



## Penanganan Imputasi Missing Values pada Data Time Series dengan Menggunakan Metode Data Mining

M. Riko Anshori Prasetya<sup>1✉</sup>, Arif Mudi Priyatno<sup>2</sup>, Nurhaeni<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universitas Sari Mulia

<sup>2</sup>Universitas Pahlawan Tuanku Tambusai

<sup>3</sup>Universitas Sari Mulia

[riko.anshori@gmail.com](mailto:riko.anshori@gmail.com)

### Abstrak

Pengumpulan data untuk perkiraan cuaca menjadi sangat penting untuk dilakukan untuk meningkatkan kualitas dari perkiraan cuaca tetapi seringkali data yang didapatkan untuk melakukan perkiraan cuaca tersebut terdapat data yang hilang (*missing values*). Untuk mengatasi permasalahan *missing values*, metode yang paling umum dilakukan adalah dengan melakukan sebuah imputasi terhadap *missing values* tersebut. Agar dapat melakukan imputasi pada data yang terdapat *missing values* tersebut dibutuhkan suatu metode imputasi. Pada penelitian ini, metode imputasi yang dilakukan adalah dengan menggunakan metode konvensional yaitu dengan menggunakan mean dan nilai maksimum dan metode data mining yang menggunakan KNN dan Neural Network. Dari uji coba yang dilakukan didapatkan jika Metode KNN memiliki nilai RMSE yang terendah.

**Kata Kunci:** Data Mining, Missing Values, KNN, Neural Network, Mean.

*JIDT is licensed under a Creative Commons 4.0 International License.*



### 1. Pendahuluan

Dalam sebuah penelitian, kualitas data sangat mempengaruhi hasil dari suatu penelitian. Salah satu permasalahan dalam kualitas data adalah data hilang (*missing values*). *Missing values* adalah suatu permasalahan dimana pada bagian data terdapat data yang tidak lengkap atau hilang. *Missing values* merupakan hal yang umum terjadi pada suatu data, hal ini terjadi dikarenakan beberapa alasan seperti alat yang rusak, perhitungan yang tidak akurat, data yang tidak tercatat, dan berbagai macam hal teknis lainnya [1]. Pada banyak kasus, *missing values* sering sekali menjadi hambatan karena data yang hilang merupakan data yang penting sehingga dapat menyebabkan analisis menjadi tidak efisien dan akurasi akan menurun [2]. Oleh karena itu, penanganan dari *missing values* sendiri merupakan hal yang sangat penting untuk teknik data mining dan juga machine learning.

Pada *missing values*, terdapat 3 mekanisme tentang data yang hilang yaitu data hilang sepenuhnya acak (*Missing at Completely Random* (MCAR)), data hilang secara acak (*Missing at Random* (MAR)), dan data *missing* yang tidak acak (*Missing not A Random* (MNAR)). Di MCAR, *missing values* benar-benar acak dimana data yang hilang tidak memiliki hubungan atau bergantung kepada data atau atribut yang lain. Pada MAR, data yang hilang memiliki hubungan dengan atribut yang lain atau dari data yang diamati misalnya jika seorang wanita memiliki kebiasaan untuk tidak mengungkapkan umurnya, nilai yang hilang yaitu umur berpengaruh dengan jenis kelamin. Terakhir yaitu MNAR, terjadinya *missing values* bergantung kepada nilainya dimana *missing values* yang tidak lengkap berkaitan dengan suatu kejadian yang tidak terukur [1], [3]. Cara pengukuran data akan memunculkan beberapa asumsi mekanisme *missing values* yang berbeda contohnya jika suatu sensor gagal dalam melakukan perekaman data, maka data yang hilang tersebut dapat dianggap sebagai data yang *missing at completely random* sedangkan pada data survei, jika ada responden yang menolak untuk mengisi beberapa data yang bersifat sensitif, data tersebut dapat dikategorikan sebagai *missing not a random* karena biasanya surveyor sudah mengetahui jika mendapatkan data yang bersifat sensitif tersebut memang sulit untuk dilakukan [4].

Dalam proses data mining sendiri, cara yang efektif untuk menangani *missing values* merupakan suatu tantangan yang sangat diperlukan sekali. Beberapa metode telah diperkenalkan untuk menangani berbagai permasalahan dalam *missing values* sesuai dengan mekanisme banyak dilakukan mulai dari cara konvensional maupun dengan cara yang lebih modern [5].

Mekanisme pertama dalam menangani *missing values* adalah dengan menggunakan metode konvensional. Metode konvensional sendiri merupakan sebuah metode awal yang digunakan untuk penanganan *missing value* [6]. Metode ini bersifat sederhana namun memiliki banyak resiko karena metode ini memecahkan suatu masalah namun akan menimbulkan masalah lainnya. Untuk mengatasi masalah tersebut, banyak peneliti yang memperkenalkan cara untuk mengatasi permasalahan imputasi pada *missing values* dengan cara yang lebih modern [4].

Salah satu masalah utama pada *missing values* adalah permasalahan pada data cuaca / data time series. Sebagian besar dari metode untuk menganalisa data cuaca sangat memerlukan dataset yang lengkap [7]. Data cuaca sendiri

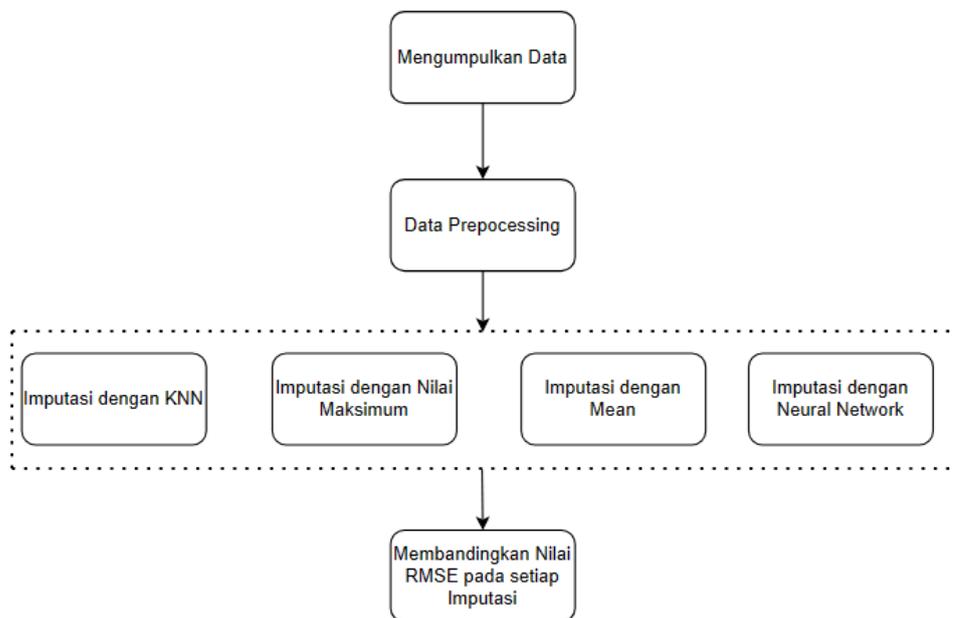
sering tidak lengkap dikarenakan berbagai alasan seperti transmisi yang gagal, sensor yang tidak merespon saat digunakan, dan lain-lain. Oleh sebab itu, diperlukan sebuah langkah untuk melakukan penanganan pada data missing values tersebut sebelum data tersebut dapat di analisa untuk mengatasi masalah seperti inkonsistensi, kesalahan dalam pengukuran, dan kontrol kualitas dari data cuaca sendiri [8].

Pada penelitian ini, pengimputasi missing value akan dibandingkan dengan metode statistik/konvensional dengan metode data mining. Meskipun banyak model yang bisa digunakan pada setiap modelnya, fokus dari penelitian ini adalah untuk membandingkan model yang paling umum pada masing – masing metode. Untuk metode konvensional akan dipakai model mean dan maksimum, sedangkan pada model data mining akan dibandingkan dengan metode KNN dan Neural Network. Analisis kinerja dari dua metode tadi akan dibandingkan performanya dengan menggunakan *root mean square error* (RMSE) dan digunakan untuk memperhitungkan nilai yang hilang dalam kumpulan data dan nilai yang diperhitungkan dibandingkan dengan nilai asli untuk memvalidasi dan menyimpulkan metode yang memberikan hasil imputasi yang paling tepat dengan menggunakan data cuaca yang berasal dari BMKG.

## 2. Metode Penelitian

### 2.1. Tahapan Penelitian

Tahapan metodologi penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:



Gambar 1. Tahapan Metodologi Penelitian

Data cuaca akan diambil melalui situs BMKG. Data sendiri akan diolah dengan menggunakan tools *rapidminer*. Proses pertama setelah data didapatkan adalah data akan dilakukan preprocessing lalu data akan diolah dengan menggunakan imputasi metode konvensional yaitu dengan menggunakan mean (rata-rata) dan kemudian akan dilakukan imputasi dengan menggunakan metode modern (menggunakan K-Means dan juga menggunakan Neural Network). Pada metode K-means sendiri pengujian akan dengan menggunakan centroid. Setelah data dilakukan imputasi metode baik konvensional dan juga metode modern, pada setiap metode yang dilakukan akan diuji kembali untuk mengukur tingkat performa dari setiap metode dan kemudian dibandingkan setiap metode tersebut dengan menggunakan RMSE (*Root Mean Square Error*) untuk menilai performanya.

### 2.2. Data Penelitian

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data cuaca yang dikumpulkan melalui situs BMKG. Data cuaca ini sendiri dikumpulkan dari tanggal 1 Januari 2017 hingga 2 Mei 2022 dengan jumlah 1948 data yang datanya berasal dari Stasiun Meteorologi Syamsudin Noor Banjarbaru.

Variabel target data yang digunakan pada penelitian ini adalah tingkat curah hujan di daerah banjarbaru dan sekitarnya (RR curah hujan) dan variabel bebas pada penelitian ini ada 10 yaitu tanggal, temperatur minimum (Tn), temperatur maximum (Tx), Temperatur rata-rata (Txavg), kelembapan rata-rata (RR\_avg), penyinaran matahari (SS), kecepatan angin maksimum (ff\_x), arah angin saat kecepatan maksimum (ddd\_x), kecepatan angin rata-rata (ff\_avg), arah angin terbanyak (ddd\_car). Variabel target sendiri dikategorikan dengan hujan ekstrem (jika angka

lebih dari atau sama dengan 150), hujan sangat lebat (jika angka lebih dari atau sama dengan 100), hujan lebat (jika angka lebih dari atau sama dengan 50), hujan sedang (jika angka lebih dari atau sama dengan 20), hujan ringan (jika angka lebih dari atau sama dengan 0,5), dan berawan (jika angka lebih dari atau sama dengan 0).

Tanggal	Tn Temperatur Minimum	Tx Temperatur Maksimum	Tavg Temperatur Rata-rata	RH_avg	RR Curah Hujan (sebagai Target)	ss Penyinaran Matahari	ff_x	ddd_x	ff_avg	ddd_car
01/01/17	24	31.8	28.1	81	0	2	5	220	2	SW
02/01/17	24	31.8	28	82	0	2	5	220	1	N
03/01/17	25	32.4	27.3	88	8888	2.7	3	360	2	E
04/01/17	25	31	26.3	88	1.9	4.2	5	290	2	NE
05/01/17	24	30.5	26.9	83	21.3	5	5	70	3	NE
06/01/17	23	31.2	27.3	81	0.8	1.3	4	300	2	N
07/01/17	25	32	28.1	82	14.9	3	5	290	2	N
08/01/17	24	32.6	27.7	81	20.6	3.1	5	220	2	E
09/01/17	24	33.2	28.2	78	5	5.5	5	90	2	S
10/01/17	24	31	25.4	89	0.8	6.7	3	30	1	N
11/01/17	24	32	27.4	86	28.2	1.2	4	270	1	N
12/01/17	24	30.4	26.8	86	19.6	3	5	280	2	N
13/01/17	25	27	25.2	91	1.4	0.3	5	320	2	E
14/01/17	24	31.8	27	84	2.5	2	9	280	2	W
15/01/17	23	26.2	24.1	92	41.7	6	8	260	2	N
16/01/17	22	32.2	26.4	84	15.9	0.2	4	250	2	N
17/01/17	24	30.2	26.8	85	26.8	7	5	290	2	NE
18/01/17	25	32.8	27.5	84	0.3	1.1	4	270	1	E
19/01/17	25	32.8	27.3	85	0.1	4.5	5	220	2	E

Gambar 2. Contoh Data Cuaca

### 2.3. Data Preprocessing

Data Preprocessing merupakan tahapan untuk melakukan pembersihan pada data yang sudah diambil [9]. Data Preprocessing sendiri disebut sebagai langkah utama dan yang paling kritis dalam proses *Knowledge Data Discovery* (KDD)[10][11]. Teknik ini dibutuhkan agar dapat menghilangkan *noise* dari suatu *raw data* (data mentah) untuk mengambil suatu informasi dari data tersebut. Data preprocessing sendiri terdiri atas beberapa langkah yaitu *feature extraction*, *data cleaning*, *feature selection and transformation* [12]. Dalam penelitian ini sendiri, data preprocessing digunakan untuk melakukan pencarian pada data yang hilang pada masing-masing variabel.

### 2.4. KNN (K-Nearest Neighbor)

Algoritma KNN merupakan sebuah algoritma generalisasi untuk mengukur tetangga terdekat dengan label kelas dari sample-k dengan label kelas yang akan diuji [13]. Algoritma KNN bertipe supervised machine learning yang dapat digunakan untuk permodelan klasifikasi maupun regresi. KNN banyak digunakan dalam bidang *pattern recognition*, *data mining*, dan *intrusion detection system* (IDS) dikarenakan tingginya akurasi dan tergolong efisien [14]. KNN mengklasifikasikan objek yang didasari dari training data yang mempunyai jarak yang paling dekat dengan testing data[15]. Adapun langkah yang digunakan untuk menentukan Algoritma KNN adalah sebagai berikut [16]:

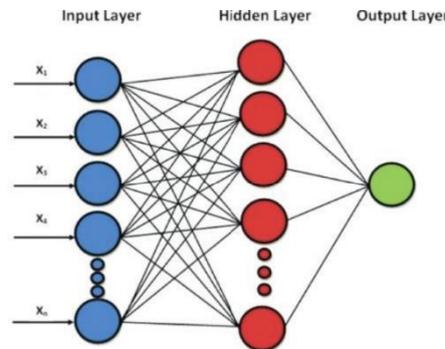
1. Menentukan parameter dari tetangga terdekatnya (K),
2. Menentukan pembobotan yang dilakukan dengan menggunakan Teknik TF-IDF,
3. Melakukan perhitungan persamaan dokumen yang digunakan dengan menggunakan *cosine similarity* yang dapat dilihat pada persamaan (1)

$$\cos(\phi_{ij}) = \frac{\sum_k (b_{ik} b_{jk})}{\sqrt{\sum_k b_{ik}^2} \sqrt{\sum_k b_{jk}^2}}$$

4. Melakukan pengurutan kemiripan dokumen dari besar ke kecil,
5. Mengambil K yang paling tinggi kemiripannya dengan dokumen lainnya yang sudah dilakukan klasifikasi lalu tentukan kelasnya.

### 2.5. Neural Network

Neural network merupakan sebuah model matematika yang disederhanakan berdasarkan suatu sel saraf pada otak manusia manusia bekerja [17], [18]. Setiap neuron di otak manusia tersebut saling terhubung juga mengirimkan informasi ke masing-masing neuron tersebut. Neuron tersebut tersusun berdasarkan dalam suatu layer yang terdiri atas *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer*[19].



Gambar 3 Neural Network Model [17]

## 3. Hasil dan Pembahasan

### 3.1. Data Preprocessing

Tahap preprocessing merupakan tahap awal dalam melakukan proses imputasi dari missing values. Pada tahap ini, akan dilakukan pencarian terhadap data yang hilang pada masing-masing variabel. Setelah itu dilakukan pengukuran untuk mengetahui variabel mana yang memiliki paling banyak missing values kemudian dilakukan imputasi dengan metode konvensional dan juga modern. Variabel ini sendiri nanti akan dibagi menjadi 2 yaitu variabel sebagai data training dan juga variabel sebagai data testing. Adapun contoh data dibagi adalah sebagai berikut:

Row No.	RR Curah Hu...	Tanggal	Tn Tempera...	Tx Tempera...	Tavg Tempe...	RH_avg	ss Penyina...	ff_x	ddd_x	ff_avg	ddd_car	Temp Rata-r...	class
1269	0.300	Apr 22, 2022	25	?	27.400	86	11.200	5	10	3	N	27.400	train
1270	?	Apr 23, 2022	24	34.500	27.900	85	6.100	6	320	2	C	27.900	train
1271	24.700	Apr 27, 2022	24	30.600	26.400	88	8.300	4	60	2	NE	26.400	train
1272	0	Apr 29, 2022	25	34	28.400	84	8.100	5	70	2	C	28.400	train
1273	?	Apr 30, 2022	25	35.400	28.700	79	7.700	3	160	2	E	28.700	train
1274	0.200	May 1, 2022	25	34	28.200	84	9.500	4	30	2	NE	28.200	train
1275	0	Jan 2, 2017	24	31.800	28	82	2	5	220	1	N	?	test
1276	8888	Jan 3, 2017	25	32.400	27.300	88	2.700	3	360	2	E	?	test
1277	15.900	Jan 16, 2017	22	32.200	26.400	84	0.200	4	250	2	N	?	test
1278	26.800	Jan 17, 2017	24	30.200	26.800	85	7	5	290	2	NE	?	test
1279	0.100	Jan 19, 2017	25	32.800	27.300	85	4.500	5	220	2	E	?	test

Gambar 4. Contoh data setelah preprocessing

### 3.2. Metode Konvensional

Pada tahap ini, data yang sudah dilakukan preprocessing akan langsung dicoba imputasinya dengan menggunakan nilai rata-rata (mean) dan juga nilai maksimum dari keseluruhan data yang ada dan diukur dengan menggunakan RMSE. Adapun hasil dengan menggunakan nilai rata-rata dan juga maksimum dapat dilihat pada Gambar 4 dan Gambar 5 berikut:

```
root_mean_squared_error
root_mean_squared_error: 1.054 +/- 0.000
```

Gambar 5 RMSE Mean

```
root_mean_squared_error
root_mean_squared_error: 5.363 +/- 0.000
```

Gambar 5. RMSE Maksimum

### 3.3. Metode Modern

Tahap pengolahan data yang dilakukan dengan metode modern ini hampir sama dengan metode konvensional. Metode modern yang digunakan pada tahap ini adalah dengan menggunakan metode KNN dan juga Neural Network. Adapun tahapan dalam melakukan imputasi dengan metode KNN dilakukan dengan 6 tahap yaitu:

1. Menentukan nilai tetangga K yang pada penelitian ini menggunakan 2 buah nilai yaitu 3 dan 5.
2. Setelah menentukan nilai tetangga K, kemudian hitung jarak dari jumlah tetangga K dengan menggunakan salah satu metrik jarak yaitu euclidean distance.
3. Ambil tetangga terdekat yang disesuaikan dengan jarak yang telah dilakukan perhitungan.
4. Pada setiap kategori yang ada, jumlah data akan dilakukan perhitungan.
5. Pada kategori yang memiliki jumlah tetangga paling banyak diterapkan sebuah titik baru.
6. Lakukan imputasi missing values dengan menggunakan KNN.

Setelah melakukan tahapan penilaian diatas, RMSE yang didapatkan pada metode KNN dengan nilai K = 3 dan K = 5 adalah sebagai berikut:

```
root_mean_squared_error
```

```
root_mean_squared_error: 0.907 +/- 0.000
```

Gambar 6 RMSE dengan Metode KNN dengan K = 3

```
root_mean_squared_error
```

```
root_mean_squared_error: 0.902 +/- 0.000
```

Gambar 7. RMSE dengan Metode KNN dengan K = 5

Tahapan yang kedua adalah dengan menggunakan metode Neural Network. RMSE yang didapatkan dari metode Neural Network adalah sebagai berikut:

```
root_mean_squared_error
```

```
root_mean_squared_error: 1.039 +/- 0.000
```

Gambar 8. RMSE dengan Metode Neural Network

### 3.4. Analisa Perbandingan Metode

Pada Tabel 1, setelah dilakukan 4 kali uji coba dengan beberapa metode, RMSE yang paling rendah didapatkan jika imputasi missing values paling tinggi yaitu dengan menggunakan metode KNN dengan K = 5. Pada metode tersebut, RMSE yang didapatkan adalah 0,902, kemudian menggunakan Metode KNN dengan K = 3 dengan RMSE 0,907, lalu dengan Metode Neural Network dengan 1,039, dan disusul dengan metode konvensional yaitu dengan imputasi memakai mean dengan 1,054 dan yang paling tinggi yaitu dengan menggunakan nilai maksimum yaitu 5,363.

Tabel 1. Perbandingan Metode Imputasi Missing Values

No	Metode	RMSE
1	Metode KNN dengan K = 5	0,902
2	Metode KNN dengan K = 3	0,907
3	Metode Neural Network	1,039
4	Mean	1,054
5	Maksimum	5,363

#### 4. Kesimpulan

Penelitian ini dilakukan untuk melakukan imputasi terhadap missing values dari data cuaca yang didapatkan dari BMKG. Ada 4 metode yang dilakukan untuk melakukan imputasi tersebut yaitu menggunakan Metode KNN, Neural Network, nilai Mean, dan nilai maksimum dari suatu variabel. Berdasarkan uji coba yang dilakukan, didapatkan hasil bahwa metode KNN dengan  $K = 5$  menghasilkan RMSE yang paling kecil dibandingkan dengan metode lainnya dengan RMSE sebesar 0,902.

#### Daftar Rujukan

- [1] S. Nikfalazar, C. H. Yeh, S. Bedingfield, and H. A. Khorshidi, "Missing data imputation using decision trees and fuzzy clustering with iterative learning," *Knowl Inf Syst*, vol. 62, no. 6, pp. 2419–2437, Jun. 2020, doi: 10.1007/s10115-019-01427-1.
- [2] W. Lan, X. Chen, T. Zou, and C. L. Tsai, "Imputations for High Missing Rate Data in Covariates Via Semi-supervised Learning Approach," *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 40, no. 3, pp. 1282–1290, 2022, doi: 10.1080/07350015.2021.1922120.
- [3] M. Alabadla *et al.*, "Systematic Review of Using Machine Learning in Imputing Missing Values," *IEEE Access*, vol. 10. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 44483–44502, 2022. doi: 10.1109/ACCESS.2022.3160841.
- [4] I. Pratama, A. E. Permanasari, I. Ardiyanto, and R. Indrayani, "A review of missing values handling methods on time-series data," in *2016 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2016 - Proceedings*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Feb. 2017. doi: 10.1109/ICITSI.2016.7858189.
- [5] N. Fazakis, G. Kostopoulos, S. Kotsiantis, and I. Mporas, "Iterative Robust Semi-Supervised Missing Data Imputation," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 90555–90569, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994033.
- [6] R. Fajar, R. Setya Perdana, and Indriati, "Implementasi Metode Naïve Bayes Dengan Perbaikan Missing Value Menggunakan Metode Nearest Neighbor Imputation Studi Kasus: Penyakit Malaria Di Kabupaten Malang," *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 8, pp. 2430–2434, Aug. 2018, [Online]. Available: <http://j-ptiik.ub.ac.id>
- [7] B. D. Chivers *et al.*, "Imputation of missing sub-hourly precipitation data in a large sensor network: A machine learning approach," *J Hydrol (Amst)*, vol. 588, Sep. 2020, doi: 10.1016/j.jhydrol.2020.125126.
- [8] E. Afrifa-Yamoah, U. A. Mueller, S. M. Taylor, and A. J. Fisher, "Missing data imputation of high-resolution temporal climate time series data," *Meteorological Applications*, vol. 27, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.1002/met.1873.
- [9] A. Hicham, P. A. Sabri, and P. H. Tairi, "A Survey on Educational Data Mining [2014-2019] 1 st," in *2020 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*, Fez, Morocco: IEEE, 2020. doi: 10.1109/ISCV49265.2020.9204013.
- [10] H. Benhar, A. Idri, and J. L. Fernández-Alemán, "Data preprocessing for heart disease classification: A systematic literature review.," *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 195. Elsevier Ireland Ltd, Oct. 01, 2020. doi: 10.1016/j.cmpb.2020.105635.
- [11] G. Gunadi, "Penerapan Algoritma K-MEANS CLUSTERING Untuk Menganalisa Transaksi Penjualan Jasa Cetak Pada Unit Print On Demand (POD) Percetakan Gramedia," *Infotech: Journal of Technology Information*, vol. 8, no. 2, pp. 117–126, Nov. 2022, doi: 10.37365/jti.v8i2.148.
- [12] Purwati Neni, Hendra Kurniawan, and Sri Karnila, *Data Mining*, vol. 1. Zahira Media Publisher, 2021.
- [13] W. Xing and Y. Bei, "Medical Health Big Data Classification Based on KNN Classification Algorithm," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 28808–28819, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2955754.
- [14] L. Xiong and Y. Yao, "Study on an adaptive thermal comfort model with K-nearest-neighbors (KNN) algorithm," *Build Environ*, vol. 202, Sep. 2021, doi: 10.1016/j.buildenv.2021.108026.
- [15] A. Nikmatul Kasanah and U. Pujiyanto, "Penerapan Teknik SMOTE untuk Mengatasi Imbalance Class dalam Klasifikasi Objektivitas Berita Online Menggunakan Algoritma KNN," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 3, no. 2, pp. 196–201, Jun. 2019.
- [16] A. Dwiki, A. Putra, and S. Juanita, "Analisis Sentimen Pada Ulasan Pengguna Aplikasi Bibit Dan Berekta Dengan Algoritma KNN," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 2, 2021, [Online]. Available: <http://jurnal.mdp.ac.id>
- [17] R. Ridwan, H. Lubis, and P. Kustanto, "Implementasi Algoritma Neural Network dalam Memprediksi Tingkat Kelulusan Mahasiswa," *Jurnal Media Informatika Budidarma*, vol. 4, no. 2, p. 286, Apr. 2020, doi: 10.30865/mib.v4i2.2035.
- [18] E. Saraswati, Y. Umaidah, and A. Voutama, "Penerapan Algoritma Artificial Neural Network untuk Klasifikasi Opini Publik Terhadap Covid-19," *Generation Journal*, vol. 5, no. 2, pp. 2580–4952, 2021.

- [19] F. S. Nugraha, M. J. Shidiq, and S. Rahayu, "Analisis Algoritma Klasifikasi Neural Network Untuk Diagnosis Penyakit Kanker Payudara," *Jurnal Pilar Nusa Mandiri*, vol. 15, no. 2, pp. 149–156, Aug. 2019, doi: 10.33480/pilar.v15i2.601.