

PEMANFAATAN STFT DAN CNN DALAM PENGOLAHAN DATA SUARA UNTUK MENGLASIFIKASIKAN SUARA BATUK

¹⁾Indri Nurfiani, ²⁾Jumadi, ³⁾Muhammad Deden Firdaus

^{1,2,3)}Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi,

Universitas Islam Negeri Sunan Gunung Djati

^{1,2,3)}Jl. A.H. Nasution No.105A, Bandung, Jawa Barat

E-mail : indrinurfiani99@gmail.com, jumadi@uinsgd.ac.id, deden@uinsgd.ac.id

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem evaluasi otomatis suara batuk guna mengembangkan sistem evaluasi otomatis suara batuk guna meningkatkan akurasi diagnosa penyakit pernafasan. Dalam studi ini, digunakan metode *Short-Time Fourier Transform* (STFT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk klasifikasi suara batuk menjadi batuk kering dan berdahak. Model Naïve Bayes kemudian digunakan untuk mengidentifikasi penyakit pernafasan berdasarkan hasil klasifikasi batuk. Pengujian dilakukan dengan menggunakan dataset suara batuk yang tersedia, menghasilkan akurasi klasifikasi batuk dengan akurasi 82% dan akurasi identifikasi penyakit pernafasan menggunakan Naïve Bayes sebesar 71,43%. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa sistem yang dikembangkan mampu mengklasifikasikan jenis batuk dan mengidentifikasi penyakit dengan akurasi yang memadai. Sistem ini berpotensi meningkatkan pencegahan dan pengelolaan penyakit pernafasan di daerah dengan sumber daya terbatas, serta dapat menjadi alat bantu yang signifikan dalam praktik medis untuk diagnose yang lebih cepat dan akurat. Selain itu, penelitian ini membuka peluang untuk pengembangan lebih lanjut dalam teknologi deteksi dan diagnose penyakit melalui analisis suara, memberikan manfaat luas bagi masyarakat dan bidang kesehatan.

Kata Kunci: Suara batuk, STFT, CNN, Naïve Bayes, penyakit pernafasan.

ABSTRACT

This research aims to develop an automatic cough sound evaluation system to improve the accuracy of respiratory disease diagnosis. In this study, the Short-Time Fourier Transform (STFT) and Convolutional Neural Network (CNN) methods were used to classify cough sounds into dry and wet coughs. The Naïve Bayes model was then used to identify respiratory diseases based on the cough classification results. Testing was conducted using the available cough sound dataset, resulting in a cough classification accuracy of 82% and a respiratory disease identification accuracy using Naïve Bayes of 71.43%. The evaluation results indicate that the developed system can accurately classify cough types and identify diseases. This system has the potential to enhance the prevention and management of respiratory diseases in resource-limited areas and can be a significant tool in medical practice for faster and more accurate diagnoses. Furthermore, this research opens opportunities for further development in disease detection and diagnosis technology through sound analysis, providing wide-ranging benefits for society and the healthcare sector.

Keyword: Cough Sound, STFT, CNN, Naïve Bayes, respiratory diseases.

PENDAHULUAN

Suara batuk dapat memberikan petunjuk mengenai kondisi sistem pernafasan seseorang, dan untuk meningkatkan keakuratan diagnosa penyakit pernafasan, pengembangan evaluasi suara batuk otomatis menjadi suatu kebutuhan yang mendesak. Beberapa kelompok di seluruh dunia telah aktif menggunakan dataset suara batuk yang diperoleh dari partisipasi masyarakat untuk membangun model klasifikasi batuk yang dapat memberikan kontribusi signifikan dalam dunia medis[1]. Infeksi pernafasan, yang dapat berdampak

serius pada nyawa manusia dan ekonomi secara keseluruhan, menjadi perhatian utama dalam konteks ini, terutama di negara-negara dengan sumber daya terbatas untuk perawatan[2].

Sebagian besar batuk merupakan batuk akut[3]. Batuk juga dapat menjadi gejala penyakit serius yang dapat menyebar melalui percikan dahak[4][5]. Harapannya, masyarakat dapat dengan cepat merespons gejala ini dengan pencegahan yang tepat, seperti menggunakan masker atau menjaga jarak fisik, untuk melindungi diri dan orang di sekitarnya dari

potensi penyebaran penyakit[6].

Ahli medis dapat mengklasifikasikan batuk melalui pemeriksaan fisik dan riwayat klinis pasien. Dikatakan batuk berdahak ketika seseorang mengalami batuk disertai adanya dahak pada tenggorokan[7]. Sedangkan dikatakan batuk kering ketika seseorang mengalami batuk namun tidak disertai adanya sekresi dahak dalam saluran napas[7][8]. Namun saat ini sudah ada teknologi yang lebih praktis untuk mengidentifikasinya.

Berbagai penelitian terkait deteksi batuk telah dilakukan, diantaranya Vikran Bhateja et al., melakukan penelitian untuk analisis otomatis sinyal suara batuk dengan menggunakan metode *Support Vector Machines (SVM)*. *Fourth Order Butterworth High Pass Filter (FOBHPF)* diterapkan dalam tahap *pre-processing* diikuti dengan mengekstraksi fitur dan klasifikasi dengan menggunakan SVM. Hasil akurasi yang diperoleh dari penelitian ini adalah 98.9%[9]. Penelitian lain dimana rekaman batuk diubah dengan *Mel Frequency Cepstral Coefficient* dan dimasukkan ke dalam arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* yang terdiri dari satu lapisan biomarkes Poisson dan 3 ResNet50. Ketika divalidasi dengan subjek yang didiagnosis menggunakan tes resmi, model mencapai sensitivitas COVID-19 sebesar 98.5% dengan spesifitas sebesar 94.2%[10].

Berdasarkan penelitian deteksi suara batuk dengan menggunakan SincNet, sebuah *convolutional neural network* satu dimensi yang menggunakan fungsi sinc dalam *layer* pertama untuk menemukan filter bermakna dalam audio signal, dan unit rekurent bertautan ganda. Akurasi validasi sebesar 0,9509 dan akurasi uji sebesar 0.9496 berhasil dicapai dalam mendeteksi bingkai suara batuk dan

bukan batuk dalam rekaman audio menggunakan metode tersebut[11]. Saiful Huq et al., pada penelitiannya menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan model ResNet18 untuk mengklasifikasikan batuk kering dan batuk berdahak. Penelitian ini menyatakan bahwa penggunaan kombinasi *augmentasi reverb* dan *noise* dapat memberikan peningkatan yang lebih baik dibandingkan bentuk augmentasi saja/tradisional. Sehingga dalam penelitian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 95%[12]. Penelitian lain juga dilakukan oleh Filipe Barata et.,al (2019) dengan menggunakan arsitektur *convolutional neural network* dan *ensemble based classifier* guna mengurangi keridaksesuaian antar perangkat. Mereka melakukan studi laboratorium dengan 43 subjek dan merekam 6737 sampel batuk. Penelitian yang dilakukan menghasilkan akurasi rata-rata dalam rentang 85.9% dan 90.9%[13].

Berbagai penelitian terkait klasifikasi penyakit pernafasan juga telah dilakukan oleh beberapa peneliti, diantaranya Saleh et al., melakukan penelitian untuk meningkatkan akurasi diagnosis asma, bronkitis, dan pneumonia pada anak usia di bawah dua tahun. Dua model machine learning dicoba dan dibandingkan kinerjanya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Naïve Bayes lebih unggul dengan akurasi 99,71 persen dibandingkan dengan model regresi logistik[14]. Ahasan et al., melakukan penelitian dengan MFCC dan CNN, hasil penelitian menunjukkan akurasi klasifikasi penyakit pernafasan sebesar 94,57% dengan nilai *Area under the Receiver Operating Characteristic Curve (AUC)* sebesar 0,93. Sementara itu, akurasi klasifikasi antara pasien Covid-19 dan orang sehat berdasarkan rekaman batuk mencapai 85,62% dengan nilai AUC 0,84[15].

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan STFT dan CNN pada dataset suara batuk dan juga mengimplementasikan Naïve Bayes untuk melakukan identifikasi lebih lanjut penyakit pernafasan.

METODE

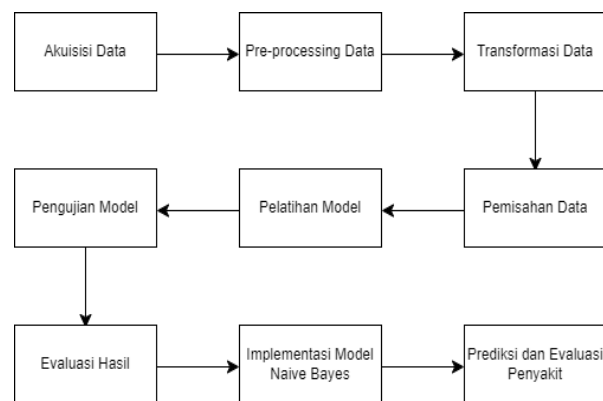
Analisis Kebutuhan

Pada penelitian ini dibutuhkan data berupa data suara batuk berdahak dan kering, juga dataset klinis untuk melakukan identifikasi lanjutan penyakit pernafasan. Data tersebut dapat diperoleh dari orang – orang yang sedang mengalami gejala batuk atau dapat juga diperoleh dari kaggle. Berikutnya dibutuhkan tools Google Colaboratory untuk implementasi STFT, CNN, dan Naïve Bayes dalam bahasa pemrograman Python.

Tahapan Penelitian

Pada penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 1. Tahapan akuisisi data merupakan proses pengumpulan data suara batuk, baik dari individu dengan batuk kering maupun berdahak. Tahapan berikutnya adalah tahap *pre-processing* data, pada tahap ini pengambilan dan pengacakan file untuk menghindari bias urutan. Tahap transformasi data menggunakan STFT dilakukan untuk mengubah gelombang suara menjadi spektogram. Tahap pemisahan data juga dilakukan dimana pada tahapan tersebut data dibagi menjadi set pelatihan dan set pengujian untuk memastikan evaluasi model yang adil dan akurat. Tahap berikutnya yang dilakukan adalah pelatihan model menggunakan model CNN dan model dilatih menggunakan data pelatihan selama sejumlah epoch yang ditentukan. Model yang telah dilatih kemudian diuji menggunakan data uji untuk mengukur

kinerja nya dalam tahapan pengujian model. Tahap selanjutnya adalah evaluasi hasil, hasil dari model dievaluasi untuk menentukan seberapa baik model dapat membedakan antara batuk kering dan berdahak. Tahap implementasi model Naïve Bayes dilakukan, dalam tahapan ini dilakukan *pre-processing* data, pelatihan dan evaluasi model Naïve Bayes. Tahap terakhir yang dilakukan adalah prediksi dan evaluasi penyakit, Dimana hasil prediksi dibandingkan dengan label asli untuk menghitung akurasi.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

HASIL

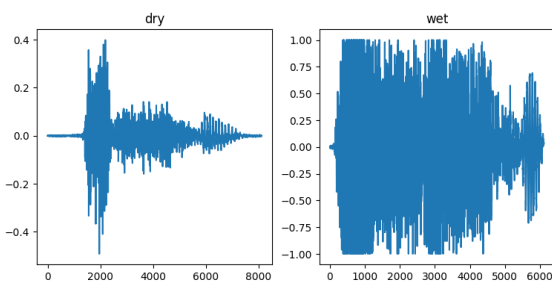
Akuisisi Data

Penelitian ini memanfaatkan dataset suara batuk dari kaggle untuk melatih dan menguji model machine learning dalam mendiagnosis jenis batuk. Dataset suara batuk kering dan batuk berdahak diunduh dari kaggle dan terorganisir dengan baik, dengan setiap rekaman diberi label jenis batuknya. Data kemudian dipisahkan menjadi dua direktori: pelatihan dan pengujian. Hasilnya adalah kumpulan data suara batuk terstruktur dan siap digunakan untuk pelatihan dan pengujian model machine learning. Data kaggle ini menyediakan fondasi yang kuat dan komprehensif untuk penelitian selanjutnya.

Pre-processing Data

Data suara batuk diambil dari direktori pelatihan dan pengujian, kemudian diacak secara acak untuk meniadakan bias urutan. Proses ini menghasilkan 272 file audio dalam set pelatihan dan 68 file audio dalam set pengujian. Data suara batuk ini akan digunakan untuk melatih dan menguji model machine learning dalam mendiagnosis jenis batuk. Pengacakan data memastikan bahwa model tidak bias terhadap urutan data dalam dataset.

Pada tahapan ini juga setiap file audio dibaca dan didekode untuk mengekstrak gelombang suara dan label yang sesuai. Gelombang suara merupakan representasi temporal dari sinyal audio, sedangkan label menunjukkan jenis batuk (kering atau berdahak). Data ini kemudian diubah menjadi dataset yang berisi pasangan gelombang suara dan labelnya.



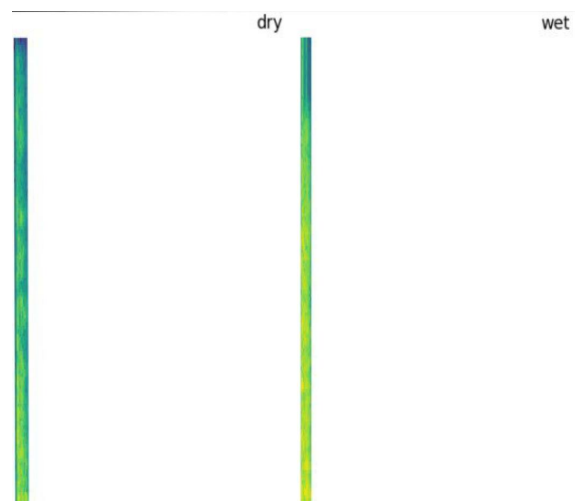
Gambar 2. Gelombang Suara

Dari Gambar 2 grafik kiri menunjukkan bentuk gelombang dari batuk kering. Kita dapat melihat bahwa amplitudonya relatif lebih kecil dan durasi batuknya lebih pendek. Bentuk gelombangnya lebih teratur dan terfokus pada satu atau dua puncak besar, diikuti oleh osilasi yang cepat menurun. Sedangkan pada grafik kanan menunjukkan bentuk gelombang dari batuk berdahak. Amplitudonya lebih besar dan berlangsung lebih lama daripada batuk kering. Gelombangnya lebih tidak teratur, dengan banyak puncak besar yang menunjukkan suara yang lebih kompleks dan kuat, yang dihasilkan

oleh adanya lendir.

Transformasi Data

Gelombang suara diubah menjadi spektrogram menggunakan *Short-Time Fourier Transform* (STFT) untuk mendapatkan representasi frekuensi dari sinyal audio. Spektrogram digunakan sebagai fitur dalam model *machine learning* untuk mengenali pola dalam suara batuk.



Gambar 3. Spektrogram

Dapat dilihat pada Gambar 3 bagian kiri gambar mewakili batuk kering, warna pada spektrogram ini menunjukkan intensitas energi suara pada frekuensi tertentu. Batuk kering biasanya memiliki pola frekuensi yang lebih tinggi dan lebih tajam dengan sedikit energi pada frekuensi rendah, ini terlihat pada gambar sebagai garis vertikal yang tipis dengan perubahan warna yang cepat. Spektrogram pada bagian kanan gambar mewakili batuk berdahak. Batuk berdahak biasanya memiliki komponen frekuensi rendah yang lebih dominan karena adanya cairan atau lendir dalam saluran pernafasan. Ini terlihat pada gambar sebagai pola yang lebih tebal dengan energi yang lebih tersebar pada frekuensi rendah hingga menengah.

Pelatihan Model

Gambar 2 merupakan arsitektur model yang digunakan. Arsitekturnya dimulai dengan lapisan Resizing untuk menyesuaikan ukuran input, diikuti oleh lapisan normalisasi standar data. Model ini terdiri dari beberapa lapisan konvolusi (Conv2D) untuk ekstraksi fitur yang berlapis, yang kemudian diproses melalui lapisan MaxPooling2D untuk mengurangi dimensi. Dropout digunakan untuk mengurangi *overfitting*. Setelah itu, data diflattensikan menjadi vektor satu dimensi dan diproses melalui dua lapisan dense untuk klasifikasi akhir menjadi dua kelas: batuk kering atau batuk berdahak. Model ini dioptimalkan dengan menggunakan 1.206.693 parameter yang sebagian besar dapat dilatih, dirancang untuk memberikan prediksi yang akurat berdasarkan input suara batuk.

Layer (type)	Output Shape	Param #
resizing_15 (Resizing)	(None, 32, 32, 1)	0
normalization_15 (Normalization)	(None, 32, 32, 1)	3
conv2d_120 (Conv2D)	(None, 30, 30, 32)	320
conv2d_121 (Conv2D)	(None, 28, 28, 32)	9248
conv2d_122 (Conv2D)	(None, 26, 26, 32)	9248
conv2d_123 (Conv2D)	(None, 24, 24, 32)	9248
conv2d_124 (Conv2D)	(None, 22, 22, 64)	18496
conv2d_125 (Conv2D)	(None, 20, 20, 64)	36928
conv2d_126 (Conv2D)	(None, 18, 18, 64)	36928
conv2d_127 (Conv2D)	(None, 16, 16, 64)	36928
max_pooling2d_15 (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 64)	0
dropout_30 (Dropout)	(None, 8, 8, 64)	0
flatten_15 (Flatten)	(None, 4096)	0
dense_30 (Dense)	(None, 256)	1048832
dropout_31 (Dropout)	(None, 256)	0
dense_31 (Dense)	(None, 2)	514

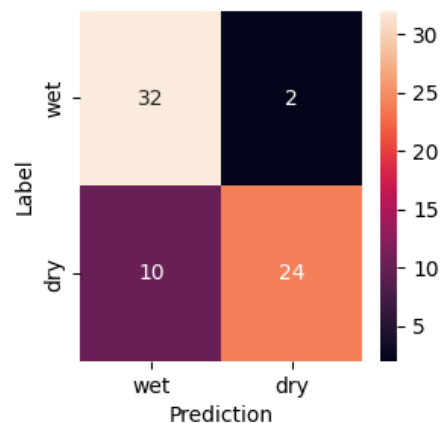
=====
 Total params: 1206693 (4.60 MB)
 Trainable params: 1206690 (4.60 MB)
 Non-trainable params: 3 (16.00 Byte)

Gambar 4. Arsitektur Model

Pengujian Model dan Evaluasi Hasil

Hasil pengujian data uji ditunjukkan dengan confusion matrix yang dapat dilihat pada

Gambar 5. Dari total 68 prediksi, model secara akurat mengklasifikasikan 32 kasus batuk berdahak sebagai berdahak dan 24 kasus batuk kering sebagai batuk kering. Namun, terdapat kesalahan klasifikasi dimana 2 kasus batuk berdahak diprediksi sebagai batuk kering dan 10 kasus batuk kering diprediksi sebagai batuk berdahak. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki tingkat akurasi yang cukup baik, namun masih perlu perbaikan untuk mengurangi jumlah false positives dan false negatives, khususnya dalam mengklasifikasikan batuk kering yang memiliki lebih banyak kesalahan prediksi dibandingkan dengan batuk berdahak. Berdasarkan hasil deteksi, maka diperoleh akurasi deteksi model adalah 82%.

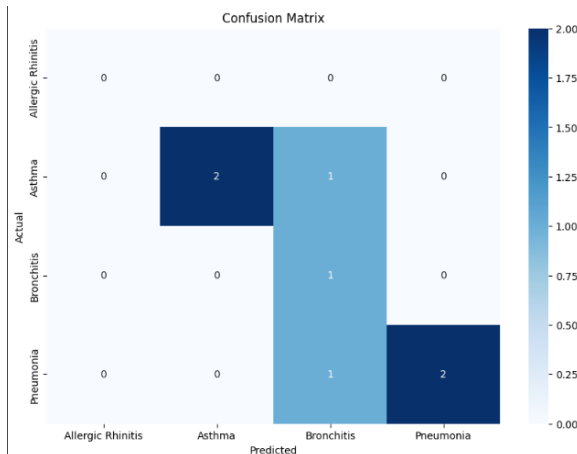


Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Suara

Implementasi Model Naïve Bayes

Dalam implementasi model Naïve Bayes untuk kelanjutan identifikasi penyakit dari hasil klasifikasi batuk menggunakan data klinis yang digunakan, evaluasi menunjukkan bahwa model ini memiliki kinerja yang memadai. Skor cross-validation yang diperoleh adalah [0.8, 1.0, 1.0, 0.8, 1.0], dengan rata-rata skor sekitar 0.92, menunjukkan bahwa model ini mampu melakukan prediksi dengan akurasi yang cukup baik di berbagai pembagian data. Pada Gambar 6 menunjukkan bahwa dari total 7 kasus, model secara benar mengklasifikasikan 5 kasus (2

Asthma + 1 Bronchitis + 2 Pneumonia). Kesalahan klasifikasi terjadi pada 1 kasus Asthma yang diklasifikasikan sebagai Bronchitis dan 1 kasus Pneumonia yang juga diklasifikasikan sebagai Bronchitis. Akurasi model pada set data uji adalah sekitar 71,43% yang menunjukkan bahwa model ini memprediksi sekitar 71,43% dari kasus dengan benar.



Gambar 5. Confusion Matrix Hasil Klasifikasi Penyakit

KESIMPULAN

Penelitian ini memberikan kontribusi dalam pengembangan sistem deteksi dan diagnosis penyakit pernapasan melalui analisis suara batuk. Dengan menggabungkan model deep learning untuk klasifikasi jenis batuk menggunakan data suara dengan model Naïve Bayes untuk identifikasi penyakit, penelitian ini menunjukkan bahwa analisis suara dapat menjadi alat yang efektif untuk identifikasi awal kondisi kesehatan. Hasil klasifikasi batuk menggunakan CNN menunjukkan kemampuan model dalam mengenali pola yang relevan dalam data suara, sementara model Naïve Bayes berhasil memproses data klinis untuk memberikan diagnosis yang akurat berdasarkan karakteristik yang telah dipelajari dari suara batuk. Pendekatan multi-model ini menawarkan solusi yang lebih komprehensif dalam skrining dan pengelolaan penyakit, serta mendukung keputusan medis berbasis data dengan kombinasi kekuatan analitik dari kedua teknik ini. Penelitian ini membuka peluang baru

untuk pengembangan lebih lanjut dalam teknologi deteksi dan diagnosis penyakit melalui analisis suara, yang dapat memberikan manfaat luas bagi masyarakat dan bidang kesehatan, terutama di daerah dengan sumber daya terbatas.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] R. V. Sharan, H. Xiong, and S. Berkovsky, "Detecting Cough Recordings in Crowdsourced Data Using CNN-RNN," in *2022 IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, 2022, pp. 1–4. doi: 10.1109/BHI56158.2022.9926896.
- [2] K. S. Alqudaihi *et al.*, "Cough Sound Detection and Diagnosis Using Artificial Intelligence Techniques: Challenges and Opportunities," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 102327–102344, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3097559.
- [3] Ikatan Dokter Anak Indonesia 2017 Rekomendasi *Diagnosis dan Tata Laksana Batuk pada Anak "Dedicated to the Health of All Indonesian Children."*
- [4] O. Zuliani, A. Farida Ulfa, S. Muniroh, A. Ghofar, W. Banu Ukhrowi, and F. Ilmu Kesehatan Unipdu Jombang, "Pencegahan Tb Paru Dengan Batuk Efektif Dan Etika Batuk," *Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, vol. 2, no. 2, 2022, [Online]. Available: <http://bajangjournal.com/index.php/J-ABDI>
- [5] Dr. Irwan SKM.M.Kes, *Irwan-Buku-Epidemiologi-Penyakit-Menular*. CV. Absolute Media, 2017.
- [6] R. Rusnedy and W. K. Muhtadi, "Sosialisasi Etika Batuk dan Bersin yang Benar dan Pemanfaatan Herbal untuk Pereda Batuk," *Amalee: Indonesian Journal of Community Research and Engagement*, vol. 3, no. 1, pp. 139–146, Apr. 2022, doi: 10.37680/amalee.v3i1.1292.
- [7] A. Riyanti and R. Emelia, "Analisis Tingkat Pengetahuan Swamedikasi Obat Batuk pada Pasien ISPA di Apotek

- Siaga-24 Cikampek,” *Jurnal Health Sains*, vol. 2, no. 11, pp. 1392–1407, Nov. 2021, doi: 10.46799/jhs.v2i11.327.
- [8] Y. B. Marhenta, K. E. Seran, S. Elsamba, E. Y. Prasetyo, and W. Admaja, “Risiko Penggunaan ACEi Terhadap Kejadian Batuk Kering Pada Pasien Hipertensi Di Rumah Sakitaura Syifa Kediri,” *Journal of Herbal, Clinical and Pharmaceutical Science (HERCLIPS)*, 2023, [Online]. Available: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:259942098>
- [9] *2019 4th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON)*. IEEE.
- [10] J. Laguarda, F. Hueto, and B. Subirana, “COVID-19 Artificial Intelligence Diagnosis Using only Cough Recordings,” *IEEE Open J Eng Med Biol*, vol. 1, pp. 275–281, 2020, doi: 10.1109/OJEMB.2020.3026928.
- [11] R. V. Sharan, “Cough sound detection from raw waveform using SincNet and bidirectional GRU,” *Biomed Signal Process Control*, vol. 82, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2023.104580.
- [12] S. Huq, P. Xi, R. Goubran, J. J. Valdés, F. Knoefel, and J. R. Green, “Data Augmentation using Reverb and Noise in Deep Learning Implementation of Cough Classification,” in *2023 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/MeMeA57477.2023.10171862.
- [13] National Science Foundation (U.S.) and Institute of Electrical and Electronics Engineers, *2019 IEEE International Conference on Healthcare Informatics (ICHI) : 10-13 June 2019, Xi’an, China*.
- [14] M. Saleh and M. ÇEVİK, “Diagnosis of respiratory diseases for children using machine learning,” in *2022 International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT)*, 2022, pp. 369–374. doi: 10.1109/ISMSIT56059.2022.9932662.
- [15] Md. M. Ahasan *et al.*, “Classification of Respiratory Diseases and COVID-19 from Respiratory and Cough Sounds,” in *2022 International Conference on Innovation and Intelligence for Informatics, Computing, and Technologies (3ICT)*, 2022, pp. 707–714. doi:10.1109/3ICT56508.2022.9990866.