - Loss Curve	64
Gambar 4.22. Fold Lima (S-NP) - Confusion Matrix	65
Gambar 4.23. Fold Satu (S-P) - Accuracy Curve	67
Gambar 4.24. Fold Satu (S-P) - Loss Curve	67
Gambar 4.25. Fold Satu (S-P) - Confusion Matrix	68
Gambar 4.26. Fold Dua (S-P) - Accuracy Curve	70
Gambar 4.27. Fold Dua (S-P) - Loss Curve	70
Gambar 4.28. Fold Dua (S-P) - Confusion Matrix	71
Gambar 4.29. Fold Tiga (S-P) - Accuracy Curve	73
Gambar 4.30. Fold Tiga (S-P) - Loss Curve	73
Gambar 4.31. Fold Tiga (S-P) - Confusion Matrix	74

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.32. Fold Empat (S-P) - Accuracy Curve	76
Gambar 4.33. Fold Empat (S-P) - Loss Curve	76
Gambar 4.34. Fold Empat (S-P) - Confusion Matrix	77
Gambar 4.35. Fold Lima (S-P) - Accuracy Curve	79
Gambar 4.36. Fold Lima (S-P) - Loss Curve	79
Gambar 4.37. Fold Lima (S-P) - Confusion Matrix	80
Gambar 4.38. Fold Satu (M-NP) - Accuracy Curve	82
Gambar 4.39. Fold Satu (M-NP) - Loss Curve	82
Gambar 4.40. Fold Satu (M-NP) - Confusion Matrix	83
Gambar 4.41. Fold Dua (M-NP) - Accuracy Curve	85
Gambar 4.42. Fold Dua (M-NP) - Loss Curve	85
Gambar 4.43. Fold Dua (M-NP) - Confusion Matrix	86
Gambar 4.44. Fold Tiga (M-NP) - Accuracy Curve	88
Gambar 4.45. Fold Tiga (M-NP) - Loss Curve	88
Gambar 4.46. Fold Tiga (M-NP) - Confusion Matrix	89
Gambar 4.47. Fold Empat (M-NP) - Accuracy Curve	91
Gambar 4.48. Fold Empat (M-NP) - Loss Curve	91
Gambar 4.49. Fold Empat (M-NP) - Confusion Matrix	92
Gambar 4.50. Fold Lima (M-NP) - Accuracy Curve	94
Gambar 4.51. Fold Lima (M-NP) - Loss Curve	94
Gambar 4.52. Fold Lima (M-NP) - Confusion Matrix	95
Gambar 4.53. Fold Satu (M-P) - Accuracy Curve	97
Gambar 4.54. Fold Satu (M-P) - Loss Curve	97
Gambar 4.55. Fold Satu (M-P) - Confusion Matrix	98
Gambar 4.56. Fold Dua (M-P) - Accuracy Curve	100
Gambar 4.57. Fold Dua (M-P) - Loss Curve	100
Gambar 4.58. Fold Dua (M-P) - Confusion Matrix	101
Gambar 4.59. Fold Tiga (M-P) - Accuracy Curve	103
Gambar 4.60. Fold Tiga (M-P) - Loss Curve	103
Gambar 4.61. Fold Tiga (M-P) - Confusion Matrix	104
Gambar 4.62. Fold Empat (M-P) - Accuracy Curve	106
Gambar 4.63. Fold Empat (M-P) - Loss Curve	106
Gambar 4.64. Fold Empat (M-P) - Confusion Matrix	107
Gambar 4.65. Fold Lima (M-P) - Accuracy Curve	109
Gambar 4.66. Fold Lima (M-P) - Loss Curve	109
Gambar 4.67. Fold Lima (M-P) - Confusion Matrix	110

DAFTAR GAMBAR

Gambar 4.68. Fold Satu (L-NP) - Accuracy Curve	112
Gambar 4.69. Fold Satu (L-NP) - Loss Curve	112
Gambar 4.70. Fold Satu (L-NP) - Confusion Matrix	113
Gambar 4.71. Fold Dua (L-NP) - Accuracy Curve	115
Gambar 4.72. Fold Dua (L-NP) - Loss Curve	115
Gambar 4.73. Fold Dua (L-NP) - Confusion Matrix	116
Gambar 4.74. Fold Tiga (L-NP) - Accuracy Curve	118
Gambar 4.75. Fold Tiga (L-NP) - Loss Curve	118
Gambar 4.76. Fold Tiga (L-NP) - Confusion Matrix	119
Gambar 4.77. Fold Empat (L-NP) - Accuracy Curve	121
Gambar 4.78. Fold Empat (L-NP) - Loss Curve	121
Gambar 4.79. Fold Empat (L-NP) - Confusion Matrix	122
Gambar 4.80. Fold Lima (L-NP) - Accuracy Curve	124
Gambar 4.81. Fold Lima (L-NP) - Loss Curve	124
Gambar 4.82. Fold Lima (L-NP) - Confusion Matrix	125
Gambar 4.83. Fold Satu (L-P) - Accuracy Curve	127
Gambar 4.84. Fold Satu (L-P) - Loss Curve	127
Gambar 4.85. Fold Satu (L-P) - Confusion Matrix	128
Gambar 4.86. Fold Dua (L-P) - Accuracy Curve	130
Gambar 4.87. Fold Dua (L-P) - Loss Curve	130
Gambar 4.88. Fold Dua (L-P) - Confusion Matrix	131
Gambar 4.89. Fold Tiga (L-P) - Accuracy Curve	133
Gambar 4.90. Fold Tiga (L-P) - Loss Curve	133
Gambar 4.91. Fold Tiga (L-P) - Confusion Matrix	134
Gambar 4.92. Fold Empat (L-P) - Accuracy Curve	136
Gambar 4.93. Fold Empat (L-P) - Loss Curve	136
Gambar 4.94. Fold Empat (L-P) - Confusion Matrix	137
Gambar 4.95. Fold Lima (L-P) - Accuracy Curve	139
Gambar 4.96. Fold Lima (L-P) - Loss Curve	139
Gambar 4.97. Fold Lima (L-P) - Confusion Matrix	140
Gambar 4.98. Keadaan Pertama - Tanpa Interaksi	144
Gambar 4.99. Keadaan Kedua - Error (tidak ada gambar)	144
Gambar 4.100. Keadaan Ketiga - Upload Gambar	145
Gambar 4.101. Keadaan Keempat - Hasil Prediksi (Single Label)	145
Gambar 4.102. Keadaan Kelima - Hasil Prediksi (Multiple Label)	146

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR TABEL

Tabel 3.1. Deskripsi Motif Batik	34
Tabel 3.2. Jumlah Data per Kelas	36
Tabel 3.3. Stratified K-Fold Hyperparameter	37
Tabel 3.4. Transform Hyperparameter	38
Tabel 3.5. Training Hyperparameter	40
Tabel 4.1. Fold Satu (S-NP) - Fitting History	51
Tabel 4.2. Fold Satu (S-NP) - Classification Report	52
Tabel 4.3. Fold Dua (S-NP) - Fitting History	54
Tabel 4.4. Fold Dua (S-NP) - Classification Report	55
Tabel 4.5. Fold Tiga (S-NP) - Fitting History	57
Tabel 4.6. Fold Tiga (S-NP) - Classification Report	58
Tabel 4.7. Fold Empat (S-NP) - Fitting History	60
Tabel 4.8. Fold Empat (S-NP) - Classification Report	61
Tabel 4.9. Fold Lima (S-NP) - Fitting History	63
Tabel 4.10. Fold Lima (S-NP) - Classification Report	64
Tabel 4.11. Fold Satu (S-P) - Fitting History	66
Tabel 4.12. Fold Satu (S-P) - Classification Report	67
Tabel 4.13. Fold Dua (S-P) - Fitting History	69
Tabel 4.14. Fold Dua (S-P) - Classification Report	70
Tabel 4.15. Fold Tiga (S-P) - Fitting History	72
Tabel 4.16. Fold Tiga (S-P) - Classification Report	73
Tabel 4.17. Fold Empat (S-P) - Fitting History	75
Tabel 4.18. Fold Empat (S-P) - Classification Report	76
Tabel 4.19. Fold Lima (S-P) - Fitting History	78
Tabel 4.20. Fold Lima (S-P) - Classification Report	79
Tabel 4.21. Fold Satu (M-NP) - Fitting History	81
Tabel 4.22. Fold Satu (M-NP) - Classification Report	82
Tabel 4.23. Fold Dua (M-NP) - Fitting History	84
Tabel 4.24. Fold Dua (M-NP) - Classification Report	85
Tabel 4.25. Fold Tiga (M-NP) - Fitting History	87
Tabel 4.26. Fold Tiga (M-NP) - Classification Report	88
Tabel 4.27. Fold Empat (M-NP) - Fitting History	90
Tabel 4.28. Fold Empat (M-NP) - Classification Report	91
Tabel 4.29. Fold Lima (M-NP) - Fitting History	93
Tabel 4.30. Fold Lima (M-NP) - Classification Report	94

DAFTAR TABEL

Tabel 4.31. Fold Satu (M-P) - Fitting History	96
Tabel 4.32. Fold Satu (M-P) - Classification Report	97
Tabel 4.33. Fold Dua (M-P) - Fitting History	99
Tabel 4.34. Fold Dua (M-P) - Classification Report	100
Tabel 4.35. Fold Tiga (M-P) - Fitting History	102
Tabel 4.36. Fold Tiga (M-P) - Classification Report	103
Tabel 4.37. Fold Empat (M-P) - Fitting History	105
Tabel 4.38. Fold Empat (M-P) - Classification Report	106
Tabel 4.39. Fold Lima (M-P) - Fitting History	108
Tabel 4.40. Fold Lima (M-P) - Classification Report	109
Tabel 4.41. Fold Satu (L-NP) - Fitting History	111
Tabel 4.42. Fold Satu (L-NP) - Classification Report	112
Tabel 4.43. Fold Dua (L-NP) - Fitting History	114
Tabel 4.44. Fold Dua (L-NP) - Classification Report	115
Tabel 4.45. Fold Tiga (L-NP) - Fitting History	117
Tabel 4.46. Fold Tiga (L-NP) - Classification Report	118
Tabel 4.47. Fold Empat (L-NP) - Fitting History	120
Tabel 4.48. Fold Empat (L-NP) - Classification Report	121
Tabel 4.49. Fold Lima (L-NP) - Fitting History	123
Tabel 4.50. Fold Lima (L-NP) - Classification Report	124
Tabel 4.51. Fold Satu (L-P) - Fitting History	126
Tabel 4.52. Fold Satu (L-P) - Classification Report	127
Tabel 4.53. Fold Dua (L-P) - Fitting History	129
Tabel 4.54. Fold Dua (L-P) - Classification Report	130
Tabel 4.55. Fold Tiga (L-P) - Fitting History	132
Tabel 4.56. Fold Tiga (L-P) - Classification Report	133
Tabel 4.57. Fold Empat (L-P) - Fitting History	135
Tabel 4.58. Fold Empat (L-P) - Classification Report	136
Tabel 4.59. Fold Lima (L-P) - Fitting History	138
Tabel 4.60. Fold Lima (L-P) - Classification Report	139

DAFTAR TABEL

Tabel 4.61. Model Summary	141
Tabel 4.62. API - General	143
Tabel 4.63. API - Autoscaling	143
Tabel 4.64. API - Health Checks	143
Tabel 4.65. Web Application - Deployment	143
Tabel 4.66. Pengujian Pertama - Motif Bokor Kencono	147
Tabel 4.67. Pengujian Kedua - Motif Kawung	147
Tabel 4.68. Pengujian Ketiga - Motif Parang	148
Tabel 4.69. Pengujian Keempat - Motif Sekar Jagad	148
Tabel 4.70. Pengujian Kelima - Motif Sidoasih Semen	149
Tabel 4.71. Pengujian Keenam - Motif Sidoluhur	149
Tabel 4.72. Pengujian Ketujuh - Motif Tambal	150
Tabel 4.73. Pengujian Kedelapan - Motif Truntum	150

Halaman ini sengaja dikosongkan

DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1. Website	157
Lampiran 2. Dataset	157
Lampiran 3. Source Code	158
Lampiran 4. MixNet-L Architecture	158

Halaman ini sengaja dikosongkan