

**IMPUTASI DATA YANG HILANG PADA DATA  
DERET WAKTU MULTIVARIAT MENGGUNAKAN  
ARSITEKTUR U-NET**

**SKRIPSI**



**OLEH:**

**MUHAMMAD IRFAN KARIM**

**09011382025103**

**JURUSAN SISTEM KOMPUTER**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER**

**UNIVERSITAS SRIWIJAYA**

**2024**

**LEMBAR PENGESAHAN**  
**IMPUTASI DATA YANG HILANG PADA DATA DERET WAKTU**  
**MULTIVARIAT MENGGUNAKAN ARSITEKTUR U-NET**

**SKRIPSI**

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sistem Komputer

Oleh:

**Muhammad Irfan Karim**

09011382025103

Indralaya, ~~X~~ Juni 2024

Mengetahui,

**Pembimbing Tugas Akhir 1**

**Dr. Firdaus, S.T., M.Kom**

**NIP. 197801212008121003**

**Pembimbing Tugas Akhir 2**

**Prof. Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.**

**NIP. 196001121989031002**

**Ketua Jurusan Sistem Komputer**



**Dr. Ir. Sukemi, M.T**

**NIP. 196612032006041001**

HALAMAN PERSETUJUAN

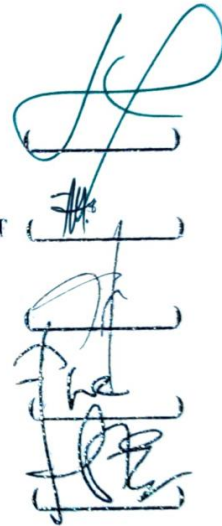
Telah diuji dan lulus pada :

Hari : Rabu

Tanggal : 29 Mei 2024

Tim Penguji :

1. Ketua : Huda Ubaya, M.T.
2. Sekretaris : Muhammad Ali Buchari, S.Kom., M.T.
3. Penguji : Prof. Dr. Ir. Siti Nurmaini, M.T.
4. Pembimbing 1 : Dr. Firdaus, S.T., M.Kom.
5. Pembimbing 2 : Prof. Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T.



Mengetahui, 7/6/2024  
Ketua Jurusan Sistem Komputer



Dr. Ir. Sukemi, M.T.  
NIP. 196612032006041001

## HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini :

Nama : Muhammad Irfan Karim

NIM : 09011382025103

Judul : Imputasi data yang hilang pada data deret waktu multivariat menggunakan arsitektur U-Net

Hasil Pengecekan Software Turnitin : 19%

Menyatakan bahwa laporan tugas akhir saya merupakan hasil karya sendiri dan bukan hasil penjiplakan atau plagiat. Apabila ditemukan unsur penjiplakan atau plagiat dalam laporan tugas akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi akademik dari Universitas Sriwijaya.

Demikian, pernyataan ini saya buat dalam keadaan sadar dan tanpa paksaan dari siapapun.



Palembang, 07 Juni 2024

**Muhammad Irfan Karim**



## KATA PENGANTAR

Assalamu'alaikum Warahmatullahi Wabarakatuh, Puji dan syukur atas kehadiran Allah SWT yang telah melimpahkan rahmat, kasih sayang dan karunia-Nya, sehingga penulis dapat menyelesaikan laporan Tugas Akhir dengan judul "Imputasi data yang hilang pada data deret waktu multivariat menggunakan arsitektur U-Net".

Selama pembuatan Tugas Akhir dan penulisan laporan Tugas Akhir ini, penulis banyak mendapatkan bantuan dan peran serta dari semua pihak, baik secara langsung maupun tak langsung. Oleh karena itu, pada kesempatan ini penulis menyampaikan ucapan terima kasih kepada:

1. Allah SWT yang telah melimpahkan berkah serta nikmat kesehatan dan kesempatan kepada penulis dalam mengerjakan Tugas Akhir.
2. Kedua orang tua, saudara, dan keluarga besar yang telah mendoakan dan memberikan motivasi serta support.
3. Bapak Dr. Ir. Sukemi, M.T. selaku Ketua Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
4. Bapak Dr. Firdaus, S.T., M.Kom. dan Prof. Dr. Ir. Bambang Tutuko, M.T. selaku Pembimbing Tugas Akhir yang selalu mengarahkan dan memberi saran terkait penyusunan Tugas Akhir ini serta memberikan motivasi dan ilmu yang pastinya akan berguna untuk penulis.
5. Ibu Prof. Dr. Ir Siti Nurmaini, M.T. selaku Head of Intelligent System Research Group (ISysRG) yang telah memberi kesempatan besar untuk menjadi bagian dari team research group ini.
6. Intelligent System Research Group (ISysRG) atas bantuan infrastruktur dalam menyelesaikan tugas akhir.
7. Bapak Ahmad Heryanto, S.Kom, M.T. selaku Dosen Pembimbing Akademik di Jurusan Sistem Komputer Universitas Sriwijaya.
8. Mbak Anggun Islami, Mbak Ade Iriani Safitri, Mbak Annisa Darmawahyuni dan Kak Naufal Rachmatullah sebagai mentor di ISysRG.

9. Pak Angga dan Mba Sari selaku Administrasi Jurusan Sistem Komputer yang telah membantu dalam proses administrasi terkait Tugas Akhir.

Pada laporan Tugas Akhir ini, penulis menyadari masih banyak kekurangan yang perlu diperbaiki, karenanya penulis mengharapkan kritik dan saran dari semua pihak untuk perbaikan agar menjadi lebih baik. Semoga laporan Tugas Akhir ini dapat bermanfaat dan dapat menjadi referensi untuk penelitian selanjutnya.

Wassalamu'alaikum Warrahmatullahi Wabarakatuh.

Penulis



Muhammad Irfan Karim

# IMPUTASI DATA YANG HILANG PADA DATA DERET WAKTU MULTIVARIAT MENGUNAKAN ARSITEKTUR U-NET

MUHAMMAD IRFAN KARIM (09011382025103)

Jurusan Sistem Komputer, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Sriwijaya

Email : [karimirfan51@gmail.com](mailto:karimirfan51@gmail.com)

## ABSTRAK

Kehilangan data merupakan isu umum dalam berbagai kumpulan data dan menjadi salah satu tantangan paling kompleks dalam ilmu komputer. Masalah ini mempersulit proses pengolahan data karena banyaknya nilai yang hilang. Salah satu pendekatan untuk menangani data yang hilang adalah melalui imputasi, yaitu proses penambahan data yang hilang atau tidak lengkap ke dalam sebuah dataset. Meskipun machine learning sering digunakan untuk imputasi data, metode ini umumnya kurang efektif pada dataset dengan tingkat kehilangan data yang tinggi. Oleh karena itu, metode deep learning diandalkan karena kemampuannya dalam mengungkap informasi tersembunyi dalam data, sehingga menawarkan solusi yang lebih baik dalam imputasi data. U-Net adalah salah satu metode deep learning yang diimplementasikan dalam penelitian ini. Studi-studi terbaru menunjukkan bahwa U-Net efektif dalam imputasi data pada deret waktu multivariat. Penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa metode U-Net dalam imputasi data deret waktu multivariat, dengan hasil yang menunjukkan bahwa metode ini menghasilkan nilai RMSE terkecil pada data MIMIC-IV yaitu 0.0104. Hasil imputasi data deret waktu multivariat menggunakan metode U-Net menunjukkan hasil yang lebih unggul dari pada metode Autoencoder dan CNN.

**Keywords** : Imputasi, nilai yang hilang, U-Net

# *Imputation of Missing Data in Multivariate Time Series Data using U-Net Architecture*

**MUHAMMAD IRFAN KARIM (09011382025103)**

*Computer Engineering Department, Computer Science Faculty, Sriwijaya  
University*

*Email : [karimirfan51@gmail.com](mailto:karimirfan51@gmail.com)*

## ABSTRACT

*Missing data is a common issue in various datasets and one of the most complex challenges in computer science. This problem complicates data processing due to the abundance of missing values. One approach to address missing data is imputation, the process of adding missing or incomplete data into a dataset. While machine learning is often used for data imputation, it typically proves less effective for datasets with a high degree of missing values. Therefore, deep learning methods are employed due to their ability to uncover hidden information within data, providing a more advanced solution for data imputation. U-Net is one such deep learning method implemented in this study. Recent research indicates that U-Net is effective in imputing data for multivariate time series. This study aims to evaluate the performance of the U-Net method in imputing multivariate time series data, with results showing that this method achieves the lowest RMSE value of 0.0104 on the MIMIC-IV dataset. The imputation results using the U-Net method for multivariate time series data demonstrate superior performance compared to the Autoencoder and CNN methods.*

**Keywords :** *Imputation, Missing Value, U-Net*



## DAFTAR ISI

KATA PENGANTAR .....	v
DAFTAR ISI .....	ix
DAFTAR GAMBAR .....	xiv
DAFTAR TABEL .....	xvi
DAFTAR LAMPIRAN .....	xix
BAB I PENDAHULUAN .....	1
1.1. Latar Belakang .....	1
1.2. Tujuan Penelitian .....	2
1.3. Perumusan Masalah .....	2
1.4. Metodologi Penelitian .....	2
1.4.1. Metode Studi Pustaka dan Literatur .....	2
1.4.2. Metode Konsultasi .....	3
1.4.3. Metode Pembuatan Model .....	3
1.4.4. Metode Pengujian dan Validasi .....	3
1.4.5. Metode Hasil dan Analisa .....	3
1.4.6. Metode Penarikan Kesimpulan dan Saran .....	3
1.5. Sistematika Penulisan .....	3
1.5.1. BAB I PENDAHULUAN .....	3
1.5.2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	3
1.5.3. BAB III METODOLOGI .....	4
1.5.4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN .....	4
1.5.5. BAB V PENUTUP .....	4
1.5.6. DAFTAR PUSTAKA .....	4
1.5.7. LAMPIRAN .....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA .....	5
2.1. Basis Data .....	5
2.2. <i>Time Series Data</i> .....	7
2.2.1. Trend .....	8
2.2.2. Seasonality .....	8
2.2.3. Cycles .....	8
2.2.4. Irregular Variation .....	8
2.2.5. Autocorrelation .....	9
2.2.6. Stationarity .....	9

2.3. Imputasi Data.....	9
2.4. Imputasi Multivariat.....	10
2.5. U-Net .....	11
2.6. Learning Rate.....	13
2.7. Evaluasi Model .....	13
2.7.1. Mean Squared Error .....	14
2.7.2. Root Mean Squared Error .....	14
2.7.3. Mean Absolute Error.....	15
2.7.4. Coefficient of Determination (R <sup>2</sup> ).....	15
<b>BAB III METODOLOGI PENELITIAN.....</b>	<b>16</b>
3.1. Kerangka Kerja.....	16
3.2. Akuisisi Data.....	19
3.2.1. MIMIC-III.....	19
3.2.2. MIMIC-IV.....	20
3.2.3. Beijing Multi-Site Air Quality.....	21
3.2.4. Air Quality Italia.....	22
3.2.5. Air Quality India.....	23
3.2.6. US Pollution.....	23
3.3. Ekstraksi Data.....	24
3.4. Pra-Pengolahan Data.....	24
3.4.1. Data Cleaning .....	26
3.4.2. Normalisasi Data.....	29
3.4.3. Feature Selection.....	32
3.5. Splitting Data .....	33
3.6. Segmentasi Data .....	34
3.6.1. Pembuatan Nilai Hilang Buatan (Artificial NaN).....	35
3.6.2. Data Label .....	35
3.6.3. Membuat artificial NaN .....	37
3.6.4. Imputasi nilai yang hilang.....	39
3.6.5. Data Mask .....	41
3.7. Multivariate Imputation Data.....	42
3.8. U-Net .....	42
3.9. Evaluasi Kinerja Model .....	46
<b>BAB IV .....</b>	<b>47</b>
<b>HASIL DAN ANALISA .....</b>	<b>47</b>

4.1. Hasil Ekstraksi Data.....	47
4.1.1. Vital Sign MIMIC-III .....	47
4.1.2. Vital Sign MIMIC-IV .....	48
4.1.3. Beijing Multi-Site Air Quality.....	49
4.1.4. Air Quality Italia.....	51
4.1.5. US Pollution.....	51
4.1.6. Air Quality India.....	52
4.2. Hasil Imputasi dengan Arsitektur U-Net .....	54
4.2.1. Hasil Imputasi data <i>Vital Sign MIMIC-III</i> .....	55
4.2.1.1. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC-III tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 16 .....	55
4.2.1.2. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC-III dengan missing value dengan segment 8 Batch Size 16.....	55
4.2.1.3. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 32 .....	56
4.2.1.4. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 8 Batch Size 32.....	57
4.2.1.5. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 16 Batch Size 16 .....	57
4.2.1.6. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 16 Batch Size 16.....	58
4.2.1.7. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 16 Batch Size 32 .....	59
4.2.1.8. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 16 Batch Size 32.....	60
4.2.1.9. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 32 Batch Size 16 .....	61
4.2.1.10. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 32 Batch Size 16.....	63
4.2.1.11. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 32 Batch Size 32.....	65
4.2.1.12. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 32 Batch Size 32.....	67
4.2.1.13. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 64 Batch Size 16.....	69
4.2.1.14. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan segment 64 Batch Size 16.....	72
4.2.1.15. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III tanpa missing value dengan segment 64 Batch Size 32.....	75
4.2.1.16. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC III dengan missing value dengan	

segment 64 Batch Size 32.....	78
4.2.2 Hasil Imputasi data <i>Vital Sign MIMIC-IV</i> .....	81
4.2.2.1. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC-IV tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 16 .....	81
4.2.2.2. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC-IV dengan missing value dengan segment 8 Batch Size 16.....	82
4.2.2.3. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 32 .....	83
4.2.2.4. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 8 Batch Size 32.....	83
4.2.2.5. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 16 Batch Size 16 .....	84
4.2.2.6. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 16 Batch Size 16.....	85
4.2.2.7. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 16 Batch Size 32 .....	86
4.2.2.8. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 16 Batch Size 32.....	87
4.2.2.9. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 32 Batch Size 16 .....	88
4.2.2.10. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 32 Batch Size 16.....	90
4.2.2.11. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 32 Batch Size 32.....	91
4.2.2.12. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 32 Batch Size 32.....	93
4.2.2.13. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 64 Batch Size 16.....	95
4.2.2.14. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 64 Batch Size 16.....	98
4.2.2.15. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV tanpa missing value dengan segment 64 Batch Size 32.....	101
4.2.2.16. Hasil Imputasi data Vital Sign MIMIC IV dengan missing value dengan segment 64 Batch Size 32.....	104
4.2.3 Hasil Imputasi data <i>Beijing Multi-Site Air Quality</i> .....	108
4.2.3.1. Hasil Imputasi data Beijing Multi-Site Air Quality tanpa missing value dengan segment 12 Batch Size 16.....	108
4.2.3.2. Hasil Imputasi data Beijing Multi-Site Air Quality tanpa missing value dengan segment 12 Batch Size 32.....	108
4.2.4 Hasil Imputasi data <i>Air Quality Italia</i> .....	109
4.2.4.1. Hasil Imputasi data Air Quality Italia tanpa missing value dengan segment 12	

Batch Size 16 .....	109
4.2.4.2. Hasil Imputasi data Air Quality Italia tanpa missing value dengan segment 12 Batch Size 32 .....	110
4.2.5. Hasil Imputasi data <i>Air Quality India</i> .....	110
4.2.5.1. Hasil Imputasi data Air Quality India tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 16 .....	110
4.2.5.2. Hasil Imputasi data Air Quality India tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 32 .....	111
4.2.6. Hasil Imputasi data <i>US Poluttion</i> .....	112
4.2.6.1. Hasil Imputasi data US Poluttion tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 16.....	112
4.2.6.2. Hasil Imputasi data US Poluttion tanpa missing value dengan segment 8 Batch Size 32.....	112
4.3. Analisis imputasi data berdasarkan epoch 200 .....	113
4.3.1. Hasil dan analisis imputasi data menggunakan U-Net berdasarkan epoch 200	113
4.4. Analisis imputasi data berdasarkan fitur pada arsitektur U-Net .....	116
4.4.1. Linechart actual dan predict antar fitur .....	123
4.5. Resume .....	128
4.5.1. Model Terbaik U-NET.....	129
4.5.2. Boxplot hasil imputasi pada setiap data.....	133
4.6. Hasil Unseen .....	136
BAB V KESIMPULAN .....	141
5.1. Kesimpulan .....	141
5.2. Saran .....	142
DAFTAR PUSTAKA.....	143

## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1. Arsitektur U-Net .....	11
Gambar 3. 1. Kerangka Kerja Data Without NaN.....	17
Gambar 3. 2. Kerangka Kerja Data with NaN.....	18
Gambar 3. 3. Tabel chartevents MIMIC-III dan MIMIC-IV .....	20
Gambar 3. 4. Sample data tanda vital pasien ICU MIMIC-III .....	21
Gambar 3. 5. Sample data tanda vital pasien ICU MIMIC-IV .....	21
Gambar 3. 6. Sample data Beijing Multi-Site Air Quality .....	22
Gambar 3. 7. Sample data Air Quality Italia .....	22
Gambar 3. 8. Sample data Air Quality India .....	23
Gambar 3. 9. Sample data US Pollution.....	24
Gambar 3. 10. Pra-Pengolahan Data tanpa missing value.....	25
Gambar 3. 11. Pra-Pengolahan Data dengan missing value.....	25
Gambar 3. 12. Sample data MIMIC-III setelah nilai NaN dihilangkan .....	26
Gambar 3. 13. Sample data MIMIC-IV setelah nilai NaN dihilangkan .....	26
Gambar 3. 14. Sample data Beijing Multi-Site Air Quality setelah nilai NaN dihilangkan .....	27
Gambar 3. 15. Sample data Air Quality Italia setelah nilai NaN dihilangkan .....	27
Gambar 3. 16. Sample data Air Quality India setelah nilai NaN dihilangkan .....	27
Gambar 3. 17. Sample data MIMIC-III dengan nilai NaN.....	28
Gambar 3. 18. Sample data MIMIC-IV dengan nilai NaN .....	28
Gambar 3. 19. Sample data Beijing Multi-Site Air Quality dengan nilai NaN.....	28
Gambar 3. 20. Sample data Air Quality Italia dengan nilai NaN.....	29
Gambar 3. 21. Sample data Air Quality India dengan nilai NaN.....	29
Gambar 3. 22. Normalisasi Data Vital Sign MIMIC III & IV .....	31
Gambar 3. 23. Normalisasi Data Beijing Multi-Site Air Quality .....	31
Gambar 3. 24. Normalisasi Data Air Quality Italia.....	31
Gambar 3. 25. Normalisasi Data Air Quality India.....	31
Gambar 3. 26. Normalisasi Data US Pollution.....	31
Gambar 3. 27. Fitur yang dipakai pada data US Pollution .....	32
Gambar 3. 28. Fitur yang dipakai pada data Air Quality India .....	32
Gambar 3. 29. Splitting Data .....	33
Gambar 3. 30. Segmentasi Data .....	34
Gambar 3. 31. Pembuatan Artificial NaN .....	35
Gambar 3. 32. Contoh data label pada MIMIC-III.....	35
Gambar 3. 33. Contoh data label pada MIMIC-IV.....	36
Gambar 3. 34. Contoh data label pada Beijing Multi Site Air Quality .....	36
Gambar 3. 35. Contoh data label pada Air Quality Italia .....	36
Gambar 3. 36. Contoh data label pada Air Quality India .....	36
Gambar 3. 37. Contoh data label pada US Pollution.....	37
Gambar 3. 38. Contoh posisi nilai NaN pada MIMIC-III .....	37
Gambar 3. 39. Contoh posisi nilai NaN pada MIMIC-IV .....	37
Gambar 3. 40. Contoh posisi nilai NaN pada Beijing Multi-Site Air Quality .....	38
Gambar 3. 41. Contoh posisi nilai NaN pada Air Quality Italia .....	38
Gambar 3. 42. Contoh posisi nilai NaN pada Air Quality India .....	38
Gambar 3. 43. Contoh posisi nilai NaN pada US Pollution .....	38
Gambar 3. 44. Contoh imputasi mean pada Vital Sign MIMIC-III .....	39
Gambar 3. 45. Contoh imputasi mean pada Vital Sign MIMIC-IV .....	39
Gambar 3. 46. Contoh imputasi mean pada Beijing Multi-Site Air Quality .....	39
Gambar 3. 47. Contoh imputasi mean pada Air Quality Italia .....	40
Gambar 3. 48. Contoh imputasi mean pada Air Quality India .....	40

Gambar 3. 49. Contoh imputasi mean pada US Pollution.....	40
Gambar 3. 50. Contoh data mask pada MIMIC-III .....	41
Gambar 3. 51. Contoh data mask pada MIMIC-IV .....	41
Gambar 3. 52. Contoh data mask pada Beijing Multi-Site Air Quality .....	41
Gambar 3. 53. Contoh data mask pada Air Quality Italia .....	41
Gambar 3. 54. Contoh data mask pada Air Quality India .....	42
Gambar 3. 55. Contoh data mask pada US Pollution .....	42
Gambar 3. 56. Arsitektur Custom U-Net.....	43
Gambar 4. 1. Linechart MIMIC-III .....	117
Gambar 4. 2. Linechart MIMIC-IV .....	118
Gambar 4. 3. Linechart Beijing Multi-Site Air Quality .....	119
Gambar 4. 4. Linechart Air Quality Italia .....	120
Gambar 4. 5. Linechart Air Quality India .....	121
Gambar 4. 6. Linechart US Pollution .....	122
Gambar 4. 7. Barchart Model terbaik MIMIC-III .....	129
Gambar 4. 8. Barchart Model terbaik MIMIC-IV .....	130
Gambar 4. 9. Barchart Model terbaik Beijing Multi-Site Air Quality .....	130
Gambar 4. 10. Barchart Model terbaik Air Quality Italia .....	131
Gambar 4. 11. Barchart Model terbaik Air Quality India .....	131
Gambar 4. 12. Barchart Model terbaik US Pollution .....	132

## DAFTAR TABEL

Tabel 3. 1. Hyperparameter yang akan di tuning pada data MIMIC-III dan MIMIC-IV.....	45
Tabel 3. 2. Hyperparameter yang akan di tuning pada data Beijing Multi-Site Air Quality dan Air Quality Italia.....	45
Tabel 3. 3. Hyperparameter yang akan di tuning pada data Air Quality India dan US Poluttion .....	46
Tabel 4. 1. Data Vital Sign MIMIC-III with NaN.....	47
Tabel 4. 2. Data Vital Sign MIMIC-III without NaN.....	48
Tabel 4. 3. Data Vital Sign MIMIC-IV with NaN.....	48
Tabel 4. 4. Data Vital Sign MIMIC-IV without NaN .....	49
Tabel 4. 5. Data Beijing Multi-Site Air Quality with NaN .....	49
Tabel 4. 6. Data Beijing Multi-Site Air Quality without NaN .....	50
Tabel 4. 7. Data Air Quality Italia.....	51
Tabel 4. 8. Data US Pollution.....	51
Tabel 4. 9. Data Air Quality India with NaN .....	52
Tabel 4. 10. Data Air Quality India without NaN .....	53
Tabel 4. 11. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16.....	55
Tabel 4. 12. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16.....	56
Tabel 4. 13. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32.....	56
Tabel 4. 14. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32.....	57
Tabel 4. 15. RMSE dengan segment 16 Batch Size 16.....	58
Tabel 4. 16. RMSE dengan segment 16 Batch Size 16.....	59
Tabel 4. 17. RMSE dengan segment 16 Batch Size 32.....	60
Tabel 4. 18. RMSE dengan segment 16 Batch Size 32.....	61
Tabel 4. 19. RMSE dengan segment 32 Batch Size 16.....	62
Tabel 4. 20. RMSE dengan segment 32 Batch Size 16.....	63
Tabel 4. 21. RMSE dengan segment 32 Batch Size 32.....	65
Tabel 4. 22. RMSE dengan segment 32 Batch Size 32.....	67
Tabel 4. 23. RMSE dengan segment 64 Batch Size 16.....	69
Tabel 4. 24. RMSE dengan segment 64 Batch Size 16.....	72
Tabel 4. 25. RMSE dengan segment 64 Batch Size 32.....	75
Tabel 4. 26. RMSE dengan segment 64 Batch Size 32.....	78
Tabel 4. 27. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16.....	81
Tabel 4. 28. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16.....	82
Tabel 4. 29. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32.....	83
Tabel 4. 30. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32.....	83
Tabel 4. 31. RMSE dengan segment 16 Batch Size 16.....	84
Tabel 4. 32. RMSE dengan segment 16 Batch Size 16.....	85
Tabel 4. 33. RMSE dengan segment 16 Batch Size 32.....	86
Tabel 4. 34. RMSE dengan segment 16 Batch Size 32.....	87
Tabel 4. 35. RMSE dengan segment 32 Batch Size 16.....	88
Tabel 4. 36. RMSE dengan segment 32 Batch Size 16.....	90
Tabel 4. 37. RMSE dengan segment 32 Batch Size 32.....	92
Tabel 4. 38. RMSE dengan segment 32 Batch Size 32.....	93
Tabel 4. 39. RMSE dengan segment 64 Batch Size 16.....	95
Tabel 4. 40. RMSE dengan segment 64 Batch Size 16.....	98
Tabel 4. 41. RMSE dengan segment 64 Batch Size 32.....	101
Tabel 4. 42. RMSE dengan segment 64 Batch Size 32.....	105
Tabel 4. 43. RMSE dengan segment 12 Batch Size 16.....	108
Tabel 4. 44. RMSE dengan segment 12 Batch Size 32.....	109



Tabel 4. 45. RMSE dengan segment 12 Batch Size 16 .....	109
Tabel 4. 46. RMSE dengan segment 12 Batch Size 32 .....	110
Tabel 4. 47. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16 .....	111
Tabel 4. 48. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32 .....	111
Tabel 4. 49. RMSE dengan segment 8 Batch Size 16 .....	112
Tabel 4. 50. RMSE dengan segment 8 Batch Size 32 .....	113
Tabel 4. 51. Hasil RMSE terbaik pada data MIMIC-III epoch 200 .....	114
Tabel 4. 52. Hasil RMSE terbaik pada data MIMIC-IV epoch 200 .....	114
Tabel 4. 53. Hasil RMSE terbaik pada data Beijing Multi-Site Air Quality epoch 200 .....	115
Tabel 4. 54. Hasil RMSE terbaik pada data Air Quality Italia epoch 200 .....	115
Tabel 4. 55. Hasil RMSE terbaik pada data Air Quality India epoch 200 .....	116
Tabel 4. 56. Hasil RMSE terbaik pada data US Pollution epoch 200 .....	116
Tabel 4. 57. Hasil RMSE dari tanda-tanda vital pada data MIMIC-III .....	117
Tabel 4. 58. Hasil RMSE dari tanda-tanda vital pada data MIMIC-IV .....	117
Tabel 4. 59. Hasil RMSE dari data Beijing Multi-Site Air Quality .....	118
Tabel 4. 60. Hasil RMSE dari data Air Quality Italia .....	119
Tabel 4. 61. Hasil RMSE dari data Air Quality India .....	120
Tabel 4. 62. Hasil RMSE dari data US Pollution .....	121
Tabel 4. 63. Linechart MIMIC-III .....	123
Tabel 4. 64. Linechart MIMIC-IV .....	124
Tabel 4. 65. Linechart Beijing Multi-Site Air Quality .....	125
Tabel 4. 66. Linechart Air Quality Italia .....	126
Tabel 4. 67. Linechart Air Quality India .....	127
Tabel 4. 68. Linechart US Pollution .....	128
Tabel 4. 69. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data Vital Sign MIMIC III .....	129
Tabel 4. 70. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data Vital Sign MIMIC IV .....	129
Tabel 4. 71. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data Beijing Multi-Site Air Quality .....	130
Tabel 4. 72. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data Air Quality Italia .....	131
Tabel 4. 73. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data Air Quality India .....	131
Tabel 4. 74. Model Terbaik dari arsitektur U-NET pada data US Pollution .....	132
Tabel 4. 75. Boxplot MIMIC-III .....	133
Tabel 4. 76. Boxplot MIMIC-IV .....	133
Tabel 4. 77. Boxplot Beijing Multi-Site Air Quality .....	134
Tabel 4. 78. Boxplot Air Quality Italia .....	134
Tabel 4. 79. Boxplot Air Quality India .....	135
Tabel 4. 80. Boxplot US Pollution .....	135
Tabel 4. 81. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari tanda-tanda vital pada data Vital Sign MIMIC III .....	136
Tabel 4. 82. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari tanda-tanda vital pada data Vital Sign MIMIC IV .....	136
Tabel 4. 83. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari variabel pada data Beijing Multi-Site Air Quality .....	136
Tabel 4. 84. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari variabel pada data Air Quality Italia .....	137
Tabel 4. 85. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari variabel pada data Air Quality India .....	137
Tabel 4. 86. Hasil RMSE, MAE dan R2 dari variabel pada data US Pollution .....	137
Tabel 4. 87. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data MIMIC-III ..	138
Tabel 4. 88. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data MIMIC-IV ..	138
Tabel 4. 89. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data Beijing Multi-Site Air Quality .....	139
Tabel 4. 90. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data Air Quality Italia .....	139
Tabel 4. 91. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data Air Quality	

India.....	140
Tabel 4. 92. Perbandingan hasil unseen dengan metode AE, CNN dan U-Net pada data US Pollution .....	140

## DAFTAR LAMPIRAN

Lampiran 1 Form Revisi.....	
Lampiran 2 Cek Plagiarisme.....	

# BAB I

## PENDAHULUAN

### 1.1. Latar Belakang

Seringkali, selama proses pengolahan data, beberapa nilai di dataset yang digunakan hilang atau tidak lengkap. Kondisi ini dapat disebabkan oleh banyak hal, seperti kesalahan pengukuran, kesalahan sistem saat merekam data, atau penghapusan yang di sengaja. Nilai yang hilang dapat memengaruhi keputusan yang dibuat dan kualitas analisis data. Oleh karena itu, teknik imputasi data menjadi sangat penting dalam proses pengolahan data, yang bertujuan untuk membuat dataset memiliki nilai yang hilang dengan menggunakan metode tertentu agar data yang digunakan lebih akurat dan valid.

Imputasi data yang hilang adalah tugas penting di berbagai bidang, termasuk ilmu lingkungan, perawatan kesehatan, dan pertanian. Metode tradisional seperti PCA dan teknik imputasi statistik telah banyak digunakan untuk memasukkan nilai yang hilang dalam kumpulan data [1]. Namun, kemajuan terbaru dalam *deep learning* telah menunjukkan hasil yang menjanjikan dalam mengatasi tantangan ini.

Salah satu arsitektur *deep learning* yang populer untuk imputasi data yang hilang adalah U-net. Awalnya dikembangkan untuk tugas segmentasi gambar, arsitektur U-net telah diadaptasi untuk memasukkan nilai yang hilang di domain yang berbeda. Misalnya, Kadow et al. menggunakan model U-net untuk memperhitungkan nilai suhu permukaan laut (SST) yang hilang dari dua sumber berbeda, mengungguli metode tradisional seperti PCA dan kriging [1]. Demikian pula, [2] menggunakan jaringan saraf *convolutional* dua dimensi yang disebut U-Net untuk menghubungkan data tabular yang hilang yang dikumpulkan dari rumah kaca yang dipengaruhi oleh kondisi iklim yang sama. Arsitektur U-Net bertujuan untuk mempelajari pola evolusi dan menginterpretasikan hubungan antara variabel lingkungan, memungkinkan penghitungan yang akurat.

Berdasarkan berbagai latar belakang masalah yang telah dibahas, penelitian ini akan mengembangkan model imputasi data dengan menggunakan metode U-Net. Tujuan dari penelitian ini adalah untuk meningkatkan kualitas hasil dari imputasi data dengan judul "Imputasi Data yang Hilang Pada Data Deret Waktu Multivariat menggunakan Arsitektur U-Net". Dengan model yang dihasilkan, diharapkan dapat membantu mengatasi permasalahan pada imputasi data dan meningkatkan kualitas data yang telah di imputasi.

## **1.2. Tujuan Penelitian**

Adapun tujuan dari penulisan Tugas Akhir ini, yaitu:

- 1.1. Meningkatkan hasil evaluasi imputasi pada data deret waktu multivariat dengan menggunakan metode U-Net untuk melakukan Imputasi multivariat pada data tersebut.
- 1.2. Merancang model imputasi pada data deret waktu multivariat dan menguji model terbaik dari hasil yang telah didapatkan.

## **1.3. Perumusan Masalah**

Adapun masalah yang diangkat pada penelitian ini yaitu *track record* pada data deret waktu multivariat yang mempunyai banyak nilai yang hilang, membuat para peneliti melakukan penelitian untuk menyelesaikan permasalahan imputasi pada data deret waktu multivariat, telah dipilih metode dan pendekatan terbaik yaitu imputasi multivariat dengan menggunakan metode U-Net. Tujuannya adalah untuk memperoleh hasil yang optimal.

## **1.4. Metodologi Penelitian**

### **1.4.1. Metode Studi Pustaka dan Literatur**

Metode ini dilakukan dengan cara mencari dan mengumpulkan referensi data berupa *literature* yang terdapat pada buku, *paper* dan internet mengenai "*Multivariate Data Time Series Imputation*".

#### **1.4.2. Metode Konsultasi**

Metode ini dilakukan dengan konsultasi dengan ahli atau pihak yang memiliki pengetahuan dan pengalaman dalam menangani permasalahan yang dihadapi dalam penulisan tugas akhir.

#### **1.4.3. Metode Pembuatan Model**

Metode ini membuat suatu perancangan pemodelan dengan menggunakan simulasi.

#### **1.4.4. Metode Pengujian dan Validasi**

Metode ini melakukan pengujian terhadap metode imputasi yang telah dibuat, apakah metode tersebut dapat menghasilkan nilai yang baik atau tidak.

#### **1.4.5. Metode Hasil dan Analisa**

Hasil dari pengujian pada penelitian ini akan dianalisis kelebihan dan kekurangan dari metode tersebut, sehingga dapat digunakan dan diimprovisasi untuk penelitian selanjutnya.

#### **1.4.6. Metode Penarikan Kesimpulan dan Saran**

Pada tahap ini, peneliti akan menyimpulkan hasil dari penelitian yang telah dilakukan dan memberikan saran yang dapat dijadikan referensi untuk penelitian selanjutnya.

### **1.5. Sistematika Penulisan**

Adapun sistematika penulisan dalam tugas akhir ini adalah sebagai berikut:

#### **1.5.1. BAB I PENDAHULUAN**

Bagian ini memberikan uraian tentang awal dari suatu penulisan, meliputi latar belakang, perumusan dan batasan masalah, tujuan dan manfaat, metodologi penelitian, serta sistematika penulisan.

#### **1.5.2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA**

Bagian ini membicarakan tentang fondasi teori yang digunakan untuk mengatasi permasalahan yang dihadapi dalam penelitian.

### **1.5.3. BAB III METODOLOGI**

Bagian ini berisi penjelasan detail mengenai teknik, metode, serta alur proses yang digunakan dalam penelitian.

### **1.5.4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN**

Bagian ini berisi analisis hasil pengujian yang mencakup evaluasi terhadap kelebihan dan kekurangan dari penelitian yang telah dilakukan.

### **1.5.5. BAB V PENUTUP**

Bagian ini berisi tentang ringkasan kesimpulan yang diambil dari hasil penelitian sebelumnya dan rekomendasi untuk perbaikan dan pengembangan penelitian di masa depan.

### **1.5.6. DAFTAR PUSTAKA**

Bagian ini berisi daftar referensi dari sumber-sumber informasi yang digunakan dalam metode literatur.

### **1.5.7. LAMPIRAN**

Bagian ini mencakup lampiran berupa formulir perbaikan dan juga pemeriksaan tingkat kemiripan karya dengan sumber lain.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hsieh, W. (2022). Evolution Of Machine Learning In Environmental Science a Perspective. *Environ. Data Science*, (1). doi: 10.1017/eds.2022.2
- [2] Ouamane, M., Saboni, A., Bennis, O., Kratz, F., Megherbi, H., Sánchez-Molina, J. (2021). Handling *Missing values* In Greenhouse Microclimate Dataset Using Pca-sarimax Model. doi /10.1109/icsc50472.2021.9666575
- [3] A. L. Goldberger *et al.*, "Current Perspective," 2000.
- [4] Johnson, A. E. W., Bulgarelli, L., Shen, L., Gayles, A., Shammout, A., Horng, S., Pollard, T. J., Hao, S., Moody, B., Gow, B., Lehman, L. H., Celi, L. A., & Mark, R. G. (2023). *MIMIC-IV*, a freely accessible electronic health record dataset. *Scientific data*, 10(1), 1. doi/10.1038/s41597-022-01899
- [5] Johnson et al. (2016) Johnson et al., "*MIMIC-III*, a freely accessible critical care database," *scientific data* (2016). doi:10.1038/sdata.2016.35
- [6] Huang et al. (2021) Huang et al., "Mortality *prediction* for patients with acute respiratory distress syndrome based on machine learning: a population-based study," *annals of translational medicine* (2021). doi:10.21037/atm-20-6624
- [7] Magna et al. (2020) Magna et al., "Application of Machine learning and Word Embeddings in the Classification of Cancer Diagnosis Using Patient Anamnesis," *iee access* (2020). doi:10.1109/access.2020.3000075
- [8] Akiki et al. (2021) Akiki et al., "*Predicting* open wound mortality in the ICU using machine learning," *journal of emergency and critical care medicine* (2021). doi:10.21037/jeccm-20-154
- [9] Xu et al. (2023) Xu et al., "Timing of vasopressin initiation and mortality in patients with septic shock: analysis of the *MIMIC-III* and *MIMIC-IV* databases," *bmc infectious diseases* (2023). doi:10.1186/s12879-023-08147-6
- [10] Searle et al. (2020) Searle et al., "Experimental Evaluation and Development of a Silver-Standard for the *MIMIC-III* Clinical Coding Dataset," (2020).



doi: 10.18653/v1/2020.bionlp-1.8

- [11] Nguyen (2019) Nguyen, "Accurate and reproducible *prediction* of ICU readmissions," (2019). doi:10.1101/2019.12.26.19015909
- [12] Deng et al. (2023) Deng et al., "Prognostic implication of lactic dehydrogenase-to-albumin ratio in critically ill patients with acute kidney injury," *clinical and experimental nephrology* (2023). doi:10.1007/s10157-023-02321-5
- [13] M. Chen, H. Zhu, Y. Chen, and Y. Wang, "A Novel Missing Data Imputation Approach for Time Series Air Quality Data Based on Logistic Regression," 2022.
- [14] Z. Che, S. Purushotham, K. Cho, D. Sontag, and Y. Liu, "Recurrent Neural Networks for Multivariate Time Series with *Missing values*," *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–13, 2018, doi: 10.1038/s41598-018-24271-9.
- [15] X Wang and C. Wang, "Time Series Data Cleaning: A Survey," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 1866–1881, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2962152.
- [16] K. Alghatani, N. Ammar, A. Rezgui, and A. Shaban-Nejad, "*Predicting* intensive care unit length of stay and mortality using patient vital signs: Machine learning model development and validation," *JMIR Med. Informatics*, vol. 9, no. 5, 2021, doi: 10.2196/21347.
- [17] S. Liu, J. Yao, and M. Motani, "Early *Prediction* of Vital Signs Using Generative Boosting via LSTM Networks," *Proc. - 2019 IEEE Int. Conf. Bioinforma. Biomed. BIBM 2019*, pp. 437–444, 2019, doi: 10.1109/BIBM47256.2019.8983313.
- [18] M. Cardona-Morrell *et al.*, "Vital signs monitoring and nurse–patient interaction: A qualitative observational study of hospital practice," *Int. J. Nurs. Stud.*, vol. 56, pp. 9–16, 2015, doi: 10.1016/j.ijnurstu.2015.12.007.
- [19] R. C. Pereira, M. S. Santos, P. P. Rodrigues, and P. H. Abreu, "Reviewing autoencoders for missing data imputation: Technical trends, applications and outcomes," *J. Artif. Intell. Res.*, vol. 69, pp. 1255–1285, 2020, doi:

10.1613/JAIR.1.12312.

- [20] L. A. Menéndez García *et al.*, “A Method of Pruning and Random Replacing of Known Values for Comparing Missing Data Imputation Models for Incomplete Air Quality Time Series,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 13, p. 6465, 2022, doi: 10.3390/app12136465.
- [21] K. K. R. Samal, K. S. Babu, and S. K. Das, “Temporal convolutional denoising autoencoder network for air pollution *prediction* with *missing values*,” *Urban Clim.*, vol. 38, no. May, p. 100872, 2021, doi: 10.1016/j.uclim.2021.100872.
- [22] J. C. Kim and K. Chung, “Recurrent Neural Network-Based Multimodal Deep Learning for Estimating *Missing values* in Healthcare,” *Appl. Sci.*, vol. 12, no. 15, 2022, doi: 10.3390/app12157477.
- [23] M. A. U. Zaman and D. Du, “A Stochastic Multivariate Irregularly Sampled Time Series Imputation Method for Electronic Health Records,” *BioMedInformatics*, vol. 1, no. 3, pp. 166–181, 2021, doi: 10.3390/biomedinformatics1030011.
- [24] Z. Ding, G. Mei, S. Cuomo, Y. Li, and N. Xu, “Comparison of Estimating *Missing values* in IoT Time Series Data Using Different Interpolation Algorithms,” *Int. J. Parallel Program.*, vol. 48, no. 3, pp. 534–548, 2020, doi: 10.1007/s10766-018-0595-5.
- [25] Z. Che, S. Purushotham, K. Cho, D. Sontag, and Y. Liu, “Recurrent Neural Networks for Multivariate Time Series with *Missing values*,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–13, 2018, doi: 10.1038/s41598-018-24271-9.
- [26] O. T. Abdala and M. Saeed, “Estimation of *missing values* in clinical laboratory measurements of ICU patients using a weighted K-nearest neighbors algorithm,” *Comput. Cardiol.*, vol. 31, no. October 2004, pp. 693–696, 2004, doi: 10.1109/cic.2004.1443033.
- [27] X. Zhang, C. Yan, C. Gao, B. A. Malin, and Y. Chen, “*Predicting Missing values* in Medical Data Via XGBoost Regression,” *J. Healthc. Informatics*

- Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 383–394, 2020, doi: 10.1007/s41666-020-00077-1.
- [28] A. F. Costa, M. S. Santos, J. P. Soares, and P. H. Abreu, “Missing data imputation via denoising autoencoders: The untold story,” *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 11191 LNCS, no. November, pp. 87–98, 2018, doi: 10.1007/978-3-030-01768-2\_8.
- [29] L. Gondara and K. Wang, “Recovering loss to followup information using denoising autoencoders,” *Proc. - 2017 IEEE Int. Conf. Big Data, Big Data 2017*, vol. 2018-Janua, pp. 1936–1945, 2017, doi: 10.1109/BigData.2017.8258139.
- [30] A. Sánchez-Morales, J. L. Sancho-Gómez, J. A. Martínez-García, and A. R. Figueiras-Vidal, “Improving deep learning performance with *missing values* via deletion and compensation,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 32, no. 17, pp. 13233–13244, 2020, doi: 10.1007/s00521-019-04013-2.
- [31] Y. L. Qiu, H. Zheng, and O. Gevaert, “Genomic data imputation with variational auto-encoders,” *Gigascience*, vol. 9, no. 8, pp. 1–12, 2020, doi: 10.1093/gigascience/giaa082.
- [32] M. Shen, H. Zhang, Y. Cao, F. Yang, and Y. Wen, “Missing Data Imputation for Solar Yield *Predict* ion using Temporal Multi-Modal Variational Auto-Encoder,” *MM 2021 - Proc. 29th ACM Int. Conf. Multimed.*, pp. 2558–2566, 2021, doi: 10.1145/3474085.3475430.
- [33] B. Shickel, P. J. Tighe, A. Bihorac, and P. Rashidi, “Deep EHR: A Survey of Recent Advances in Deep Learning Techniques for Electronic Health Record (EHR) Analysis,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 22, no. 5, pp. 1589–1604, 2018, doi: 10.1109/JBHI.2017.2767063.
- [34] D. Chang, D. Chang, and M. Pourhomayoun, “Risk *predict* ion of critical vital signs for ICU patients using recurrent neural network,” *Proc. - 6th Annu. Conf. Comput. Sci. Comput. Intell. CSCI 2019*, pp. 1003–1006, 2019, doi: 10.1109/CSCI49370.2019.00191.

- [35] A. Youssef *et al.*, “Vital Signs Prediction and Early Warning Score Calculation Based on Continuous Monitoring of Hospitalised Patients Using Wearable Technology,” 2020, doi: 10.3390/s20226593.
- [36] Y. P. Chen, C. H. Huang, Y. H. Lo, Y. Y. Chen, and F. Lai, “Combining attention with spectrum to handle *missing values* on time series data without imputation,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 609, no. August, pp. 1271–1287, 2022, doi: 10.1016/j.ins.2022.07.124.
- [37] R. L. Hale, “Cluster analysis in school psychology: An example,” *J. Sch. Psychol.*, vol. 19, no. 1, pp. 51–56, 1981, doi: 10.1016/0022-4405(81)90007-8.
- [38] D. S. Bouhlila and F. Sellaouti, “Multiple imputation using chained equations for missing data in TIMSS: a case study,” *Large-Scale Assessments Educ.*, vol. 1, no. 1, pp. 1–33, 2013, doi: 10.1186/2196-0739-1-4.
- [39] I. Eldiyana, E. Nurlaelah, and N. Herrhyanto, “Estimasi Missing Data Dengan Metode Multivariate Imputation By Chained Equations (Mice) Untuk Membentuk Persamaan Regresi Linear Berganda,” *J. EurekaMatika*, vol. 8, no. 1, pp. 97–107, 2020.
- [40] Guo, J., Zhou, H. Y., Wang, L., & Yu, Y. (2022). UNet-2022: Exploring Dynamics in Non-isomorphic Architecture. *arXiv preprint arXiv:2210.15566*.
- [41] Li, R., Pu, D., Huang, M., & Huang, B. (2021). UNET-TTS: Improving Unseen Speaker and Style Transfer in One-Shot Voice Cloning. *ICASSP 2022 - 2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 8327-8331.
- [43] C. Lu and Y. Mei, “An imputation method for missing data based on an extreme learning machine auto-encoder,” *IEEE Access*, vol. PP, no. c, p. 1, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2868729.
- [44] Q. Zhang and C. Shu, “Performance Investigation of *Learning rate* Decay in LMS-Based Equalization,” *IEEE Photonics Technol. Lett.*, vol. 33, no. 2,

- pp. 109–112, 2021, doi: 10.1109/LPT.2020.3045749.
- [45] E. F. Galutira, “A Novel *Learning rate* Decay Function of Kohonen Self-Organizing Maps Using the Exponential Decay Average Rate of Change for Image Clustering,” pp. 55–59, 2018.
- [46] Y. H. Ling and J. Scarlett, “Optimal Rates of Teaching and Learning under Uncertainty,” *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 67, no. 11, pp. 7067–7080, 2021, doi: 10.1109/TIT.2021.3107733.
- [47] S. V. Georgakopoulos and V. P. Plagianakos, “Efficient *Learning rate* Adaptation for Convolutional Neural Network Training,” *Proc. Int. Jt. Conf. Neural Networks*, vol. 2019-July, 2019, doi: 10.1109/IJCNN.2019.8852033.
- [48] J. Konar, P. Khandelwal, and R. Tripathi, “Comparison of Various *Learning rate* Scheduling Techniques on Convolutional Neural Network,” *2020 IEEE Int. Students’ Conf. Electr. Electron. Comput. Sci. SCEECS 2020*, 2020, doi: 10.1109/SCEECS48394.2020.94.
- [49] Jebb, A. T., Tay, L., Wang, W., & Huang, Q. (2015). Time series analysis for psychological research: examining and forecasting change. *Frontiers in psychology*, 6, 727, doi:10.3389/fpsyg.2015.00727
- [50] Agarwal, N., Brukhim, N., Hazan, E., & Lu, Z. (2019). Boosting for Dynamical Systems. *ArXiv, abs/1906.08720*.
- [51] Jang, J., Choi, D., Jung, J., & Kang, U. (2018). Zoom-SVD: Fast and Memory Efficient Method for Extracting Key Patterns in an Arbitrary Time Range. *Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*.
- [52] Sundin, M., Chatterjee, S., & Jansson, M. (2015). Combined modeling of sparse and dense noise for improvement of Relevance Vector Machine. *arXiv: Machine Learning*.