

Deteksi Intensitas Suara Batuk pasien Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA) Menggunakan *Edge Impulse Machine Learning* berbasis Model *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC)

Detection of Cough Sound Intensity in Patients with Acute Respiratory Infection (ARI) Using Edge Impulse Machine Learning Based on the Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) Model

Aris Widodo^{1*}, Muhamad Azwar Annas²

^{1,2}Universitas Muhammadiyah Lamongan

Jl. Raya Plalangan Km. 02 Plosowahyu, Lamongan
aris.prof22@gmail.com^{1*}, annasazwar93@gmail.com²

Abstrak – Batuk merupakan salah satu indikator kondisi pasien pengidap penyakit infeksi saluran pernafasan akut (ISPA). Teknologi terkini memiliki banyak metode untuk mendeteksi batuk diantaranya analisis gelombang suara batuk langsung, penggunaan *Frequency-Modulated Continuous Wave* radar (FMCW) atau jaringan saraf tepi konvolusi dan sebagainya sebagai acuan deteksi suara batuk namun masih belum pada tingkatan pengukuran beruntun dalam bentuk intensitas deteksi batuk tiap waktu. Pada penelitian ini telah dilakukan uji coba alternatif deteksi intensitas menggunakan *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) pada platform *Edge Impulse* untuk mengetahui nilai akurasi deteksi intensitas batuk ISPA. Penelitian ini dilakukan dengan membuat dataset batuk ISPA, membuat pemodelan MFCC pada design *Impulse* dan pengembangan library mikrokontroler. Library ini diunggah pada mikrokontroler untuk dilakukan uji langsung deteksi batuk beruntun dengan variasi tanpa jeda, jeda 5 detik dan 10 detik dari kompilasi 50 suara batuk. Hasil deteksi diakumulasi dengan nilai confidence level di atas 50% dianggap sebagai batuk dan dihitung nilai akurasi dari rasio jumlah batuk yang terukur. Pada penelitian ini dihasilkan akurasi pengukuran suara batuk tanpa jeda, jeda 5 detik dan 10 detik sebesar 18%, 34% dan 62%.

Kata Kunci: Akurasi, Batu, Deteksi, *Edge Impulse*, MFCC, *Machine Learning*.

Abstract – Cough is an indicator of the condition of patients with acute respiratory infections (ARI). Latest technology has many methods for detecting cough, such as analysis of direct cough sound waves, use of *frequency-modulated continuous wave* radar (FMCW), convolutional peripheral nerve networks, etc., as a reference for cough detection, but still not at the continuous measurement level in the form of cough detection intensity each time. In this study, an alternative intensity detection test will be tested

TELKA, Vol.10, No.1, Maret 2024, pp. 12~21

ISSN (e): 2540-9123

ISSN (p): 2502-1982

■ 12

using the Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) on the Edge Impulse platform to determine the accuracy of the intensity detection of ARI cough intensity. This research was carried out by creating an ISPA cough dataset, doing MFCC modeling on the Impulse design, and developing a microcontroller library. This library is uploaded to the microcontroller for a direct test of continuous cough detection with variations without pause of 5 seconds and 10 seconds from a compilation of 50 coughing sounds. The detection results accumulated a confidence level value above 50%, which was considered a cough, and the accuracy value was calculated from the ratio of the number of coughs measured. In this study, the accuracy of cough sound measurement without pauses, pause of 5 seconds, and 10 seconds was 18%, 34%, and 62%, respectively.

Keywords: Accuracy, Cough, Detection, Edge Impulse, MFCC, Machine Learning.

1. Pendahuluan

Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA) adalah masalah kesehatan yang signifikan di Indonesia, terutama di kalangan anak yang berusia di bawah lima tahun [1]. Prevalensi gejala ISPA pada anak-anak telah menunjukkan tren penurunan selama bertahun-tahun [2]. Faktor risiko ISPA termasuk kebiasaan merokok di antara anggota keluarga, kualitas udara dalam ruangan yang buruk, status gizi, dan imunisasi yang tidak memadai [3]. Upaya pencegahan penularan ISPA di masyarakat antara lain mengedukasi masyarakat tentang penggunaan masker yang tepat dan etiket batuk/bersin. Penting untuk meningkatkan pengetahuan publik tentang pencegahan dan pengendalian ISPA untuk mengurangi penularan penyakit menular ini [4].

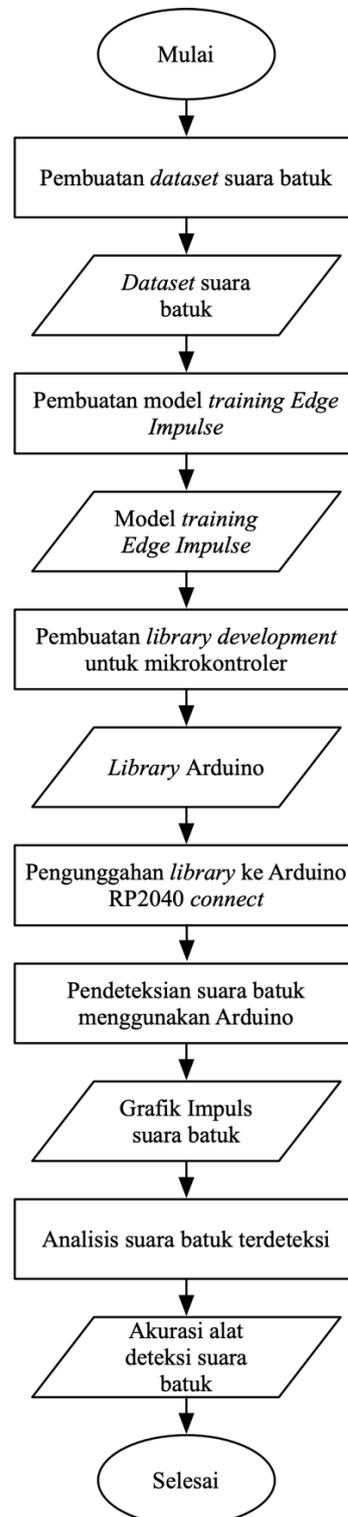
Tuberculosis (TBC) merupakan salah satu penyakit Infeksi Saluran Pernafasan Akut (ISPA) yang disebabkan oleh bakteri *Mycobacterium tuberculosis*. Penyakit ini sangat mudah menular melalui *droplet* yang dihasilkan oleh aktivitas bersin, batuk dan berbicara oleh penderita untuk menginfeksi individu di sekitarnya. Penyakit TBC ini merupakan 10 penyebab utama kematian dunia dan Indonesia berada pada peringkat ke-3 tertinggi setelah India dan Cina [5]. Pada tahun 2022 data per bulan September untuk cakupan penemuan, pengobatan TBC sebesar 39% dan keberhasilan pengobatan TBC sebesar 74% dengan target awal dalam satu tahun harus mencapai 90%. Beberapa upaya untuk mencapai hal tersebut dilakukan dengan cara penguatan strategi aktivitas *testing, tracing dan treatment* (3T) [6][7].

Beberapa metode deteksi batuk telah diuji coba melalui studi sebelumnya, di antaranya menggunakan teknik pemrosesan sinyal dengan radar *Frequency-Modulated Continuous Wave* (FMCW) gelombang milimeter, analisis rekaman audio berbasis kecerdasan buatan dengan jaringan saraf *convolutional* dan jaringan saraf berulang [8], deteksi batuk yang kuat dikombinasikan dengan modul deteksi *out-of-distribution* (OOD) [9], serta deteksi batuk berbasis pengolahan citra dengan jaringan saraf konvolusi dan metodologi desain bersama perangkat lunak-perangkat keras semi-kustom telah diciptakan untuk mendeteksi batuk secara efisien di perangkat tepi [10]. Selain itu, efek informasi posisi dalam fitur frekuensi waktu audio batuk juga telah dipertimbangkan, dan pengkodean posisi sedikit demi sedikit telah diusulkan untuk memberikan informasi tambahan sebagai acuan deteksi suara batuk namun masih belum pada tingkatan pengukuran beruntun dalam bentuk intensitas deteksi batuk tiap waktu [11].

Metode *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) yang mulai banyak diterapkan, merupakan metode pada *machine learning* yang menggunakan ekstraksi audio untuk mendeteksi tipe suara yang diproduksi oleh manusia. MFCC telah dikembangkan pada banyak bahasa seperti *Python*, *C++*, dan lainnya. Saat ini, metode ini telah dikembangkan pada platform berbasis web, yaitu *Edge Impulse*. Pengguna tidak perlu memiliki keahlian dalam pemrograman, cukup mengerti konsep, alur pemikiran, dan *dataset*. Oleh karena itu, penelitian ini menekankan pada aplikasi *Edge Impulse* berbasis MFCC untuk mendeteksi intensitas batuk ISPA. Jadi, bukan hanya mendeteksi batuk saja, tetapi juga membaca secara berkelanjutan untuk mengetahui intensitas atau periode batuk. Dengan demikian perlu dilakukan pengujian model MFCC pada platform *Edge Impulse* untuk mengetahui besar akurasi pada saat deteksi intensitas batuk pasien ISPA sehingga nantinya dapat digunakan sebagai alat pemantau kondisi pasien.

2. Metode Penelitian

Penelitian ini berfokus pada pembuatan model *training machine learning* menggunakan platform *Edge Impulse* untuk deteksi intensitas batuk pada pasien infeksi saluran pernafasan akut yang nantinya hasil *development* model berupa *library script* bisa ditanamkan pada berbagai jenis *microcontroller* (MCU) tergantung penggunaan dan pemanfaatan pada skala tertentu. Secara umum alur penelitian mengikuti diagram alir berikut.



Gambar 1. Diagram alir penelitian.

2.1 Pembuatan *dataset* suara batuk

Dataset suara batuk menggunakan database suara batuk *coswara* yang merupakan database *opensource* untuk suara batuk [12]. Suara batuk dapat direkam menggunakan sensor atau langsung diupload berupa file suara. Pada penelitian ini, sensor suara pada Arduino nano RP2040 *connect* digunakan untuk merekam suara batuk. Data suara batuk yang direkam dan diberi label “batuk” dan “*noise*”. Suara *noise* merupakan suara *background* lingkungan tanpa suara batuk. Jumlah *dataset* yang digunakan adalah 100 data yang terdiri dari suara batuk dan *noise* dengan perbandingan 1:1.

2.2 Pembuatan *Model Training Impulse Design*

1. Pembuatan *impulse*

Pembuatan *impulse* dilakukan untuk membuat kerangka berpikir *Machine learning* dalam mengolah *dataset*. Pembuatan *impulse* dilakukan dengan cara membuat blok-blok berpikir pada halaman *impulse*. Untuk deteksi suara batuk menggunakan blok *time series*, *audio (MFCC)*, *Neural Network Keras* lalu simpan *impulse*.

2. Pembuatan *Mel Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)*

Pembuatan MFCC dilakukan untuk ekstraksi suara *dataset* batuk dan fitur audio sebelum dianalisis oleh *Neural Network* dari segi kriteria audio frekuensi, periode, amplitudo dan klasifikasi label *dataset* yang diberikan. Pada halaman MFCC hanya klik *generate features*

3. Pembuatan *Neural Network (NN) Classifier*

Pada tahap ini merupakan tahap pengaturan *Neural Network* bekerja dengan mengatur seberapa banyak *training* dilakukan, laju *learning*, level kepercayaan penebakan. Pada tahap ini hanya mengatur ke mode *switch to Keras expert mode* lalu mulai *training*. Tahap ini mengakhiri pembuatan model *training*.

2.3 Pembuatan *library development* untuk mikrokontroler

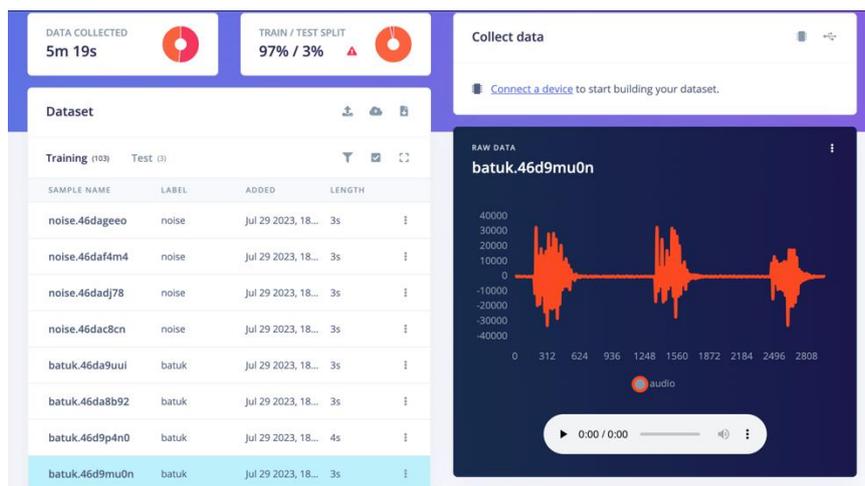
Library Arduino dihasilkan dari model *training* yang telah dibuat sebelumnya. Dengan bantuan *Edge Impulse model training* tersebut dikonversi menjadi *library*. Pada halaman *Deployment* pilih Arduino *library* lalu *build*. Hasil *library* tersebut di *import* pada Arduino IDE.

2.4 Pengujian Deteksi Intensitas Batuk dan Analisis Data

Pengujian *development library* menggunakan Arduino Nano RP2040 *connect* dengan deteksi langsung suara kompilasi batuk dengan variasi tanpa jeda, jeda 5 detik dan jeda 10 detik untuk mendeteksi intensitas suara terhitung dan akurasi pengukuran dan *confidence level*. Suara batuk diputar menggunakan *speaker* dengan rentang frekuensi 20Hz–20KHz sehingga dapat mempresentasikan suara batuk manusia. Setiap batuk terdeteksi oleh alat maka sistem langsung menghitung impuls batuk berdasarkan domain waktu.

3. Hasil dan Pembahasan

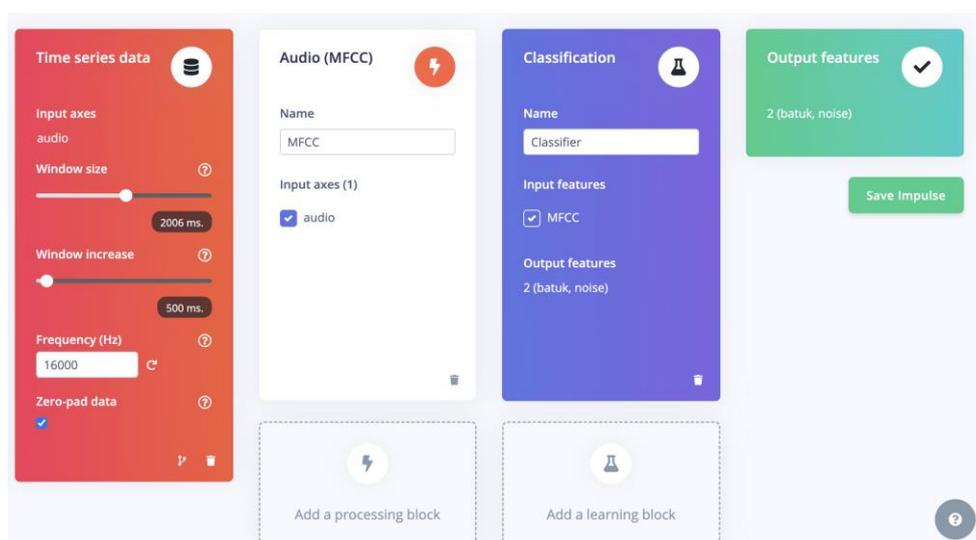
Pembuatan *dataset* suara batuk dengan menggunakan sistem perekaman audio menggunakan bantuan Arduino nano RP2040 dihasilkan 100 *dataset* dilabeli “batuk” dan “*noise*” seperti pada Gambar 2.



Gambar 2. Tampilan akuisisi *dataset* suara batuk *Edge Impulse*.

Pada halaman ini *dataset* bisa dilihat bentuk gelombang suara dalam koordinat waktu dan amplitudo gelombang. Pada halaman ini masih dimungkinkan untuk melakukan pengeditan data seperti *crop*, *split* dan sejenisnya untuk menentukan *area of interest* data yang akan menjadi fokus model *training machine learning*. Untuk data perekaman suara batuk diatur selama 3 detik. Hal ini dikarenakan fase batuk sangat cepat untuk satu siklus eksplosif, intermediet dan *voice*.

Selanjutnya pembuatan blok model yang terdiri dari blok yang harus diatur agar sesuai dengan *sampling window* suara batuk dan memudahkan ekstraksi suara batuk sebelum dianalisis pada proses *training*. Pengaturan yang digunakan seperti yang ditunjukkan pada Gambar 3.



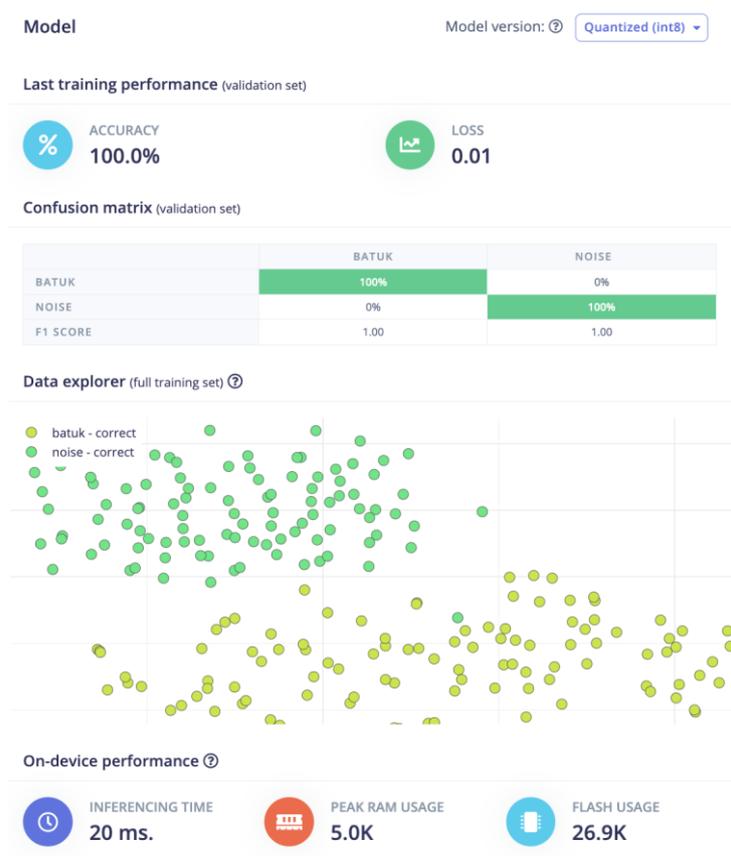
Gambar 3. Model *Impulse Design (model training)* sistem deteksi intensitas batuk.

Model yang digunakan terdiri atas ekstraksi data audio dalam koordinat waktu dengan *setting window* di bawah 3 detik yakni 2 detik diharapkan dapat mempersempit *Area of Interest* dari amplitudo suara batuk. Frekuensi disamakan dengan frekuensi sensor pada Arduino yakni 16KHz agar semua data masuk. Pada tahap ini juga ditambahkan model MFCC yang digunakan untuk analisis audio suara manusia sebagai inisiasi *classifier Keras* untuk dua justifikasi batuk atau *noise* dengan perbandingan 50:50 *output features*.



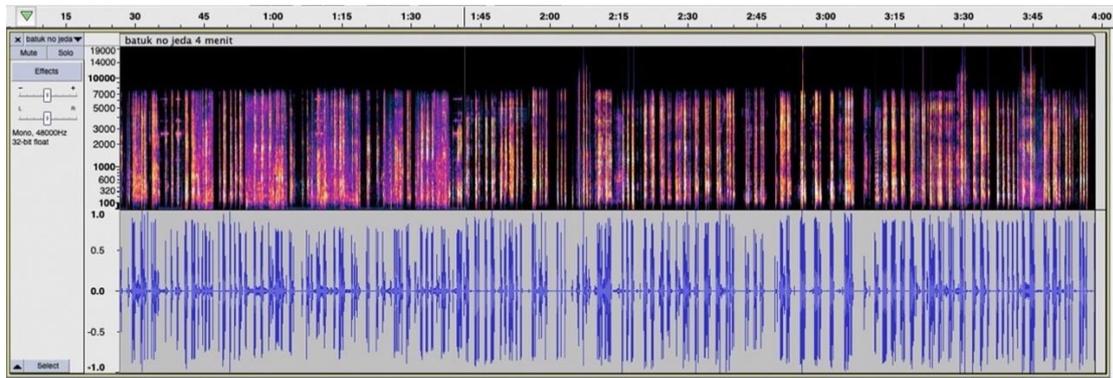
Gambar 4. Hasil MFCC sinyal audio batuk.

Hasil MFCC didapatkan 100 batuk dipresentasikan amplitudo sinyal batuk berkumpul dan memiliki presisi baik karena data terkumpul pada daerah dengan label yang sama seperti pada Gambar 4. Namun pada data ini belum bisa menjustifikasi data ini bisa membedakan suara batuk atau bukan maka pada tahap terakhir dilakukan *training* data dan dihasilkan seperti pada Gambar 5.

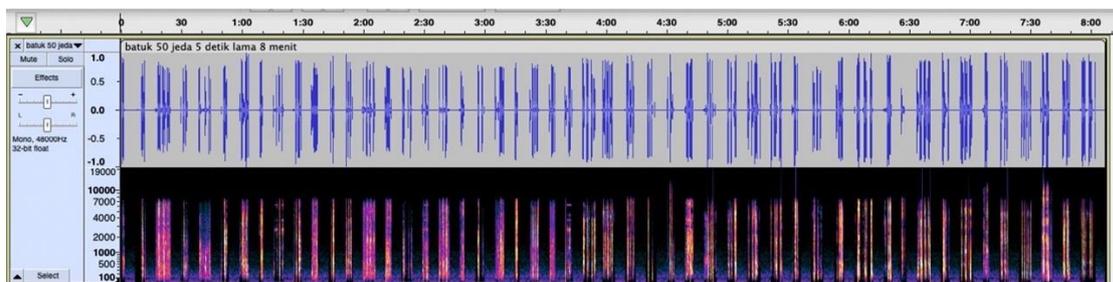


Gambar 5. Hasil *training* data model MFCC menggunakan *keras*.

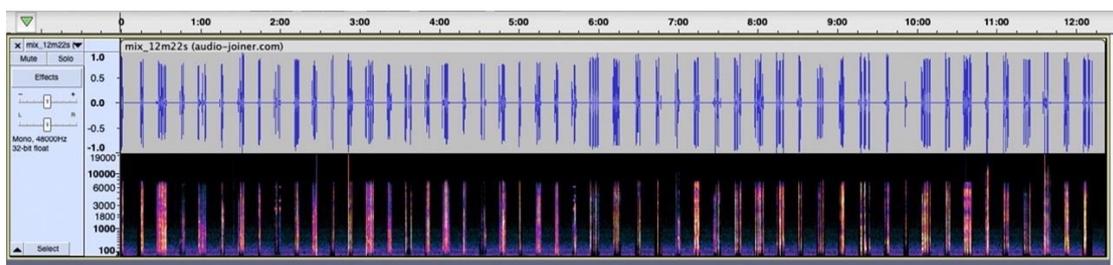
Hasil *training* data sebesar akurasi 100% dengan menggunakan pengulangan *training* data sebanyak 2 kali lipat dari jumlah *dataset* yakni 200 kali pengulangan *training*. Setelah itu hasil data *training* di-*export* menjadi *library script* mikrokontroler yang kemudian diunggah ke Arduino untuk melakukan *live testing* menggunakan spektrum audio batuk 50 kali tanpa jeda, jeda 5 detik dan 10 detik.



Gambar 6. Spektrogram kompilasi suara batuk tanpa jeda.



Gambar 7. Spektrogram kompilasi suara batuk jeda 5 detik.

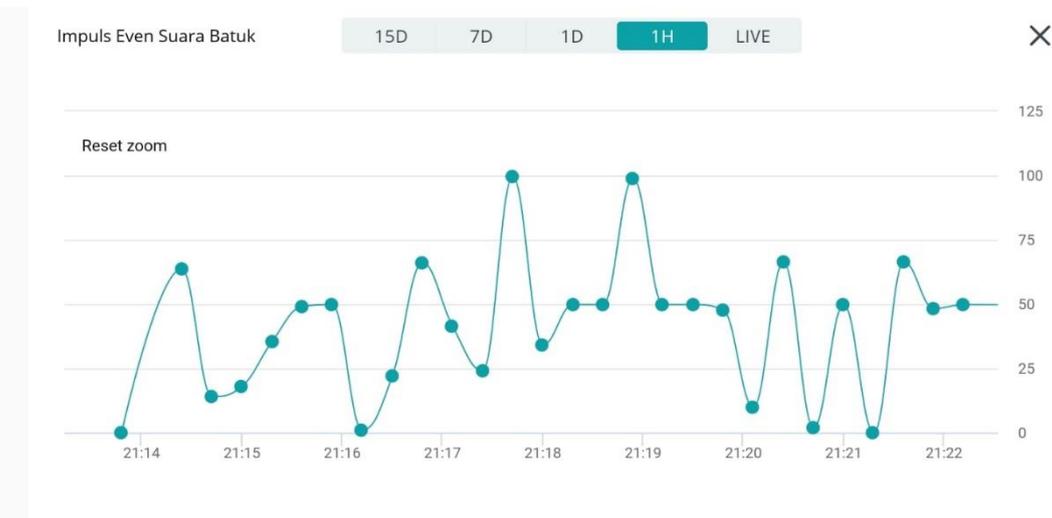


Gambar 8. Spektrogram kompilasi suara batuk jeda 10 detik.

Dari data spektrogram batuk yang ditunjukkan pada Gambar 6, 7, dan 8, dapat dilihat anomali warna yang mengindikasikan siklus fase batuk yang terdiri dari fase eksplosif, fase intermediet, dan fase *voice* yang ditandai dengan berkumpulnya warna paling terang dalam satu paket gelombang. Setelah dilakukan pengujian deteksi menggunakan Arduino, diperoleh data plot tingkat kepercayaan diri untuk menentukan apakah suara tersebut adalah batuk atau *noise*. Jika persentase level melebihi 50%, maka dianggap sebagai suara batuk, dan di bawah 50% dianggap sebagai *noise*.



Gambar 9. Hasil deteksi suara batuk tanpa jeda dalam persen *confidence level*.



Gambar 10. Hasil deteksi suara batuk jeda 5 detik dalam persen *confidence level*.



Gambar 11. Hasil deteksi suara batuk jeda 10 detik dalam persen *confidence level*.

Pada data hasil Gambar 9, 10 dan 11 grafik waktu terhadap *confidence level* deteksi didapatkan bahwa semakin cepat batuk maka semakin banyak batuk yang tak terdeteksi. Pada data non jeda didapatkan jumlah *confidence level* terdeteksi yakni $9/50 = 18\%$ terdeteksi. Pada batuk jeda 5 detik terdeteksi $17/50 = 34\%$, pada batuk jeda 10 detik $31/50 = 62\%$ dari total sampel batuk yang diputar. Dengan demikian alat pemantau suara batuk ini dianjurkan untuk batuk dengan intensitas rendah. Untuk level batuk beruntun atau kronis masih belum mampu. Hal ini dikarenakan terdapat faktor pertama saat diukur waktu pengiriman data yakni per 5 detik sehingga jika data tersebut tidak sempurna terekam pada *sampling window* maka data suara batuk tersebut tidak terhitung sebagai batuk.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian ini menyimpulkan bahwa deteksi intensitas batuk menggunakan *Edge Impulse Machine Learning* berbasis Model *Mel Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) memiliki akurasi pengukuran suara batuk tanpa jeda, jeda 5 detik dan 10 detik sebesar 18%, 34% dan 62%. Komponen terpenting yang mempengaruhi nilai akurasi yakni peningkatan *confidence level Neural Network Edge Impulse* dalam diferensiasi suara batuk dan kecepatan *sampling* data sensor suara batuk. Penelitian selanjutnya diharapkan menambah kapasitas *dataset*, penambahan siklus *training* sebagai dasar peningkatan *confidence level* serta penyederhanaan dan modifikasi *library* Arduino agar lebih cepat dalam *sampling* data.

Ucapan Terima Kasih

Terimakasih kepada Kemendikbud Ristek sebagai pendukung utama pada penelitian ini pada skema Penelitian Dasar Dosen Pemula.

Referensi

- [1] P. Setiawan, "Risk factors causing Acute Respiratory Infection (ARI) in toddlers in Indonesia: A literature review," *World Journal of Advanced Research and Reviews*, vol. 18, no. 3, pp. 1556–1559, 2023, doi: 10.30574/wjarr.2023.18.3.1266.
- [2] L. Lutpiatina, L. Sulistyorini, H. B. Notobroto, R. P. Raya, R. D. Utama, and A. Thuraidah, "Multilevel Analysis of Lifestyle and Household Environment for Toddlers with Symptoms of Acute Respiratory Infection (ARI) in Indonesia in 2007, 2012, and 2017," *Global Pediatric Health*, vol. 9, p. 2333794X221078700, 2022, doi: 10.1177/2333794X221078700.
- [3] N. Dinda, L. Sulityorini, and I. Rahmawati, "The Overview of the Nurse's Discharge Planning Implementation in Children with ARI in Indonesia: Literature Review," *Nursing and Health Sciences Journal*, vol. 2, no. 1, Art. no. 1, 2022, doi: 10.53713/nhs.v2i2.91.
- [4] Pradana Ratnasari, N. (2020). ARI (1,1) Model for Predicting Covid19 in Indonesia. *Indonesian Journal of Life Sciences*, vol. 2 no. 2, pp. 83-88. <https://doi.org/https://doi.org/10.54250/ijls.v2i2.51>
- [5] F. Tumiwa, Finni Fitria Tumiwa, Angelia Pondaag, Grace I. V. Watung, and Ake R. C. Langingi, "Edukasi Bagi Masyarakat Desa Mopuya Tentang Pencegahan Tuberkulosis", *Jurnal Pengabdian kepada Masyarakat Nusantara*, vol. 3, no. 2, pp. 1157-1163, 2022, doi: <https://doi.org/10.55338/jpkmn.v3i2.1%20Desember>.
- [6] F. Mulya, "Analisis Program Penanggulangan TBC di Indonesia dalam Upaya Pencapaian Target Eliminasi TBC Tahun 2030." Accessed: Oct. 29, 2023. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/366876908_Analisis_Program_Penanggulan_TBC_di_Indonesia_dalam_Upaya_Pencapaian_Target_Eliminasi_TBC_Tahun_2030
- [7] KEMENKES, "Melalui Kegiatan INA-TIME 2022 Ke-4, Menkes Budi Minta 90% Penderita TBC Dapat Terdeteksi di Tahun 2024 – P2P Kemenkes RI." Accessed: Apr. 05, 2023. [Online]. Available: <http://p2p.kemkes.go.id/melalui-ina-time-2022-ke-4-menkes-budi-minta-90-penderita-tbc-dapat-terdeteksi-di-tahun-2024/>
- [8] K. Han and S. Hong, "Cough Detection Using Millimeter-Wave Fmcw Radar," in *ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2023, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICASSP49357.2023.10095631.

- [9] R. V. Sharan, "Cough sound detection from raw waveform using SincNet and bidirectional GRU," *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 82, p. 104580, Apr. 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2023.104580.
- [10] Y. Chen et al., "Robust Cough Detection with Out-of-Distribution Detection," in *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 27, no. 7, pp. 3210-3221, July 2023, doi: 10.1109/JBHI.2023.3264783.
- [11] J. Shen et al., "Piecewise Position Encoding in Convolutional Neural Network for Cough-Based Covid-19 Detection," *ICASSP 2023 - 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Rhodes Island, Greece, 2023, pp. 1-5, doi: 10.1109/ICASSP49357.2023.10095316.
- [12] N. Sharma *et al.*, "Coswara -- A Database of Breathing, Cough, and Voice Sounds for COVID-19 Diagnosis," in *Interspeech 2020*, Oct. 2020, pp. 4811-4815. doi: 10.21437/Interspeech.2020-2768.