

**OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN
TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



diajukan oleh

AKBAR ARYO WICAKSONO

18.11.2314

Kepada

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA
YOGYAKARTA
2023**

**OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN
TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING**

SKRIPSI

untuk memenuhi salah satu syarat mencapai derajat Sarjana
Program Studi Informatika



diajukan oleh

AKBAR ARYO WICAKSONO

18.11.2314

Kepada

PROGRAM SARJANA

PROGRAM STUDI INFORMATIKA

FAKULTAS ILMU KOMPUTER

UNIVERSITAS AMIKOM YOGYAKARTA

YOGYAKARTA

HALAMAN PERSETUJUAN

SKRIPSI

**OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN
TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING**

yang disusun dan diajukan oleh

Akbar Aryo Wicaksono

18.11.2314

telah disetujui oleh Dosen Pembimbing Skripsi
pada tanggal 16 Agustus 2023

Dosen Pembimbing,



Mardhiya Hayaty, S. T., M.Kom
NIK. 190302108

HALAMAN PENGESAHAN

SKRIPSI

**OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK
(CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN
TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING**

yang disusun dan diajukan oleh

Akbar Aryo Wicaksono

18.11.2314

Telah dipertahankan di depan Dewan Penguji
pada tanggal 16 Agustus 2023

Susunan Dewan Penguji

Nama Penguji

Tanda Tangan

Arif Dwi Laksito, M.Kom
NIK. 190302150

Agit Amrullah, S.Kom., M.Kom
NIK. 190302356

Muhammad Tofa Nurcholis, M.Kom
NIK. 190302281



Skripsi ini telah diterima sebagai salah satu persyaratan
untuk memperoleh gelar Sarjana Komputer
Tanggal 16 Agustus 2023

DEKAN FAKULTAS ILMU KOMPUTER



Hanif Al Fatta, S.Kom., M.Kom.
NIK. 190302096

HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI

Yang bertandatangan di bawah ini,

Nama mahasiswa : Akbar Aryo Wicaksono
NIM : 18.11.2314

Menyatakan bahwa Skripsi dengan judul berikut:

OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING

Dosen Pembimbing : Mardhiya Hayaty, S. T., M.Kom

1. Karya tulis ini adalah benar-benar ASLI dan BELUM PERNAH diajukan untuk mendapatkan gelar akademik, baik di Universitas AMIKOM Yogyakarta maupun di Perguruan Tinggi lainnya.
2. Karya tulis ini merupakan gagasan, rumusan dan penelitian SAYA sendiri, tanpa bantuan pihak lain kecuali arahan dari Dosen Pembimbing.
3. Dalam karya tulis ini tidak terdapat karya atau pendapat orang lain, kecuali secara tertulis dengan jelas dicantumkan sebagai acuan dalam naskah dengan disebutkan nama pengarang dan disebutkan dalam Daftar Pustaka pada karya tulis ini.
4. Perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini sepenuhnya menjadi tanggung jawab SAYA, bukan tanggung jawab Universitas AMIKOM Yogyakarta.
5. Pernyataan ini SAYA buat dengan sesungguhnya, apabila di kemudian hari terdapat penyimpangan dan ketidakbenaran dalam pernyataan ini, maka SAYA bersedia menerima SANKSI AKADEMIK dengan pencabutan gelar yang sudah diperoleh, serta sanksi lainnya sesuai dengan norma yang berlaku di Perguruan Tinggi.

Yogyakarta, 5 Agustus 2023

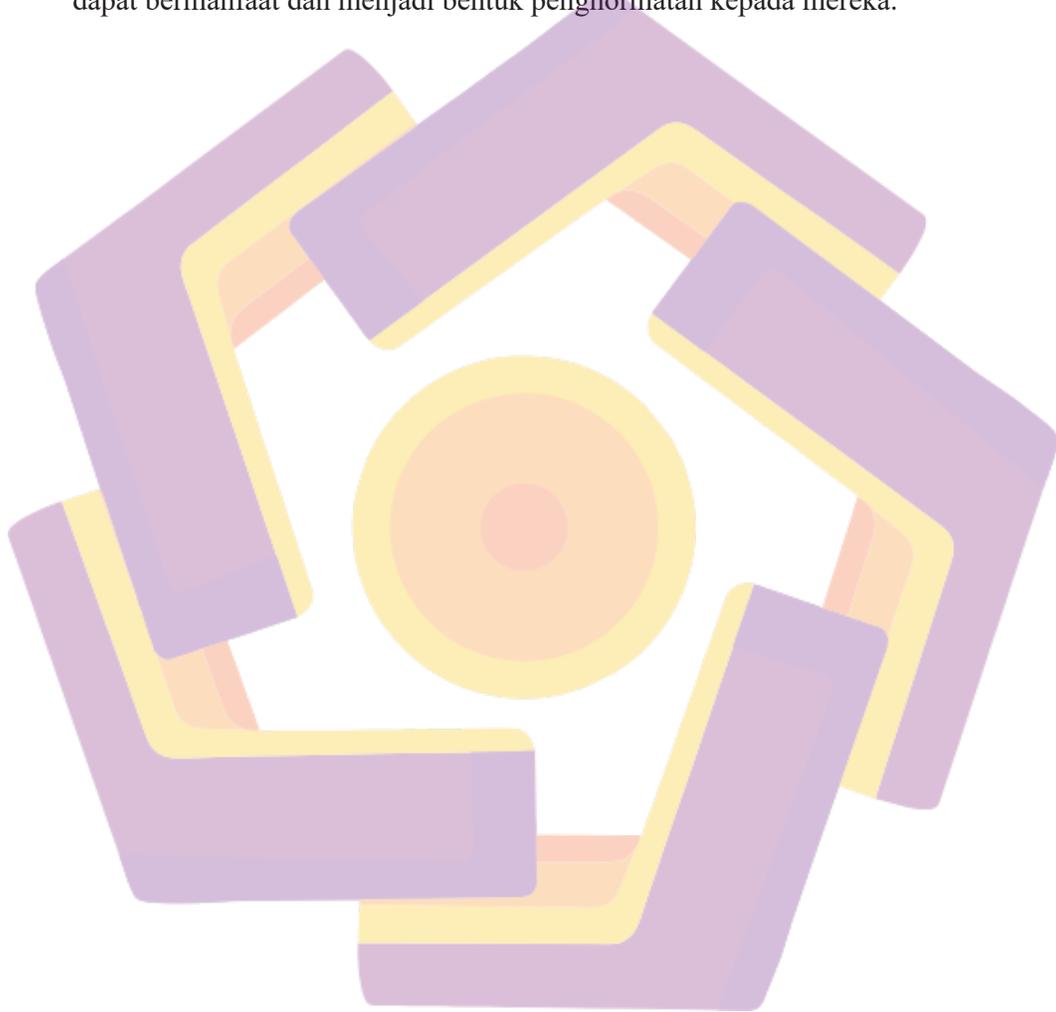
Yang Menyatakan,



Akbar Aryo Wicaksono

HALAMAN PERSEMBAHAN

Skripsi ini dengan tulus dan rendah hati saya persembahkan kepada orang tua tercinta, serta semua individu yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan motivasi selama perjalanan penulisan skripsi ini. Semoga hasil penelitian ini dapat bermanfaat dan menjadi bentuk penghormatan kepada mereka.



KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadiran Allah SWT atas segala limpahan rahmat, karunia, dan hidayah-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi dengan judul **"OPTIMASI STRUKTUR CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA MODEL KLASIFIKASI GAMBAR TULISAN TANGAN DENGAN HYPERPARAMETER TUNING"**. Skripsi ini merupakan hasil dari upaya, kerja keras, dan perjalanan panjang dalam mengeksplorasi dunia ilmu pengetahuan.

Penulis juga ingin mengucapkan terima kasih kepada Ibu Mardhiya Hayaty, S. T., M.Kom, selaku pembimbing skripsi, atas bimbingan, arahan, dan masukan yang berharga. Ucapan terima kasih juga kami tujukan kepada Kepala Program Studi Informatika, Ibu Windha Mega Pradnya Duhita, M.Kom, dan Dosen Mentor, Bapak Abd. Mizwar A. Rahim, M.Kom, serta Bapak Theopilus Bayu, M.Eng, atas dukungan dan pengarahan yang diberikan.

Tidak lupa, ucapan terima kasih khusus juga disampaikan kepada orang tua tercinta, keluarga, dan teman-teman yang telah memberikan doa, semangat, dan dukungan moral dalam setiap langkah penulisan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih jauh dari sempurna. Oleh karena itu, penulis sangat mengharapkan kritik dan saran yang membangun untuk pengembangan penelitian lebih lanjut.

Semoga hasil penelitian ini dapat memberikan manfaat dan kontribusi positif dalam pengembangan ilmu pengetahuan dan teknologi.

Yogyakarta, 10 Agustus 2023

Penulis,

Akbar Aryo Wicaksono

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
HALAMAN PERSETUJUAN	ii
HALAMAN PENGESAHAN	iii
HALAMAN PERNYATAAN KEASLIAN SKRIPSI	iv
HALAMAN PERSEMBAHAN	v
KATA PENGANTAR	vi
DAFTAR ISI	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR	x
DAFTAR LAMPIRAN	xi
DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN	xii
DAFTAR ISTILAH	xiii
INTISARI	xvi
ABSTRACT	xvii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Perumusan Masalah	2
1.3 Tujuan Penelitian	3
1.4 Batasan Masalah	3
1.5 Manfaat Penelitian	3
1.6 Sistematika Penulisan	3
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	6
2.1 Studi Literatur	6
2.2 <i>Image Classification</i>	13
2.3 <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	14
2.4 <i>Hyperparameter Optimization</i>	15
2.4.1 <i>Random Search</i>	16
2.4.2 <i>Bayesian Optimization</i>	20
2.5 <i>Neuron</i>	24

2.6	<i>Learning Rate</i>	25
2.7	<i>Batch Size</i>	26
2.8	<i>Epoch</i>	27
2.9	<i>Ensemble Learning</i>	28
2.10	<i>Confusion Matrix</i>	30
2.11	<i>Classification Report</i>	30
BAB III METODE PENELITIAN		32
3.1	Alur Penelitian	32
3.2	Alat dan Bahan	34
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN		36
4.1	Pengambilan Dataset	36
4.2	Melakukan <i>Data Pre-processing</i>	39
4.3	<i>Split Dataset</i>	40
4.4	Membuat Model CNN	41
4.5	Menentukan Hyperparameter Search Space	42
4.6	Melakukan Hyperparameter Tuning	43
4.6.1	Random Search	43
4.6.2	Bayesian Optimization	46
4.7	Melakukan <i>Ensemble Learning</i> pada Metode Random Search dan Bayesian Optimization	48
4.8	Melakukan Training Menggunakan Best Hyperparameter yang Sudah Didapat dari Proses Tuning	49
4.9	Evaluasi Final Model	50
4.10	Menyajikan Hasil Menggunakan <i>Confusion Matrix</i> dan <i>Classification Report</i>	50
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		59
5.1	Kesimpulan	59
5.2	Saran	59
REFERENSI		60

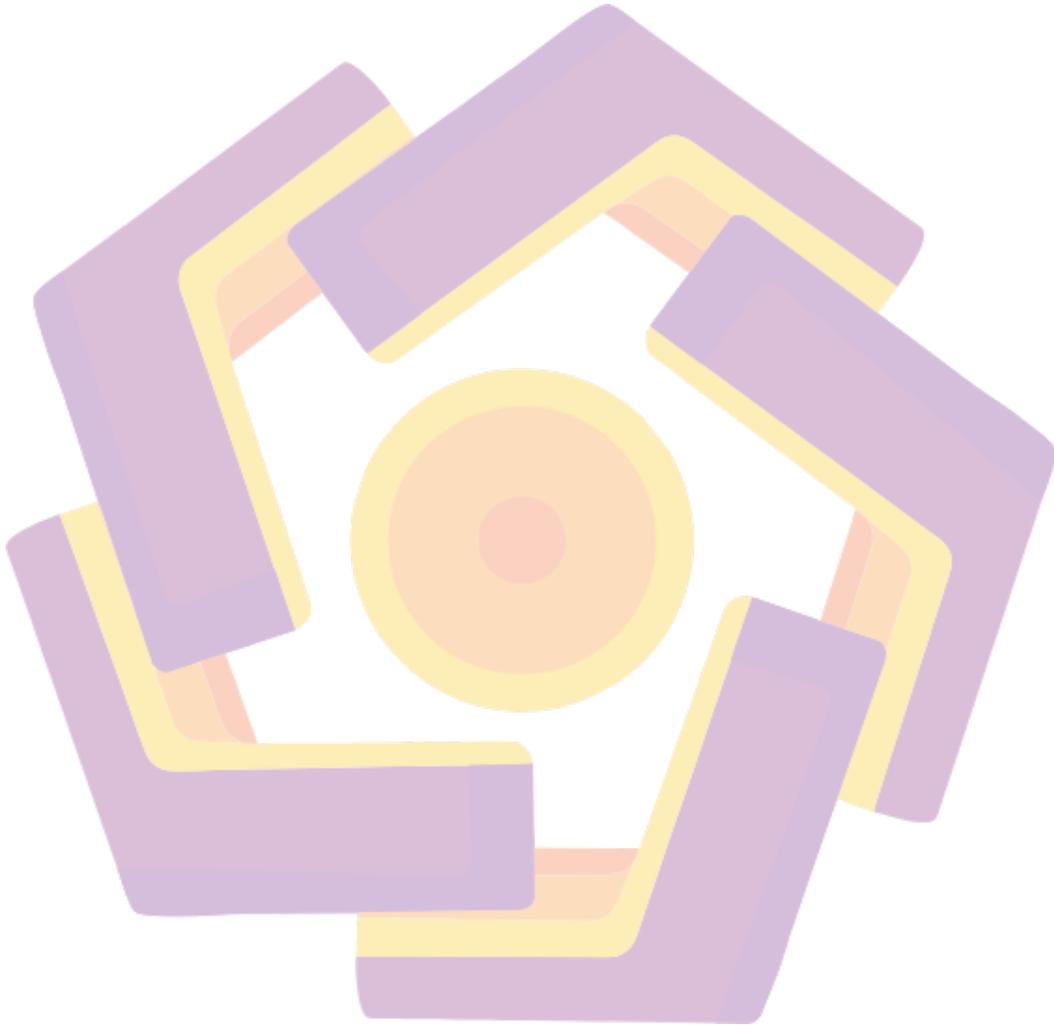
DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Network Structure Hyperparameter pada percobaan ke-3 penelitian [6]	8
Tabel 2. 2 Keaslian Penelitian	10
Tabel 2. 3 Confusion Matrix [24]	30
Tabel 4. 1 Dataset	36
Tabel 4. 2 classmap dataset KMNIST	39
Tabel 4. 3 Hyperparameter Search Space	43
Tabel 4. 4 Hasil Kombinasi Hyperparameter dari proses Random Search	44
Tabel 4. 5 Hasil Akurasi Validasi Hyperparameter dari Random Search	45
Tabel 4. 6 Hasil Kombinasi Hyperparameter dari proses Bayesian Optimization	46
Tabel 4. 7 Hasil Akurasi Validasi Hyperparameter dari Bayesian Optimization	47
Tabel 4. 8 Perbandingan Hyperparameter Random Search dan Bayesian Optimization	48
Tabel 4. 9 Classification Report Model Random Search	53
Tabel 4. 10 Classification Report Model Bayesian Optimization	54
Tabel 4. 11 Classification Report Model Ensemble Learning	54
Tabel 4. 12 Perbandingan Hyperparameter metode Random Search	55
Tabel 4. 13 Perbandingan Hyperparameter metode Bayesian Optimization	55
Tabel 4. 14 Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu	58

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Perubahan signifikan pada Test Accuracy terhadap Learning Rate pada percobaan ke-2 penelitian [6]	7
Gambar 2. 2 Arsitektur pada CNN	14
Gambar 2. 3 Alur Algoritma Random Search	17
Gambar 2. 4 Random Search	18
Gambar 2. 5 Objective Function	20
Gambar 2. 6 Surrogate Model dengan 2 evaluasi	21
Gambar 2. 7 Surrogate Model dengan 2 evaluasi	22
Gambar 3. 1 Alur Penelitian	34
Gambar 4. 1 Plot Graph Distribusi Gambar pada Dataset	36
Gambar 4. 2 Menghubungkan Google Colab ke Drive	38
Gambar 4. 3 Memasukkan dataset ke variabel	38
Gambar 4. 4 Spesifikasi dataset	39
Gambar 4. 5 Proses Pre-processing	40
Gambar 4. 6 One-hot encoded	40
Gambar 4. 7 Penggunaan train_test_split untuk pembagian dataset	41
Gambar 4. 8 Pembuatan Model	41
Gambar 4. 9 Model Summary	42
Gambar 4. 10 Grafik Accuracy dan Loss Model Optimasi Random Search	45
Gambar 4. 11 Bayesian Optimization	46
Gambar 4. 12 Grafik Accuracy dan Loss Model Optimasi Bayesian Optimization	47
Gambar 4. 13 Training Ensemble Learning	49
Gambar 4. 14 Evaluasi Final Model Hasil Optimasi Random Search	50
Gambar 4. 15 Evaluasi Final Model Hasil Optimasi Bayesian Optimization	50
Gambar 4. 16 Evaluasi Final Model Hasil Gabungan dari Optimasi Random Search dan Bayesian Optimization	50
Gambar 4. 17 Confusion Matrix Model Optimasi Random Search	51
Gambar 4. 18 Confusion Matrix Model Optimasi Bayesian Optimization	52
Gambar 4. 19 Confusion Matrix Model Ensemble Learning	53

DAFTAR LAMPIRAN



DAFTAR LAMBANG DAN SINGKATAN

GP *Gaussian Process*

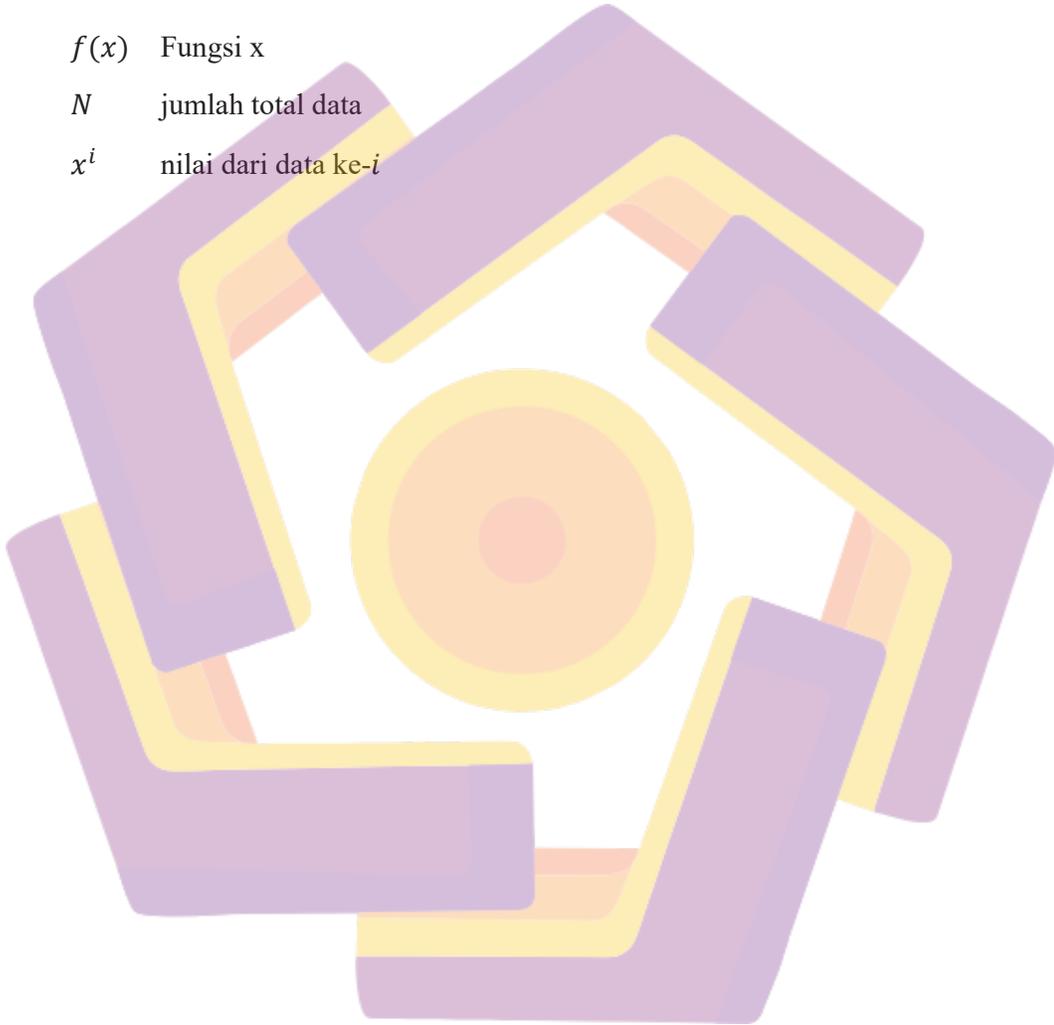
μ Rata-rata

σ Standar Deviasi

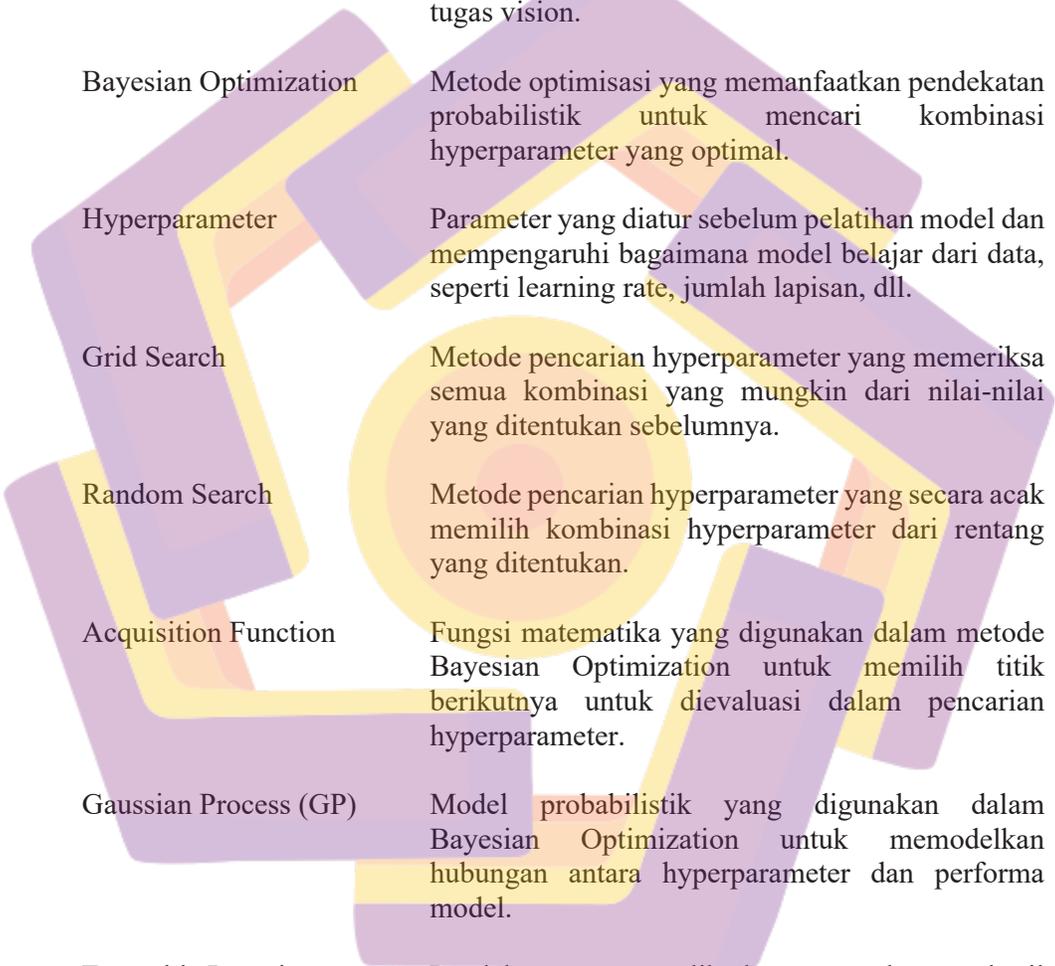
$f(x)$ Fungsi x

N jumlah total data

x^i nilai dari data ke- i

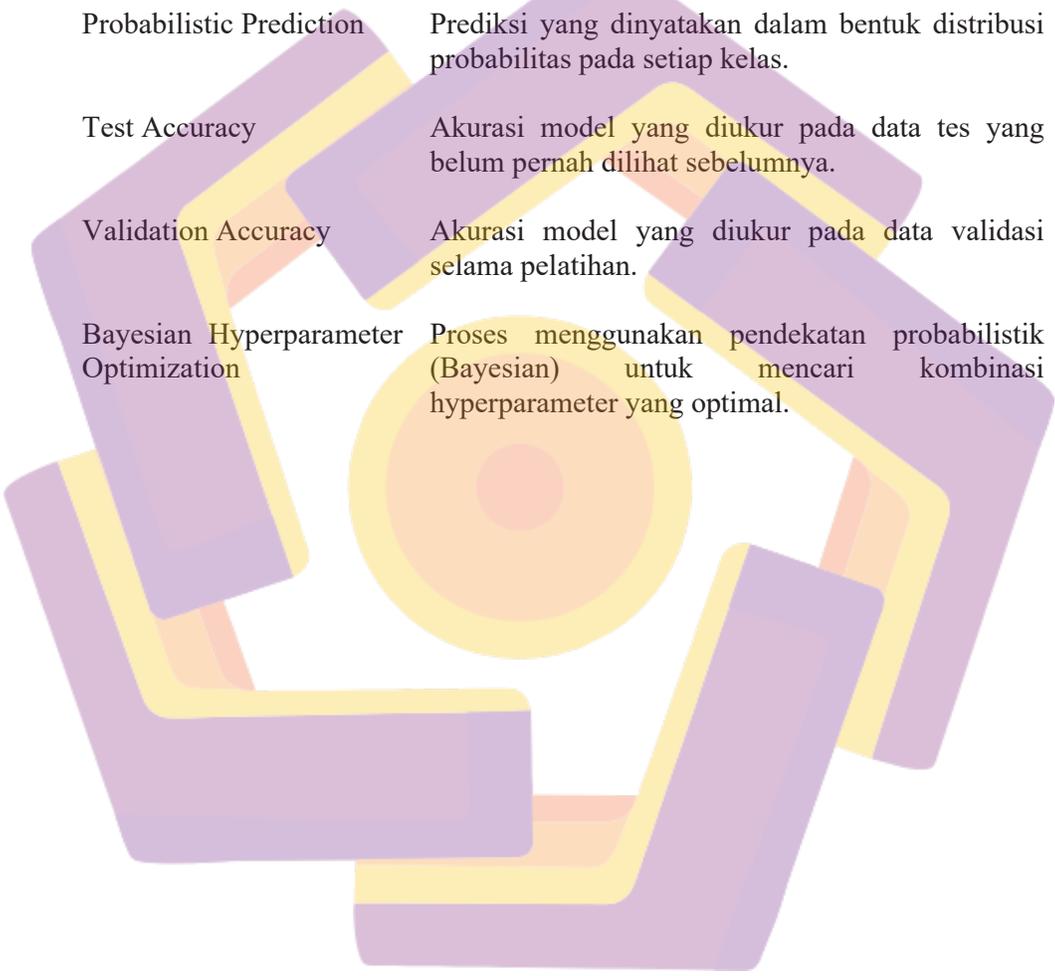


DAFTAR ISTILAH



Optimisasi Hyperparameter	Proses mencari kombinasi terbaik dari hyperparameter untuk memaksimalkan performa model.
Convolutional Neural Network (CNN)	Jenis arsitektur jaringan saraf tiruan yang sangat efektif dalam pengolahan data gambar dan tugas-tugas vision.
Bayesian Optimization	Metode optimisasi yang memanfaatkan pendekatan probabilistik untuk mencari kombinasi hyperparameter yang optimal.
Hyperparameter	Parameter yang diatur sebelum pelatihan model dan mempengaruhi bagaimana model belajar dari data, seperti learning rate, jumlah lapisan, dll.
Grid Search	Metode pencarian hyperparameter yang memeriksa semua kombinasi yang mungkin dari nilai-nilai yang ditentukan sebelumnya.
Random Search	Metode pencarian hyperparameter yang secara acak memilih kombinasi hyperparameter dari rentang yang ditentukan.
Acquisition Function	Fungsi matematika yang digunakan dalam metode Bayesian Optimization untuk memilih titik berikutnya untuk dievaluasi dalam pencarian hyperparameter.
Gaussian Process (GP)	Model probabilistik yang digunakan dalam Bayesian Optimization untuk memodelkan hubungan antara hyperparameter dan performa model.
Ensemble Learning	Pendekatan yang melibatkan penggabungan hasil dari beberapa model untuk meningkatkan performa dan generalisasi.
Soft Voting	Metode ensemble learning di mana hasil prediksi dari beberapa model digabungkan berdasarkan probabilitas prediksi masing-masing model.

Objective Function	Fungsi yang dievaluasi untuk mengukur performa model berdasarkan hyperparameter tertentu.
Normalization	Proses mengubah nilai-nilai data ke dalam rentang tertentu untuk memudahkan pelatihan model.
One-Hot Encoding	Representasi numerik dari label kategori dengan menggunakan vektor biner.
Cross-Validation	Metode evaluasi model dengan membagi data menjadi subset pelatihan dan validasi untuk menghindari overfitting.
Early Stopping	Teknik untuk menghentikan pelatihan model jika performanya tidak lagi meningkat pada data validasi.
Overfitting	Keadaan di mana model terlalu baik menyesuaikan dengan data pelatihan, tetapi kurang baik dalam menggeneralisasi pada data baru.
Validation Set	Subset dari data yang digunakan untuk mengukur performa model selama pelatihan dan tuning.
Test Set	Subset dari data yang digunakan untuk mengukur performa model yang sudah di-tune dan diuji pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.
Accuracy Score	Metrik yang mengukur persentase prediksi yang benar dari model.
ModelCheckpoint	Callback dalam Keras yang mengizinkan penyimpanan model selama pelatihan untuk mengambil model terbaik berdasarkan metrik tertentu.
Epoch	Siklus lengkap data melalui model selama pelatihan.
Dropout	Teknik regularisasi yang acak menghilangkan sebagian neuron selama pelatihan untuk mencegah overfitting.
Learning Rate	Besarnya langkah yang diambil saat mengoptimalkan model selama pelatihan.



Batch Size	Jumlah sampel yang digunakan dalam setiap iterasi selama pelatihan.
Model Architecture	Struktur dan komponen yang membentuk arsitektur jaringan saraf tiruan.
Epoch-wise	Mengacu pada perhitungan atau perbandingan di setiap siklus pelatihan (epoch).
Probabilistic Prediction	Prediksi yang dinyatakan dalam bentuk distribusi probabilitas pada setiap kelas.
Test Accuracy	Akurasi model yang diukur pada data tes yang belum pernah dilihat sebelumnya.
Validation Accuracy	Akurasi model yang diukur pada data validasi selama pelatihan.
Bayesian Hyperparameter Optimization	Proses menggunakan pendekatan probabilistik (Bayesian) untuk mencari kombinasi hyperparameter yang optimal.

INTISARI

Tingkat keakuratan dalam proses klasifikasi gambar merupakan variabel yang sangat penting. Berbagai teknik klasifikasi gambar sudah banyak dikembangkan. Teknik klasifikasi gambar yang terpopuler saat ini yaitu *Deep Neural Network* (DNN), dan di antara *Deep Neural Network* (DNN), *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menunjukkan hasil yang sangat baik di dunia *computer vision*, terutama dalam klasifikasi gambar. Meski CNN sering dijuluki *state-of-the-art* dalam hal pengklasifikasian gambar, CNN masih memiliki beberapa kekurangan atau batasan. Salah satu batasan yang dihadapi CNN yaitu struktur jaringan yang optimal hanya dapat ditentukan melalui eksperimen atau sering juga disebut *trial-and-error*. Hal tersebut membuat performa dalam mencari keakuratan yang maksimal menjadi kurang optimal. Pengoptimalan struktur pada CNN dapat dilakukan dengan melakukan *Hyperparameter Tuning*. *Hyperparameter Tuning* dapat meningkatkan performa dan menemukan nilai keakuratan tertinggi dengan menemukan kombinasi yang tepat dari nilai-nilai *hyperparameter*.

Penelitian ini berfokus pada penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi gambar tulisan tangan, dengan *dataset* KMNIST (*Kuzushiji-MNIST*), yang terdiri dari 60.000 gambar karakter *hiragana* bergaya tulisan kursif. Dalam penelitian ini, kami menjelaskan bagaimana pengoptimalan *hyperparameter* melalui metode *random search* dan *bayesian optimization* pada CNN dapat meningkatkan akurasi klasifikasi gambar tulisan tangan.

Hasil eksperimen pada *dataset* KMNIST menunjukkan bahwa penerapan *hyperparameter tuning* secara efektif menggunakan metode *random search* dan *bayesian optimization* pada *Convolutional Neural Network* (CNN) menghasilkan peningkatan yang signifikan dalam akurasi klasifikasi. Dalam pengujian yang melibatkan karakter *hiragana* bergaya tulisan kursif yang bervariasi dari sederhana hingga kompleks, metode yang diusulkan berhasil meningkatkan kinerja model, membuktikan bahwa pendekatan ini memberikan hasil yang lebih baik daripada pendekatan awal.

Kata kunci: Optimasi Jaringan Saraf, Klasifikasi Gambar, *Hyperparameter Tuning*, CNN

ABSTRACT

The accuracy of image classification holds significant importance in the progression of image classification techniques. Convolutional Neural Networks (CNNs) have emerged as state-of-the-art in the field of computer vision, demonstrating impressive outcomes in image classification. Despite their prominence, CNNs still encounter limitations, such as determining the best network structure, often requiring an experimental or trial-and-error approach. In response, Hyperparameter Tuning offers a method to boost model performance by finding the best combination of hyperparameter values.

This study centers on utilizing Convolutional Neural Networks (CNNs) for classifying handwritten character images, utilizing the KMNIST (Kuzushiji-MNIST) dataset consisting of 60,000 images featuring hiragana characters in cursive writing style. Throughout this research, we explain how tuning hyperparameters using methods like Random Search and Bayesian Optimization on CNNs can improve accuracy in classifying handwritten character images.

The results of experiments conducted on the KMNIST dataset reveal that effectively tuning hyperparameters through methods like Random Search and Bayesian Optimization on Convolutional Neural Networks (CNNs) leads to a significant improvement in classification accuracy. Across a range of cursive hiragana characters, from simple to complicated, the suggested approach successfully enhances model performance, demonstrating its effectiveness over the initial method.

Thus, this research provides insights into the potential of Hyperparameter Tuning to improve accuracy in handwritten character image classification using Convolutional Neural Networks (CNNs), with a particular highlight on the KMNIST dataset. In this context, this study contributes significantly to refining and optimizing image classification techniques.

Keyword: *Neural Network Optimization, Image Classification, Hyperparameter Tuning, CNN*