

## **TUGAS MACHINE LEARNING 2**

Laporan Tugas Individu : Eksplorasi Autoencoder

Dosen Pengampu : Dr. Oddy Virgantara Putra, S.Kom., M.T



Disusun Oleh:

Nama : Muhammad Rafi Aditya

NIM : 442023611057

**PRODI TEKNIK INFORMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS DARUSSALAM GONTOR**

## DAFTAR ISI

DAFTAR ISI.....	2
BAB 1 PENDAHULUAN .....	3
BAB 2 DATASET .....	4
BAB 3 ARSITEKTUR MODEL .....	5
BAB 4 EVALUASI HASIL.....	6
BAB 5 REFLEKSI PRIBADI.....	7
BAB 6 KESIMPULAN & SARAN .....	9
REFERENSI .....	10

# **BAB 1**

## **PENDAHULUAN**

Tugas ini bertujuan untuk membangun dan mengeksplorasi model pembelajaran representasi berbasis deep learning menggunakan pendekatan Autoencoder. Model ini dirancang untuk merekonstruksi gambar dari dataset Fashion MNIST, yang berisi berbagai jenis pakaian dalam format grayscale 28x28 piksel. Dataset ini sering digunakan sebagai benchmark dalam eksperimen computer vision karena bentuknya yang sederhana namun cukup kompleks untuk eksplorasi model.

Pendekatan Autoencoder dipilih karena arsitektur ini dirancang untuk mempelajari representasi laten dari data input, sehingga mampu menyaring informasi penting dan membuang noise yang tidak relevan. Dengan memanfaatkan arsitektur convolutional encoder-decoder, model diharapkan dapat menangkap pola visual pada gambar pakaian dengan lebih efisien.

Penggunaan Autoencoder dalam rekonstruksi gambar diharapkan dapat memberikan gambaran nyata mengenai bagaimana jaringan saraf dalam memproses dan memahami data citra secara end-to-end, mulai dari encoding fitur visual hingga decoding untuk menghasilkan kembali gambar asli. Meskipun model ini dilatih tanpa label (unsupervised), eksperimen ini memberikan pengalaman penting dalam membangun sistem deep learning berbasis autoencoder serta memahami konsep representasi laten dalam domain citra.

## **BAB 2**

### **DATASET**

Dataset yang digunakan adalah **Fashion MNIST**, yang tersedia langsung melalui pustaka TensorFlow/Keras. Dataset ini terdiri dari 70.000 gambar grayscale berukuran 28x28 piksel yang mewakili 10 kelas pakaian seperti t-shirt/top, trouser, sandal, sneaker, coat, dan lainnya. Untuk keperluan eksplorasi ini, seluruh data digunakan dan dibagi menjadi data latih dan data uji.

- **Data latih:** 60.000 gambar
- **Data uji:** 10.000 gambar

Setiap gambar merepresentasikan satu objek pakaian dalam skala abu-abu, tanpa label warna atau latar belakang kompleks, sehingga sangat sesuai untuk tugas rekonstruksi citra menggunakan autoencoder.

#### **Alasan pemilihan dataset:**

- Dataset terbuka dan langsung tersedia di pustaka standar (Keras), sehingga mudah diakses dan digunakan
- Relevan dengan tujuan tugas untuk mengeksplorasi representasi visual dalam citra
- Citra memiliki struktur sederhana namun cukup bervariasi untuk menguji kemampuan rekonstruksi model

### **BAB 3**

#### **ARSITEKTUR MODEL**

##### **Encoder:**

- Conv2D(32, 3x3, relu) → MaxPooling2D (28x28 → 14x14)
- Conv2D(16, 3x3, relu) → MaxPooling2D (14x14 → 7x7)
- Conv2D(8, 3x3, relu) → MaxPooling2D (7x7 → 4x4)

##### **Decoder:**

- Conv2D(8, 3x3, relu) → UpSampling2D
- Conv2D(16, 3x3, relu) → UpSampling2D
- Conv2D(32, 3x3, relu) → UpSampling2D
- Output: Conv2D(1, 3x3, sigmoid)

**Loss Function:** Binary Crossentropy

## BAB 4

### EVALUASI HASIL

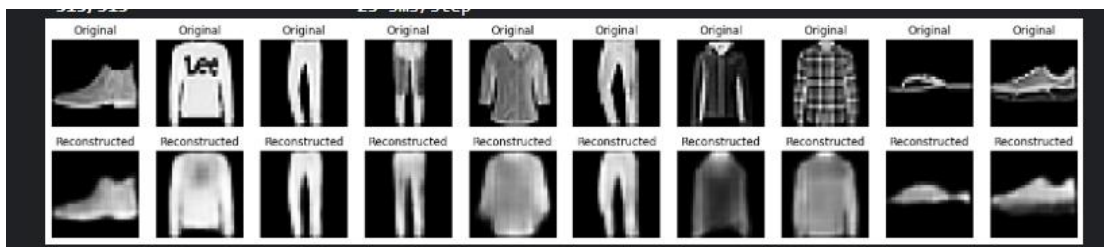
Evaluasi dilakukan dengan dua pendekatan utama: **Visualisasi Hasil Rekonstruksi Dan Analisis Grafik Loss Selama Proses Pelatihan**. Selain itu, dilakukan juga eksplorasi terhadap representasi laten yang dihasilkan oleh encoder, sebagai bagian dari pemahaman mendalam terhadap kinerja model.

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model mampu merekonstruksi bentuk dasar dari gambar pakaian dengan cukup baik. Gambar hasil rekonstruksi mempertahankan siluet dan struktur objek, meskipun detail halus seperti lipatan kain atau tekstur sering kali hilang. Hal ini cukup wajar mengingat model hanya menggunakan informasi yang dikompresi melalui latent space berukuran kecil.

Grafik loss selama pelatihan menunjukkan tren penurunan yang konsisten baik pada data latih maupun data validasi, tanpa adanya divergensi yang signifikan. Ini menunjukkan bahwa model berhasil belajar dengan stabil dan tidak mengalami overfitting yang parah selama 20 epoch pelatihan.

Secara keseluruhan, model Autoencoder berbasis CNN yang dibangun mampu mengenali pola visual umum pada dataset Fashion MNIST dan menghasilkan rekonstruksi yang representatif. Untuk meningkatkan performa, langkah selanjutnya yang direkomendasikan adalah mengeksplorasi ukuran latent space yang berbeda, menambahkan regularisasi seperti Dropout, atau mencoba jenis autoencoder lain seperti Variational Autoencoder (VAE).

#### Visualisasi Output:



## **BAB 5**

### **REFLEKSI PRIBADI**

Selama mengerjakan tugas eksplorasi autoencoder ini, saya belajar banyak hal baru, terutama tentang bagaimana membangun dan melatih model encoder-decoder untuk mempelajari representasi laten dari data citra.

Pada awalnya, saya sempat mengalami kesulitan dalam memahami bagaimana arsitektur convolutional autoencoder dibangun, khususnya terkait dengan dimensi output dari layer-layer seperti Conv2D, MaxPooling, dan UpSampling. Saya juga sempat mengalami error saat menyusun model, terutama karena ukuran tensor tidak cocok antara bagian encoder dan decoder. Setelah membaca dokumentasi dan mencoba berbagai eksperimen, saya mulai memahami pentingnya menyeimbangkan dimensi antar layer agar hasil rekonstruksi bisa memiliki ukuran yang sama dengan input.

Salah satu tantangan lain adalah saat melakukan evaluasi visual. Saya merasa sulit menentukan apakah rekonstruksi sudah “bagus” atau belum, karena model tidak memberikan skor akurasi seperti klasifikasi. Dari situ saya belajar bahwa dalam autoencoder, evaluasi sangat bergantung pada interpretasi visual dan tren loss selama pelatihan.

Saya juga belajar untuk lebih sabar dalam proses debugging dan memahami bahwa error dalam model bukan berarti kegagalan, melainkan sinyal untuk memperbaiki arsitektur atau pendekatan yang digunakan. Dalam proses ini, saya dibantu oleh AI (seperti ChatGPT) untuk memahami error, memperbaiki struktur model, dan menyusun ulang pendekatan eksperimen yang lebih logis.

Tugas ini membuat saya lebih percaya diri dalam memahami alur kerja autoencoder, mulai dari preprocessing data, membangun arsitektur model, hingga menganalisis hasil secara visual dan reflektif. Saya juga jadi lebih memahami

pentingnya representasi laten dan bagaimana model deep learning bisa belajar memampatkan informasi secara otomatis dari data gambar.



## **BAB 6**

### **KESIMPULAN & SARAN**

Dengan menggunakan arsitektur convolutional autoencoder, model dapat dilatih secara efisien untuk mempelajari representasi laten dan merekonstruksi gambar dari dataset Fashion MNIST, meskipun data yang digunakan memiliki resolusi dan kompleksitas yang terbatas. Seluruh proses mulai dari pemuatan dan pra-pemrosesan data, pembangunan arsitektur encoder-decoder, pelatihan model, hingga evaluasi hasil visual, memberikan pengalaman nyata dalam menerapkan konsep deep learning pada domain computer vision.

Model menunjukkan kemampuan yang cukup baik dalam mengenali pola global dari citra dan merekonstruksi bentuk utama objek, namun masih memiliki keterbatasan dalam merepresentasikan detail halus. Hal ini memberikan wawasan penting bahwa keberhasilan model autoencoder tidak hanya ditentukan oleh arsitektur, tetapi juga dipengaruhi oleh kapasitas latent space, teknik regularisasi, dan strategi pelatihan yang digunakan.

## REFERENSI

- Chollet, F. (2018). *Deep Learning with Python*. Manning Publications.
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
- TensorFlow Documentation. *Autoencoder Example*.  
<https://www.tensorflow.org/tutorials/generative/autoencoder>
- Fashion MNIST Dataset. <https://github.com/zalandoresearch/fashion-mnist>