

# UAS E-Bisnis

*by* Cahaya Putra Irvan

---

**Submission date:** 30-Jan-2024 05:34PM (UTC+0700)

**Submission ID:** 2281990342

**File name:** uas\_ebis.docx (146.85K)

**Word count:** 2451

**Character count:** 16657

**UJIAN AKHIR SEMESTER**  
**IMPLEMENTASI TEKNIK RESAMPLING DATA PADA**  
**DECISSION TREE CLASSIFIER UNTUK KLASIFIKASI**  
**PENYAKIT JANTUNG**



Disusun oleh:  
Irvan Cahaya Putra  
P31.2022.02550

**9**  
**PROGRAM MAGISTER TEKNIK INFORMATIKA**

**FAKULTAS ILMU KOMPUTER**

**UNIVERSITAS DIAN NUSWANTORO**

**SEMARANG**

**2024**

## PENDAHULUAN

## 1.1.Latar Belakang

Jantung merupakan organ yang sangat penting bagi tubuh setiap manusia. Jantung dapat dikatakan sebagai alat utama dalam kehidupan manusia. Kesehatan jantung dapat dipengaruhi oleh berbagai faktor seperti pola hidup, usia, keturunan, dan lain sebagainya. Kesehatan jantung sudah seharusnya dijaga, tetapi sebagian besar masyarakat Indonesia terutama masyarakat awam sangat kurang dalam memperhatikan kesehatan jantungnya (Hoendarto et al., 2020).

Jantung yang tidak dijaga kesehatannya, seperti tidak memperhatikan pola hidup, adanya riwayat penyakit jantung, dan lain sebagainya dapat menyebabkan penyakit. Penyakit jantung sering disebut sebagai penyakit arteri koroner yang merujuk pada gangguan patologis pada arteri koroner atas kondisi aterosklerosis. Aterosklerosis terjadi karena adanya plak yang mengakibatkan pengerasan dan penebalan dinding pembuluh darah. Proses pembentukan plak juga dapat mengurangi kecepatan aliran darah bahkan menyebabkan penyumbatan, serta dapat mengakibatkan kurangnya suplai nutrisi dan oksigen pada jaringan yang bergantung pada arteri tersebut (Hanifah et al., 2021).

Penyakit jantung termasuk ke dalam Penyakit Tak Menular (PTM) yang paling banyak menyebabkan kematian di Indonesia. Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik (BPS) yang dihimpun dari tahun 2017-2022, total kematian penduduk Indonesia sekitar 8,08 juta dan 7,04 juta kasus kematiannya disebabkan oleh penyakit tak menular (sumber: <https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2023/08/11/kematian-akibat-penyakit-tidak-menular-paling-banyak-ditemukan-di-indonesia>). Lebih lanjut, penyakit jantung menduduki urutan ke tujuh dari penyakit tak menular yang menyebabkan kasus kematian (Setiawati et al., 2021). Seseorang yang memiliki penyakit jantung sangat rentan terhadap penyakit lain, salah satunya penyakit

yang disebabkan virus. Oleh karena itu, pencegahan penyakit jantung lebih penting dari pada pengobatan setelah penyakit terjadi.

Pencegahan penyakit jantung dapat dimulai dari pendeteksian dini adanya riwayat penyakit jantung, pengaturan pola hidup yang baik dan sehat seperti mengonsumsi makanan sehat, olahraga, serta istirahat yang cukup. Selain itu, setiap individu harus memiliki pengetahuan yang baik tentang faktor-faktor resiko penyakit jantung. Seperti halnya yang dijelaskan oleh (Pradana et al., 2022) bahwa, terdapat dua faktor resiko penyakit jantung yaitu faktor resiko yang dapat diubah dan tidak dapat diubah. Faktor resiko yang tidak dapat diubah antara lain usia, jenis kelamin, serta genetik atau keturunan. Sedangkan faktor resiko yang dapat diubah antara lain hipertensi, kolesterol tinggi, obesitas, diabetes, kurang aktivitas fisik, dan konsumsi alkohol berlebih.

World Health Organization (WHO) menyebutkan bahwa kematian akibat penyakit jantung mencapai 17,8 juta di dunia. Lebih lanjut, Kemenkes RI menyebutkan bahwa kasus kematian akibat penyakit jantung di Indonesia pada tahun 2023 mencapai 650.000 penduduk. Banyaknya kasus tersebut menyiratkan bahwa sebagian besar masyarakat Indonesia belum menanggapi penyebab penyakit jantung dengan serius. Banyak kondisi terjadi setelah melakukan pemeriksaan kesehatan, dokter mendeteksi adanya penyakit dengan stadium yang sudah tinggi. Hal tersebut terjadi karena kurangnya akses informasi/media menjadi alasan penderita terlambat untuk memeriksakan diri ke dokter.

Kurangnya akses untuk mencari informasi tentang penyakit jantung ini menyebabkan peningkatan angka kematian setiap tahunnya (Bianto et al., 2020). Karena itu dibutuhkan sebuah sistem yang mampu digunakan untuk mengidentifikasi penyakit jantung. Seiring berjalannya waktu, teknologi machine learning banyak digunakan dalam dunia kesehatan. Salah satu teknik machine learning yang dapat digunakan adalah Decision Tree. Namun, terdapat sebuah permasalahan akan keterbatasan data yang bersumber dari dunia kesehatan. Oleh karena itu, Implementasi teknik resampling merupakan salah satu cara yang tepat untuk mengatasi permasalahan tersebut.

## 1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang permasalahan yang telah diuraikan, pembahasan pada penelitian ini akan difokuskan pada:

1. Bagaimana teknik machine learning dapat diimplementasikan untuk mengklasifikasikan penyakit jantung melalui penggunaan algoritma Decision Tree?
2. Bagaimana peranan teknik resampling dalam mengatasi permasalahan akan terbatasnya data penelitian?
3. Bagaimana analisis performa dari teknik machine learning dan teknik resampling dalam melakukan tugas klasifikasi penyakit jantung?

## 1.3.Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan, tujuan dari penelitian ini antara lain:

1. Mengetahui penerapan teknik machine learning untuk mengklasifikasikan penyakit jantung melalui penggunaan algoritma Decision Tree.
2. Mengetahui peranan teknik resampling untuk mengatasi permasalahan akan terbatasnya data penelitian.
3. Mengetahui performa dari teknik machine learning dan teknik resampling dalam melakukan tugas klasifikasi penyakit jantung.

## **BAB II**

### **METODE PENELITIAN**

#### **2.1. Kerangka Penelitian**

Berdasarkan gambar 1, proses penelitian dimulai dengan akuisisi datasets yang dipaparkan di bagian 2.2. Pada tahap selanjutnya pre-processing data dipaparkan pada bagian 2.3. Selanjutnya, datasets yang dimiliki dilatih menggunakan Decision Tree Classifier dipaparkan pada bagian 2.4. Pada tahap akhir, evaluasi kinerja model dilakukan guna mengetahui model dengan performa terbaik, dipaparkan pada bagian 2.5

#### **2.2. Datasets**

Datasets yang digunakan dalam penelitian ini bersumber dari penelitian terdahulu oleh (Janosi Andras & Detrano, 1988) yang diunduh melalui laman UC Irvine Machine Learning Repository melalui tautan berikut: <https://archive.ics.uci.edu/dataset/45/heart+disease>. Datasets terdiri dari 4 database yang dikumpulkan dari 4 daerah berbeda, yaitu Cleveland, Hungary, Switzerland, dan VA Long Beach. Namun, pada penelitian ini record data yang digunakan hanya bersumber dari Hungarian. Hungarian datasets terdiri dari 14 atribut, 13 atribut fitur dan 1 atribut label, dengan total 294 record data yang terbagi kedalam 2 kelas yang tidak seimbang. Keseluruhan deskripsi Hungarian datasets direpresentasikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Deskripsi Datasets

Attribute	Description		
	Status	Data type	Range Data
Age	Features	Numeric (Integer)	28 - 66 year
Sex	Features	Categorical	0(F) - 1(M)
Cp	Features	Categorical	1 - 4
Trestbps	Features	Numeric (Integer)	92 - 200 mmHg
Chol	Features	Numeric (Integer)	85 – 603 mg/dl
Fbs	Features	Categorical	0(F) – 1(T)
Restecg	Features	Categorical	0-2
Thalach	Features	Numeric (Integer)	82-190
Exang	Features	Categorical	0(F) – 1(T)
Oldpeak	Features	Numeric (Integer)	0 - 5
Slope	Features	Categorical	1 - 3
Ca	Features	Numeric (Integer)	0
Thal	Features	Categorical	3 - 7
Num	Labels	Numeric (Integer)	0(H) - 1(D)

### 2.3. Pre-processing Data

Pembersihan data dilakukan dalam preprocessing, tahapan ini meliputi pengisian nilai yang hilang, penghapusan data duplikat, dan merekonstruksi format data. Selanjutnya teknik resampling diimplementasikan, teknik yang digunakan merujuk pada penelitian terdahulu yang dilakukan oleh (Mbunge et al., 2023), yaitu SMOTE, SMOTETomek, dan SMOTEENN.

SMOTE merupakan teknik oversampling berbasis metode K-Nearest Neighbor yang mensintetis data pada kelas minoritas untuk menyeimbangkan seluruh kelas dalam dataset (Chawla et al., 2002). SMOTETomek merupakan kombinasi teknik oversampling berbasis SMOTE dan undersampling berbasis Tomek Links. Ide utama SMOTETomek adalah menerapkan Tomek Links

untuk menghilangkan sampel mayoritas yang mendekati batas antara dua kelas dengan tujuan meningkatkan jarak pemisahan antara dua kelas dan mengurangi jumlah sampel data yang overlap (G. E. Batista et al., 2003). Serupa dengan SMOTETomek, SMOTEENN merupakan teknik oversampling berbasis SMOTE yang dikombinasikan dengan Edited Nearest Neighbor (ENN) untuk data undersampling. ENN merupakan metode undersampling berdasarkan K-NN (G. E. A. P. A. Batista et al., 2004).

#### 2.4. Skenario Pelatihan

Datasets selanjutnya dilatih menggunakan algoritma Deccission Tree (DT). DT merupakan salah satu algoritma yang cocok untuk menyelesaikan tugas klasifikasi maupun regresi. DT terinspirasi dari struktur dari sebuah pohon yang menyerupai diagram yang mana node internal menunjukkan fitur, cabang menunjukkan aturan, dan node daun menunjukkan hasil dari algoritma. Dari interpretasi tersebut menyebabkan Decision Tree memiliki kemampuan menyederhanakan proses pengambilan keputusan yang rumit menjadi proses yang lebih sederhana (Priyanka & Kumar, 2020).

Guna memaksimalkan hasil pelatihan, optimasi hyperparameter diimplementasikan menggunakan teknik Grid Search, hyperparameter yang dioptimasi antara lain: Criterion (gini, entropy), max\_depth (1, 21), min\_sample\_leaf (1, 20, 2), dan min\_sample\_split (2, 5). Pada tahap akhir, K-fold cross validation diimplementasikan untuk evaluasi performa model.

#### 2.5. Evaluasi Kinerja

Teknik validasi silang K-fold cross Validation diimplementasikan untuk mengevaluasi kinerja machine learning model yang telah dilatih. Metode ini memungkinkan untuk mengevaluasi seluruh data yang dimiliki, berbeda dengan split validation yang terbatas akan data pengujian, sehingga metode ini lebih minim akan bias. Dalam pengimplementasiannya nilai K yang digunakan



adalah 5, nilai default dari library scikitlearn. Tidak terdapat aturan dalam penetapan nilai K, namun berdasarkan (Kuhn & Johnson, 2013) dan (James et al., 2012) nilai K yang sering digunakan antara lain K=5 dan K=10.

Dari hasil pengujian didapati nilai True Positive (TP), True Negative (TN), False Positive (FP), dan False Negative (FN) sehingga metrik accuracy, precision, recall, dan f1-score dapat dikalkulasi melalui persamaan (1)-(4).

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$f1\_score = 2 \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (4)$$

### BAB III

#### HASIL DAN PEMBAHASAN

Metode yang diusulkan dijalankan menggunakan tools Google Colaboratory dengan T4 GPU. Tabel berikut merepresentasikan jumlah data setelah implementasi teknik resampling.

Tabel 2. Distribusi Sampel Data Setiap Kelas

Teknik Resampling	Kelas		Total Data
	0 (Sehat)	1 (Sakit)	
Base Data	188	106	294
SMOTE	188	188	376
SMOTETomek	167	167	334
SMOTEENN	93	43	136

Berdasarkan tabel diatas, datasets dengan kelas yang seimbang terjadi ketika SMOTE dan SMOTETomek diimplementasikan. Hal ini terjadi karena SMOTE bekerja dengan menyintesis data pada kelas minoritas sehingga jumlah data menjadi seimbang dengan kelas mayoritas. Berbeda dengan kedua teknik lainnya, SMOTETomek dan SMOTEENN merupakan kombinasi dari teknik oversampling dan undersampling. Tomek Links dan Edited Nearest Neighbor (ENN) merupakan 2 algoritma berbeda sehingga menimbulkan adanya perbedaan kalkulasi dalam melakukan undersampling. ENN berperan lebih signifikan dalam melakukan undersampling sebuah data karena ENN bekerja dengan menghapus data yang dianggap sebagai noise setelah implementasi SMOTE. Penurunan sampel data yang signifikan mengindikasikan bahwa karakteristik dari dataset tersebut banyak sampel data yang dianggap noise sehingga terjadi penurunan sampel yang signifikan. Tabel dibawah ini merepresenrasikan performa dari machine learning model setelah dilatih menggunakan algoritma decision tree.

Tabel 3. Performa Pelatihan Model

Teknik Resampling	Metric (%Avg)				Training Time
	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	
Base	78.57	78.33	78.57	78.35	<b>21.9 s</b>
SMOTE	81.45	81.65	81.45	81.42	22.7 s
SMOTETomek	80.32	80.44	80.2	80.28	24.5 s
SMOTEENN	<b>83.63</b>	<b>83.45</b>	<b>83.63</b>	<b>89.77</b>	23.7 s

Tabel 4. Performa Pengujian Model

Teknik Resampling	Metric (%Avg)			
	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
Base	77.58	78.8	77.58	77.4
SMOTE	81.39	81.75	81.39	81.31
SMOTETomek	78.76	79.08	78.76	78.69
SMOTEENN	<b>89.71</b>	<b>90.63</b>	<b>89.71</b>	<b>89.77</b>

Berdasarkan tabel diatas diketahui bahwa dengan implementasi teknik resampling, performa dari machine learning model menjadi lebih baik dengan hasil tertinggi diraih melalui penggunaan SMOTEENN dengan diikuti SMOTE dan terakhir SMOTETomek. Tanpa implementasi teknik resampling, performa machine learning model masih kurang dalam mengklasifikasikan sampel data dari kelas minoritas, hal ini dapat diketahui dari hasil pengujian metrik F1-score yang hanya mencapai 77.4%. Nilai tersebut merupakan yang terendah dibandingkan dengan skenario permodelan lain dengan implementasi teknik resampling.

Performa tertinggi diraih melalui pengimplementasian SMOTEENN meskipun dengan jumlah sampel data yang paling sedikit. Hal ini terjadi karena sampel data yang dianggap sebagai bias oleh ENN telah dihilangkan dengan jumlah yang cukup signifikan, yang membuat sampel data dari tiap kelas menjadi lebih spesifik. Hal ini yang menjadikan performa model meningkat meskipun terjadi pengurangan

sampel data yang dianggap bias dengan jumlah yang cukup signifikan. Dengan jumlah sampel daya yang cenderung lebih sedikit dibandingkan skenario lainnya, waktu komputasi yang dibutuhkan untuk tahap pelatihan tidaklah berbeda secara signifikan. Perbedaan waktu hanya terpaut  $\pm 1-3$  detik saja untuk setiap fold yang berlangsung.

Tabel 5. Komparasi Performa Model

Metode	Datasets	Accuracy	Sumber
Random Forest + CHI-PCA	Hungarian	99%	(Gárate-Escamila et al., 2020)
FCMIM-SVM	Cleveland	92.37%	(Li et al., 2020)
Decission Tree + SMOTEENN	Hungarian	89.71%	Penelitian ini
Artificial Neural Network	Cleveland	85.68%	(Radhika & Thomas George, 2021)
BayesNet Classifier + Chi-squared	Cleveland	85%	(Spencer et al., 2020)

Tabel diatas menunjukkan perbandingan metode usulan dengan penelitian terdahulu. Dengan sumber datasets yang sama, UCI Machine Learning Repository, Heart Disease Datasets, metode yang diusulkan belum mencapai performa yang tertinggi. Beberapa penelitian terkait meraih hasil tertinggi melalui implementasi seleksi fitur dan reduksi dimensi.

**PENUTUP**

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, disimpulkan bahwa implementasi teknik resampling mampu mendongkrak performa Decision Tree Classifier. Dalam penelitian ini tidak dijalankan sebuah skenario hanya undersampling mengingat jumlah data yang sangat terbatas dan tidak ideal sehingga dipilih kombinasi antara oversampling dan undersampling. Melalui kombinasi tersebut, performa tertinggi dicapai melalui implementasi SMOTEENN, yaitu sebesar 89.71%. hasil tersebut bukanlah yang terbaik dibandingkan dengan beberapa penelitian terdahulu, sehingga untuk penelitian kedepan disarankan untuk melakukan kombinasi datasets agar data awal menjadi lebih banyak, dengan mengimplementasikan teknik resampling, dan seleksi fitur pada teknik klasikal machine learning lain ataupun pada teknik deep learning guna mengoptimalkan performa model.

## REFERENSI

- Batista, G. E. A. P. A., Prati, R. C., & Monard, M. C. (2004). A study of the behavior of several methods for balancing machine learning training data. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 6(1), 20–29. <https://doi.org/10.1145/1007730.1007735>
- Batista, G. E., Bazzan, A. L. C., Monard, M.-C., Batista, G. E. A. P. A., & Monard, M. C. (2003). *Balancing Training Data for Automated Annotation of Keywords: a Case Study*. Missing data imputation View project Automatic Genetic Generation of Fuzzy Classification Systems. View project Balancing Training Data for Automated Annotation of Keywords: a Cas. May 2014. <https://www.researchgate.net/publication/221322870>
- Bianto, M. A., Kusriani, K., & Sudarmawan, S. (2020). Perancangan Sistem Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Naïve Bayes. *Creative Information Technology Journal*, 6(1), 75. <https://doi.org/10.24076/citec.2019v6i1.231>
- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16(Sept. 28), 321–357. <https://arxiv.org/pdf/1106.1813.pdf><http://www.snopes.com/horrors/insects/telamonia.asp>
- Gárate-Escamila, A. K., Hajjam El Hassani, A., & Andrès, E. (2020). Classification models for heart disease prediction using feature selection and PCA. *Informatics in Medicine Unlocked*, 19. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2020.100330>
- Hanifah, W., Oktavia, W. S., & Nisa, H. (2021). Faktor Gaya Hidup Dan Penyakit Jantung Koroner: Review Sistematis Pada Orang Dewasa Di Indonesia. *Penelitian Gizi Dan Makanan (The Journal of Nutrition and Food Research)*, 44(1), 45–58. <https://doi.org/10.22435/pgm.v44i1.4187>
- Hoendarto, G., Iskandar, R. J., & Avio, D. (2020). Penerapan Metode Backward

Chaining Dalam Perancangan Sistem Pakar Pendiagnosa Penyakit Jantung.  
*Jurnal InTekSis*, 7(1), 62–71.

James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2012). An Introduction to Statistical Learning. In *Current Medicinal Chemistry* (Vol. 7, Issue 10).  
<https://doi.org/10.2174/0929867003374372>

Janosi Andras, S. W. P. M., & Detrano, R. (1988). *Heart Disease*. UCI Machine Learning Repository. <https://doi.org/https://doi.org/10.24432/C52P4X>

Kuhn, M., & Johnson, K. (2013). Applied Predictive Modeling with Applications in R. In *Springer* (Vol. 26).  
[http://appliedpredictivemodeling.com/s/Applied\\_Predictive\\_Modeling\\_in\\_R.pdf](http://appliedpredictivemodeling.com/s/Applied_Predictive_Modeling_in_R.pdf)

Li, J. P., Haq, A. U., Din, S. U., Khan, J., Khan, A., & Saboor, A. (2020). Heart Disease Identification Method Using Machine Learning Classification in E-Healthcare. *IEEE Access*, 8(MI), 107562–107582.  
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3001149>

Mbunge, E., Sibiya, M. N., Takavarasha, S., Millham, R. C., Chemhaka, G., Muchemwa, B., & Dzinamarira, T. (2023). Implementation of ensemble machine learning classifiers to predict diarrhoea with SMOTEENN, SMOTE, and SMOTETomek class imbalance approaches. *2023 Conference on Information Communications Technology and Society (ICTAS)*, 1–6.  
<https://doi.org/10.1109/ICTAS56421.2023.10082744>

Pradana, D., Luthfi Alghifari, M., Farhan Juna, M., & Palaguna, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Jantung Menggunakan Metode Artificial Neural Network. *Indonesian Journal of Data and Science*, 3(2), 55–60.  
<https://doi.org/10.56705/ijodas.v3i2.35>

Priyanka, & Kumar, D. (2020). Decision tree classifier: A detailed survey. *International Journal of Information and Decision Sciences*, 12(3), 246–269.  
<https://doi.org/10.1504/ijids.2020.108141>

Radhika, R., & Thomas George, S. (2021). Heart Disease Classification Using Machine Learning Techniques. *Journal of Physics: Conference Series*, 1937(1), 1137–1144. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1937/1/012047>

Setiawati, E., Sjaaf, F., & Suharni, S. (2021). Pkm Pasien Puskesmas Dadok-Tunggul-Hitam Tentang Gaya Hidup Orang-Dengan-Faktor-Risiko Dan Penyandang Penyakit-Tidak-Menular Di Era Pandemi Covid-19. *Seminar Nasional ADPI Mengabdikan Untuk Negeri*, 3(1), 1–7. <https://doi.org/10.47841/adpi.v3i1.210>

Spencer, R., Thabtah, F., Abdelhamid, N., & Thompson, M. (2020). Exploring feature selection and classification methods for predicting heart disease. *Digital Health*, 6, 1–10. <https://doi.org/10.1177/2055207620914777>



## LAMPIRAN

## ORIGINALITY REPORT

15%

SIMILARITY INDEX

15%

INTERNET SOURCES

5%

PUBLICATIONS

%

STUDENT PAPERS

## PRIMARY SOURCES

1

[repository.uin-suska.ac.id](https://repository.uin-suska.ac.id)

Internet Source

2%

2

[jurnal.yoctobrain.org](https://jurnal.yoctobrain.org)

Internet Source

2%

3

Ilgin Gokasar, Kaan Aytekin. "Accident Lane Prediction Using Probabilistic Inference", 2019 6th International Conference on Models and Technologies for Intelligent Transportation Systems (MT-ITS), 2019

Publication

1%

4

[lib.unnes.ac.id](https://lib.unnes.ac.id)

Internet Source

1%

5

[repository.unimugo.ac.id](https://repository.unimugo.ac.id)

Internet Source

1%

6

[bundowidiafitri.blogspot.com](https://bundowidiafitri.blogspot.com)

Internet Source

1%

7

[digilib.esaunggul.ac.id](https://digilib.esaunggul.ac.id)

Internet Source

1%

8

[databoks-series.katadata.co.id](https://databoks-series.katadata.co.id)

Internet Source

1 %

9

[pps.dinus.ac.id](http://pps.dinus.ac.id)

Internet Source

1 %

10

[garuda.kemdikbud.go.id](http://garuda.kemdikbud.go.id)

Internet Source

<1 %

11

[ojs.unidha.ac.id](http://ojs.unidha.ac.id)

Internet Source

<1 %

12

[geotimes.id](http://geotimes.id)

Internet Source

<1 %

13

[journal.widyadharma.ac.id](http://journal.widyadharma.ac.id)

Internet Source

<1 %

14

[link.springer.com](http://link.springer.com)

Internet Source

<1 %

15

[repository.unsri.ac.id](http://repository.unsri.ac.id)

Internet Source

<1 %

16

Yuxiang Lin, Wei Dong, Yuan Chen.  
"Calibrating Low-Cost Sensors by a Two-Phase Learning Approach for Urban Air Quality Measurement", Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2018

Publication

<1 %

17

[digilib.uin-suka.ac.id](http://digilib.uin-suka.ac.id)

Internet Source

<1 %

18

ejournal3.undip.ac.id

Internet Source

&lt;1 %

19

id.123dok.com

Internet Source

&lt;1 %

20

jurnal.stis.ac.id

Internet Source

&lt;1 %

21

open.metu.edu.tr

Internet Source

&lt;1 %

22

repository.untar.ac.id

Internet Source

&lt;1 %

Exclude quotes Off

Exclude matches Off

Exclude bibliography On