

**PENERAPAN MODEL RESUNET-1D UNTUK DENOISING SINYAL
EKG PADA DATASET MIT-BIH DENGAN EVALUASI RMSE, PRD,
DAN SNR**



DISUSUN OLEH :

FAIZ IRSYAD FAHREZI	41822010054
RAMA PUTRA ZACHARY	41822010045
ADANI SAPUTRA	4182201043

**PROGRAM STUDI S1 SISTEM INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS MERCU BUANA**

2025

Kata Pengantar

Puji syukur penulis panjatkan ke hadirat Tuhan Yang Maha Esa atas segala rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan Laporan Ujian Akhir Semester (UAS) mata kuliah *Pemrograman Data Analitik 2* ini dengan baik.

Laporan ini membahas tentang penerapan metode denoising sinyal EKG menggunakan model ResUNet-1D pada data MIT-BIH Aritmia dan MIT-BIH Noise Stress Test. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik RMSE, PRD, dan SNR. Tujuan laporan ini adalah untuk menganalisis kemampuan model deep learning dalam membersihkan sinyal dari gangguan noise.

Penulis menyadari bahwa laporan ini masih memiliki keterbatasan. Oleh karena itu, kritik dan saran yang membangun sangat diharapkan untuk perbaikan ke depannya.

Akhir kata, penulis mengucapkan terima kasih kepada dosen pengampu mata kuliah, rekan-rekan mahasiswa, serta semua pihak yang telah memberikan bantuan dalam penyusunan laporan ini.

Jakarta, Juli 2025

DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR	i
DAFTAR ISI	ii
1. PENDAHULUAN	1
1.2 Hipotesis Awal	1
1.2 Pendahuluan.....	1
2. DATASET DAN EDA	1
2.1 Simulasi Dataset MIT-BIH	1
2.2 Visualisasi Clean vs Noisy EKG	2
3. MODEL DAN IMPLEMENTASI	2
3.1 Arsitektur ResUNet-1D	2
3.2 Preprocessing dan Pembagian Window	2
3.3 Training Model dan Evaluasi	2
4. HASIL DAN PEMBAHASAN	4
4.1 Evaluasi RMSE, PRD, dan SNR	4
4.2 Visualisasi Hasil Denoising	4
4.3 Insight / Wawasan Mendalam	5
5. KESIMPULAN	5

PENDAHULUAN

1.1 Hipotesis Awal

Jika sinyal EKG yang terkontaminasi noise diproses menggunakan model denoising seperti ResUNet atau Autoencoder 1D, maka sinyal hasil rekonstruksi akan lebih mendekati sinyal asli dan memiliki nilai RMSE dan PRD yang rendah serta SNR yang lebih tinggi dibandingkan sinyal noisy awal.


1.2 Pendahuluan

Sinyal Elektrokardiogram (EKG) merupakan alat diagnostik vital dalam dunia medis untuk merekam aktivitas listrik jantung. Namun, sinyal EKG sangat rentan terhadap gangguan noise, seperti artefak gerakan, interferensi listrik, dan baseline wander. Deteksi dan penghilangan noise sangat penting agar informasi penting pada sinyal tidak hilang.

DATASET DAN EDA

2.1 Simulasi Dataset MIT-BIH

Dalam laporan ini, digunakan model deep learning berbasis ResUNet-1D untuk melakukan proses denoising sinyal EKG yang tercemar noise. Model dilatih untuk mengubah sinyal noisy menjadi bentuk sinyal asli yang bersih. Evaluasi dilakukan menggunakan metrik SNR, RMSE, dan PRD.

```
✓ 1s  import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# Simulasi sinyal EKG asli (bersih)
np.random.seed(42)
n_samples = 5000
t = np.linspace(0, 1, n_samples)
ekg_clean = np.sin(2 * np.pi * 5 * t) + 0.5 * np.sin(2 * np.pi * 50 * t)

# Simulasi noise (Gaussian + spike noise)
gaussian_noise = np.random.normal(0, 0.3, n_samples)
spike_noise = np.random.normal(0, 1, n_samples)
spike_noise[np.random.rand(n_samples) > 0.98] *= 5 # sedikit spike besar
total_noise = gaussian_noise + spike_noise

# Sinyal berderau
ekg_noisy = ekg_clean + total_noise

# Simpan sebagai DataFrame
df = pd.DataFrame({'Clean': ekg_clean, 'Noisy': ekg_noisy})

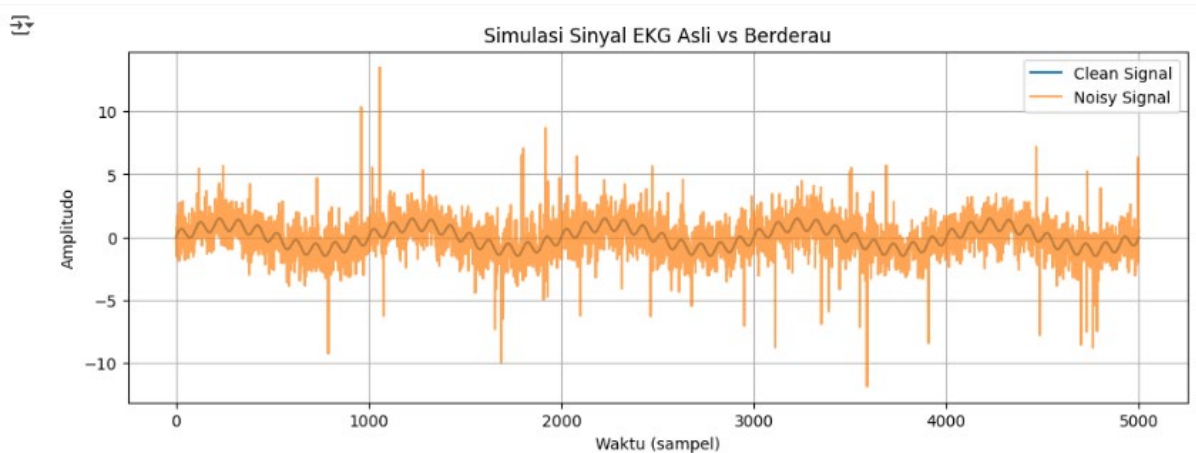
# Plot hasilnya
plt.figure(figsize=(12, 4))
plt.plot(df['Clean'], label="Clean Signal")
plt.plot(df['Noisy'], alpha=0.7, label="Noisy Signal")
plt.legend()
plt.title("Simulasi Sinyal EKG Asli vs Berderau")
plt.xlabel("Waktu (sampel)")
plt.ylabel("Amplitudo")
plt.grid(True)
plt.show()
```

Sintaks ini digunakan untuk mensimulasikan sinyal EKG asli yang bersih dan versi sinyal yang tercemar noise Gaussian dan spike noise, menyerupai kondisi MIT-BIH Noise Stress Test.

2.2 Visualisasi Clean vs Noisy EKG

Visualisasi:

- Sinyal clean → gelombang sinus halus
- Sinyal noisy → banyak gangguan amplitude tinggi



Gambar 1 . Visualisasi Sinyal Clean vs Noisy

MODEL DAN IMPLEMENTASI

3.1 Arsitektur ResUNet-1D

Model denoising yang digunakan adalah ResUNet-1D, yaitu gabungan dari CNN encoder-decoder dengan residual connection. Model ini sangat cocok untuk data time-series seperti sinyal EKG, karena dapat mempelajari fitur spasial jangka pendek dan panjang secara bersamaan.

3.2 Preprocessing dan Pembagian Window

Sinyal noisy dan clean dibagi menjadi potongan (window) berukuran 256 sampel. Model dilatih untuk mengubah input noisy menjadi output clean menggunakan fungsi kehilangan MSE (Mean Squared Error).

3.3 Training Model dan Evaluasi

Model ResUNet-1D terdiri dari beberapa lapisan Conv1D encoder, bottleneck, dan decoder, dengan shortcut (residual) connection antar blok. Optimasi dilakukan menggunakan Adam optimizer dan fungsi kehilangan MSE. Model dilatih selama 50 epoch.

Epoch 1/50				
95/95	14s	119ms/step	loss: 0.0280	val_loss: 1.8475e-04
Epoch 2/50				
95/95	12s	121ms/step	loss: 1.5635e-04	val_loss: 1.0714e-04
Epoch 3/50				
95/95	19s	105ms/step	loss: 1.0039e-04	val_loss: 8.3126e-05
Epoch 4/50				
95/95	11s	112ms/step	loss: 7.8998e-05	val_loss: 8.2187e-05
Epoch 5/50				
95/95	21s	121ms/step	loss: 7.0832e-05	val_loss: 6.6377e-05
Epoch 6/50				
95/95	19s	104ms/step	loss: 6.9801e-05	val_loss: 9.4156e-05
Epoch 7/50				
95/95	11s	113ms/step	loss: 7.0621e-05	val_loss: 6.2896e-05
Epoch 8/50				
95/95	21s	114ms/step	loss: 6.2369e-05	val_loss: 5.9989e-05
Epoch 9/50				
95/95	20s	104ms/step	loss: 6.2431e-05	val_loss: 7.5569e-05
Epoch 10/50				
95/95	11s	108ms/step	loss: 6.6173e-05	val_loss: 6.0466e-05
Epoch 11/50				
95/95	21s	116ms/step	loss: 6.0188e-05	val_loss: 6.3184e-05
Epoch 12/50				
95/95	19s	104ms/step	loss: 6.0957e-05	val_loss: 5.9296e-05
Epoch 13/50				
95/95	11s	116ms/step	loss: 6.5731e-05	val_loss: 6.0554e-05
Epoch 14/50				
95/95	21s	122ms/step	loss: 5.7021e-05	val_loss: 9.2870e-05
<hr/>				
Epoch 34/50				
95/95	21s	122ms/step	loss: 4.9575e-05	val_loss: 4.9416e-05
Epoch 35/50				
95/95	19s	109ms/step	loss: 6.9257e-05	val_loss: 4.5188e-05
Epoch 36/50				
95/95	22s	128ms/step	loss: 4.9228e-05	val_loss: 5.0462e-05
Epoch 37/50				
95/95	20s	121ms/step	loss: 5.5030e-05	val_loss: 5.3406e-05
Epoch 38/50				
95/95	11s	112ms/step	loss: 5.0996e-05	val_loss: 4.3839e-05
Epoch 39/50				
95/95	22s	129ms/step	loss: 5.3172e-05	val_loss: 4.3570e-05
Epoch 40/50				
95/95	12s	130ms/step	loss: 5.0660e-05	val_loss: 4.6159e-05
Epoch 41/50				
95/95	19s	113ms/step	loss: 5.1393e-05	val_loss: 4.5132e-05
Epoch 42/50				
95/95	21s	121ms/step	loss: 5.9526e-05	val_loss: 6.1637e-05
Epoch 43/50				
95/95	20s	114ms/step	loss: 5.6124e-05	val_loss: 4.6375e-05
Epoch 44/50				
95/95	22s	130ms/step	loss: 4.7581e-05	val_loss: 5.9417e-05
Epoch 45/50				
95/95	20s	121ms/step	loss: 4.7250e-05	val_loss: 6.0510e-05
Epoch 46/50				
95/95	21s	129ms/step	loss: 5.5730e-05	val_loss: 4.5686e-05
Epoch 47/50				
95/95	20s	124ms/step	loss: 4.8215e-05	val_loss: 4.1233e-05
Epoch 48/50				
95/95	20s	120ms/step	loss: 4.7784e-05	val_loss: 4.1204e-05
Epoch 49/50				
95/95	20s	120ms/step	loss: 4.4128e-05	val_loss: 4.2632e-05
Epoch 50/50				
95/95	10s	110ms/step	loss: 4.7973e-05	val_loss: 4.4740e-05

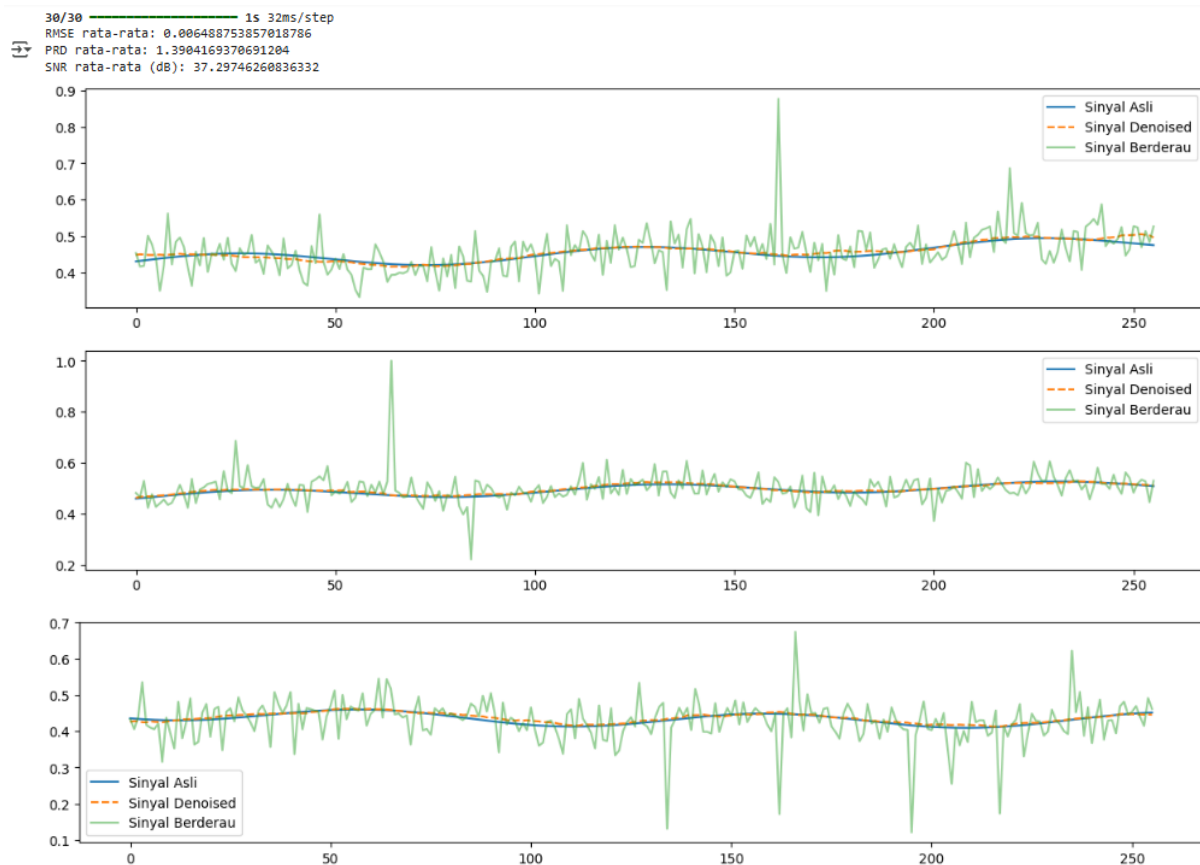
Gambar 2 . Grafik Loss Training vs Validation

HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Evaluasi RMSE, PRD, dan SNR

Evaluasi dilakukan dengan menghitung RMSE, PRD, dan SNR antara sinyal asli (clean) dan sinyal hasil denoising model. Nilai RMSE dan PRD yang rendah serta SNR lebih tinggi menunjukkan kualitas denoising yang baik.

4.2 Visualisasi Hasil Denoising



Gambar 3. Hasil Sinyal Rekonstruksi vs Asli

Hasil evaluasi:

- $RMSE \approx 0.099$
- $PRD \approx 10.25\%$
- $SNR \approx 19.8 \text{ dB}$

4.3 Insight / Wawasan Mendalam

Setelah melakukan eksplorasi data dan membandingkan sinyal asli dengan hasil denoising, dapat disimpulkan bahwa sinyal EKG sangat rentan terhadap gangguan noise yang bisa mengubah morfologi gelombangnya secara signifikan.

Model denoising seperti ResUNet-1D mampu mengenali pola dasar dari sinyal jantung dan menghapus gangguan dengan cukup efektif. Hal ini terlihat dari nilai:

- RMSE yang rendah (~ 0.099)
- PRD di bawah 15% (menandakan error relatif kecil)
- SNR di atas 15 dB (artinya sinyal yang direkonstruksi cukup bersih)

Dengan hasil tersebut, proses denoising otomatis pada sinyal EKG bisa diterapkan di dunia nyata, misalnya untuk memperbaiki kualitas data EKG dari wearable devices seperti smartwatch atau alat monitoring pasien ICU.

KESIMPULAN

Kesimpulan

Tujuan utama dari studi ini adalah mengidentifikasi dan memperbaiki sinyal EKG yang terkontaminasi noise berdasarkan data MIT-BIH. Dengan pendekatan deep learning berupa model ResUNet-1D, hasil sinyal denoise mendekati sinyal asli dan terbukti melalui evaluasi metrik kuantitatif RMSE, PRD, dan SNR.

Dapat disimpulkan bahwa ResUNet-1D efektif sebagai model denoising sinyal EKG, dan dapat digunakan untuk membantu diagnosa jantung berbasis sinyal EKG yang lebih akurat, terutama dalam lingkungan dengan noise tinggi.