

KLASIFIKASI PENYAKIT PERNAPASAN BERDASARKAN SUARA BATUK MENGUNAKAN METODE DIMENSI FRAKTAL HIGUCHI DAN K-NEAREST NEIGHBOR

Kio Rana Sausan

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: kiorana.21030@mhs.unesa.ac.id*

Dwi Juniati

Program Studi Matematika, FMIPA, Universitas Negeri Surabaya, Surabaya, Indonesia

e-mail: dwijuniati@unesa.ac.id

Abstrak

Batuk dalam bahasa latin disebut *tussis*, yaitu refleks yang terjadi secara tiba-tiba dan berulang dengan tujuan untuk membersihkan saluran napas dari lendir, iritasi, partikel asing, dan mikroorganisme. Meskipun secara fisiologis berfungsi melindungi saluran napas, batuk yang berlangsung secara berlebihan dan tidak produktif dapat menjadi indikator adanya gangguan patologis, terutama pada sistem pernapasan maupun sistem lain seperti sistem kardiovaskular. Identifikasi dini terhadap gejala batuk yang terkait dengan penyakit pernapasan, sangat penting untuk menentukan diagnosis yang tepat, pemilihan obat yang sesuai, serta pemberian penanganan efektif. Setiap penyakit pernapasan umumnya menunjukkan gejala batuk yang memiliki karakteristik yang berbeda. Berdasarkan karakteristik tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pernapasan berdasarkan suara batuk dengan menggunakan dimensi fraktal Higuchi dan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor*. Tahapan yang dilakukan adalah pra-pemrosesan melalui proses *filtering* dan normalisasi, kemudian ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dengan tipe *mother wavelet Daubechies4* dan dekomposisi wavelet 5 level. Selanjutnya dilakukan perhitungan dimensi fraktal menggunakan metode Higuchi dengan dipilih nilai K-max sebesar 50 dan 60. Nilai dimensi fraktal yang diperoleh kemudian dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dengan rasio pembagian 1:9 sampai 9:1, untuk selanjutnya dilakukan klasifikasi menggunakan *K-Nearest Neighbor* dengan nilai $k=1, 3, 5, 7, 9$. Pada penelitian ini diperoleh akurasi tertinggi sebesar 90% pada saat K-max=50 dengan rasio pembagian data *training* dan data *testing* 4:6 dan nilai k pada K-NN adalah 5. Dengan akurasi yang cukup tinggi ini dapat disimpulkan bahwa metode dimensi fraktal Higuchi dan *K-Nearest Neighbor* dapat diterapkan dengan baik dalam mengklasifikasikan penyakit pernapasan berdasarkan suara batuk.

Kata Kunci: Batuk, Penyakit Pernapasan, Dimensi Fraktal Higuchi, *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

Abstract

Coughing in Latin is called *tussis*, a reflex that occurs suddenly and repeatedly to clear the airway of mucus, irritants, foreign particles, and microorganisms. Although physiologically protective of the airway, excessive and unproductive coughing can be an indicator of pathological disorders, especially in the respiratory system or other systems such as the cardiovascular system. Early identification of cough symptoms associated with respiratory diseases is crucial for proper diagnosis, selection of appropriate medication, and provision of effective treatment. Each respiratory diseases commonly exhibit cough symptoms with different characteristic. From this characteristic, this study aims to classify respiratory diseases based on cough sounds using the Higuchi fractal dimension and *K-Nearest Neighbor* classification algorithm. The processes include pre-processing through filtering and normalization, then feature extraction using *Discrete Wavelet Transform* (DWT) with the *Daubechies4* mother wavelet type and 5-level wavelet decomposition. Furthermore, the fractal dimension was calculated using the Higuchi method with selected K-max values of 50 and 60. The resulting value are divided into training and testing datasets, with varying ratios from 1:9 to 9:1, for further classification using *K-Nearest Neighbor* with k values of 1, 3, 5, 7, and 9. In this study, the highest accuracy of 90% was achieved when K-max = 50, a data split ratio 4:6, and the value of k in K-NN is 5. With this high accuracy, it can be concluded that the Higuchi fractal dimension and *K-Nearest Neighbor* method can be applied well in classifying respiratory diseases based on cough sounds.

Keywords: Cough, Respiratory Disease, Higuchi Fractal Dimension, *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

PENDAHULUAN

Batuk dalam bahasa latin disebut *tussis*, yaitu refleks yang terjadi secara tiba-tiba dan berulang dengan tujuan untuk membersihkan saluran napas dari lendir, iritasi, partikel asing, dan mikroorganisme. Refleks ini berfungsi sebagai mekanisme perlindungan saluran napas yang dipicu oleh stimulasi ujung-ujung saraf di laring, trakea, dan bronkus utama. Meskipun secara fisiologis berfungsi melindungi saluran napas, batuk yang berlangsung secara berlebihan dan tidak produktif dapat menjadi indikator adanya gangguan patologis, terutama pada sistem pernapasan maupun sistem lain seperti sistem kardiovaskular. Batuk ditandai dengan keluarnya udara secara tiba-tiba melalui saluran napas, disertai suara khas yang dapat dikenali. Karakteristik suara ini memungkinkan batuk untuk dibedakan dari suara tubuh lainnya, sehingga berpotensi digunakan sebagai indikator awal dalam mengidentifikasi adanya kelainan atau penyakit tertentu (Korpáš dkk., 1996).

Menurut laporan Kemenkes tahun 2023, batuk merupakan gejala respirasi paling umum pada penyakit pernapasan, dengan prevalensi 15% pada anak-anak dan 20% pada orang dewasa (Tantular dkk., 2024). Beberapa penyakit pernapasan, seperti asma akut, COVID-19, gagal jantung, umumnya menunjukkan gejala batuk dengan karakteristik yang berbeda, baik dari segi durasi, intensitas, maupun frekuensinya. Kondisi ini menunjukkan pentingnya identifikasi dini terhadap gejala batuk yang terkait dengan penyakit pernapasan, untuk menentukan diagnosis yang tepat, pemilihan obat yang sesuai, serta pemberian penanganan yang efektif.

Deteksi dini penyakit merupakan langkah penting dalam upaya penanganan kesehatan masyarakat. Diagnosis penyakit pernapasan umumnya dilakukan melalui pemeriksaan medis sesuai kondisi dan kebutuhan pasien. Seiring dengan kemajuan teknologi, analisis sinyal suara, khususnya suara batuk, dapat dijadikan pendekatan alternatif dalam deteksi penyakit pernapasan. Salah satunya ditunjukkan oleh Kuluozturk dkk., (2022), yang berhasil mengklasifikasikan suara batuk beberapa jenis penyakit menggunakan pendekatan berbasis pola jaringan, dengan akurasi mencapai 99,39%. Penelitian tersebut memperkuat potensi

klasifikasi penyakit pernapasan berbasis suara batuk, yang dalam penelitian ini akan dilakukan menggunakan metode dimensi fraktal *Higuchi* untuk menganalisis kompleksitas sinyal suara batuk secara menyeluruh dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) untuk proses klasifikasi.

Dimensi fraktal adalah indikator untuk mengidentifikasi karakteristik pola fraktal dengan mengukur tingkat kerumitannya dengan membandingkan perubahan detail saat diukur dalam skala yang berbeda (Juniati dkk., 2018). Di antara berbagai metode dimensi fraktal, *Higuchi* adalah metode yang tepat dalam perhitungan nilai dimensi dari bentuk gelombang dan cocok untuk data deret waktu (Wulandari & Juniati, 2017). Analisis dimensi fraktal telah banyak digunakan dalam pengklasifikasian sinyal suara. Seperti pada penelitian yang dilakukan oleh Juniati dkk., (2018) yang mengklasifikasikan rekaman suara jantung menggunakan dimensi fraktal *Higuchi* dengan metode *K-Nearest Neighbor* dan *Fuzzy C-Means*. Penelitian tersebut diperoleh akurasi terbaik dari metode *K-Nearest Neighbor* sebesar 86.17% dan metode *Fuzzy C-Means* sebesar 78.56%. Ariani & Juniati (2022) mengklasifikasikan jenis penyakit paru berdasarkan suara pernapasan menggunakan dimensi fraktal *Higuchi* dengan metode *K-Nearest Neighbor*, diperoleh akurasi tertinggi sebesar 83%. Yulistiana & Juniati (2024) menklasifikasikan jenis monyet berdasarkan suara menggunakan dimensi fraktal *Higuchi* dan *K-Nearest Neighbor* menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 90.38%. Dari hasil ketiga penelitian tersebut, dapat ditunjukkan bahwa metode dimensi fraktal *Higuchi* dan *K-Nearest Neighbor* adalah metode terbaik untuk melakukan pengklasifikasian jenis suara karena berhasil mencapai akurasi yang tinggi.

Berdasarkan penjelasan yang telah diuraikan, penelitian ini bertujuan untuk melakukan klasifikasi penyakit pernapasan berdasarkan suara batuk dengan menggunakan metode dimensi fraktal *Higuchi* dan algoritma klasifikasi *K-Nearest Neighbor*. Hasil yang diperoleh diharapkan dapat menjadi referensi awal dalam pengembangan teknologi deteksi dini penyakit pernapasan melalui analisis suara batuk, yang dapat dimanfaatkan di daerah dengan keterbatasan tenaga medis maupun peralatan kedokteran canggih sebagai langkah awal sebelum dirujuk ke fasilitas pelayanan kesehatan.

KAJIAN TEORI

A. Batuk

Batuk dalam bahasa latin disebut *tussis*, yaitu refleks yang terjadi secara tiba-tiba dan berulang dengan tujuan untuk membersihkan saluran napas dari lendir, iritasi, partikel asing, dan mikroorganisme. Batuk sering kali diawali dengan sensasi menggelitik di tenggorokan atau "dentuman" di dada, yang memicu respons refleks tubuh (Grabczak dkk., 2020). Batuk dapat disebabkan oleh berbagai faktor, baik yang berasal dari luar tubuh seperti paparan zat tertentu, polusi udara, dan gas iritan yang terhirup, maupun dari dalam tubuh, seperti adanya cairan atau lendir di saluran pernapasan.

Batuk dapat dikelompokkan menjadi tiga kategori, yaitu berdasarkan etiologi (spesifik dan non-spesifik), durasi (akut, sub-akut, dan kronis), serta karakteristiknya (produktif dan tidak produktif) (Chang, 2003). Karakteristik batuk dapat memberikan petunjuk penting mengenai penyebab batuk, seperti infeksi bakteri, alergi, atau gangguan pernapasan lainnya. Oleh karena itu, batuk tidak hanya berfungsi sebagai mekanisme perlindungan tubuh, tetapi juga menjadi tanda awal atau indikator dini dari suatu kondisi medis yang memerlukan perhatian khusus. Di antara beberapa penyakit pernapasan yang memiliki gejala batuk, penelitian ini akan berfokus pada empat jenis batuk yang terkait dengan kondisi medis tertentu:

1. Batuk Asma Akut

Asma merupakan kondisi kronis pada saluran pernapasan yang ditandai oleh peradangan dan pembengkakan, sehingga saluran napas menjadi sangat sensitif terhadap masuknya benda asing yang dapat memicu reaksi berlebihan (Annisa, 2019). Salah satu gejala khasnya adalah batuk asma akut, yang sering muncul selama eksaserbasi, yaitu perburukan gejala asma secara tiba-tiba. Batuk ini dapat disertai dengan mengi dan sesak napas yang sering terjadi saat malam hari atau menjelang pagi, yang merupakan tanda-tanda utama perburukan fungsi pernapasan. Selain dipicu oleh peningkatan produksi lendir, batuk asma akut juga

disebabkan oleh hipersensitivitas saluran napas terhadap iritan atau alergen.



Gambar 1. Sinyal Suara Batuk Asma Akut

2. Batuk Sehat

Batuk sehat merupakan refleks alami tubuh untuk membersihkan saluran napas atas dari benda asing seperti lendir, makanan, debu, asap, dan sebagainya (Utami, 2022). Batuk sehat tidak terkait dengan penyakit atau gangguan medis karena tidak mengganggu fungsi tubuh. Umumnya, batuk sehat terjadi tanpa disertai gejala tambahan seperti demam atau sesak napas. Refleks ini dapat muncul secara sengaja maupun tidak sengaja, dan berlangsung dalam durasi singkat (Pangestu, 2023).



Gambar 2. Sinyal Suara Batuk Sehat

3. Batuk COVID-19

Corona Virus Disease-19 (COVID-19) adalah penyakit infeksi yang disebabkan oleh Severe Acute Respiratory Syndrome Coronavirus 2 (SARSCoV-2), yang menyerang sistem pernapasan. Batuk merupakan salah satu gejala utama pada infeksi COVID-19, terutama pada fase akut dan dapat berlanjut hingga fase pascainfeksi (Song dkk., 2021). Batuk yang dialami umumnya bersifat kering, karena kemungkinan terjadinya batuk berdahak relatif kecil (Yusri, 2020). Batuk kering pada pasien COVID-19 sering kali terjadi dalam serangan berulang, berlangsung secara terus-menerus, dan berkepanjangan.

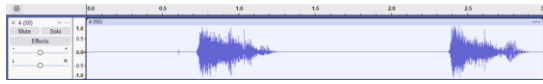


Gambar 3. Sinyal Suara Batuk COVID-19

4. Batuk Gagal Jantung

Gagal jantung merupakan kondisi di mana jantung tidak mampu memompa darah dengan cukup untuk memenuhi kebutuhan metabolisme jaringan (Rahmadhani, 2020). Kondisi ini sering menyebabkan penumpukan cairan di paru-paru, yang memicu batuk dan sesak napas (Ksatria, 2015). Batuk akibat gagal jantung umumnya terjadi pada malam hari

atau saat berbaring. Awalnya batuk ini cenderung kering, namun seiring waktu dapat berubah menjadi batuk berdahak berbusa berwarna putih atau merah muda. Batuk tersebut merupakan respons tubuh terhadap tekanan cairan yang meningkat di saluran pernapasan.



Gambar 4. Sinyal Suara Batuk Gagal Jantung

B. Transformasi Wavelet

Transformasi wavelet merupakan proses mengubah sinyal ke dalam berbagai basis wavelet (*mother wavelet*) yang dihasilkan melalui fungsi translasi dan penskalaan. Teknik ini sangat efektif untuk menganalisis sinyal non-stasioner karena mampu memberikan representasi gabungan antara waktu dan frekuensi. Dalam transformasi wavelet, sinyal dianalisis melalui analisis multi-resolusi, yang memungkinkan pengamatan detail sinyal pada berbagai skala frekuensi sehingga memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap karakteristik sinyal (Suma'inna & Gumilar, 2013). Transformasi wavelet banyak digunakan dalam analisis dan representasi sinyal, karena sederhana dan mudah dalam penerapannya (Sikki, 2009).

C. Discrete Wavelet Transform (DWT)

Discrete Wavelet Transform (DWT) merupakan teknik transformasi wavelet yang menggunakan proses konvolusi untuk mempercepat perhitungan hasil transformasi. Prinsip utama DWT adalah mendapatkan representasi sinyal dalam domain waktu dan skala melalui penerapan teknik pemfilteran digital dan proses *downsampling*. DWT didefinisikan dengan persamaan sebagai berikut (Juniati dkk., 2018):

$$\text{DWT}(a, b) = \sum_{t=-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^a}} \psi\left(\frac{t - 2^a b}{2^a}\right) \quad (1)$$

Discrete Wavelet Transform (DWT) bekerja dengan mengubah sinyal diskrit menjadi koefisien wavelet melalui penyaringan menggunakan dua filter, yaitu *low-pass filter* dan *high-pass filter*. Hasil dari masing-masing filter

kemudian di-*downsampling* untuk menghasilkan representasi frekuensi yang lebih efisien. Proses ini disebut dekomposisi, di mana sinyal asli diuraikan menjadi komponen frekuensi tinggi dan frekuensi rendah secara bertingkat (Karisma, 2021).

D. Geometri Fraktal

Geometri fraktal merupakan cabang dari ilmu geometri yang secara khusus mempelajari karakteristik dan sifat-sifat yang dimiliki oleh fraktal. Fraktal diperkenalkan oleh Benoit Mandelbrot pada tahun 1975 sebagai jenis geometri baru yang berbeda dari geometri Euclid (Juniati & Budayasa, 2016). Salah satu ciri utama fraktal adalah *self-similarity*, yaitu memiliki kemiripan bentuk pada berbagai tingkat perbesaran. Sifat ini terbentuk melalui proses rekursif atau pengulangan pola dalam berbagai skala. Oleh karena itu, fraktal banyak digunakan untuk menggambarkan dan menganalisis fenomena alam yang tidak teratur namun memiliki pola tertentu.

E. Higuchi

Higuchi merupakan metode yang digunakan untuk menghitung dimensi fraktal pada sinyal fisik yang kompleks dan non-linear. Metode ini memberikan pemahaman yang lebih baik terhadap pola ketidakteraturan dalam sinyal. Selain itu, *Higuchi* dinilai akurat dan relatif cepat dalam mengestimasi dimensi fraktal pada data deret waktu (Wulandari & Juniati, 2017). Misalnya, diberikan deret waktu $X = [k]$ dengan $k = 1, 2, 3, \dots, n$. Algoritma yang digunakan untuk menghitung nilai dimensi fraktal *Higuchi* pada deret waktu ini adalah sebagai berikut (Juniati dkk., 2018):

- Dari deret waktu $X[k]$ didapatkan deret waktu baru (X_z^k), yang didefinisikan sebagai berikut:

$$X_z^k = \left\{ X[z], X[z + k], \dots, X \left[z + \text{int} \left(\frac{N - z}{k} \right) \cdot k \right] \right\} \quad (2)$$

dimana z dan k adalah bilangan bulat, k menunjukkan interval waktu diskrit dan z menunjukkan nilai waktu asli dari $z = 1, 2, 3, \dots, k$.

- Panjang setiap deret waktu didefinisikan

sebagai berikut:

$$L(z, k) = \frac{\sum_{i=1}^{\text{int}(\frac{N-z}{k})} |x[z + ik] - x[z + (i-1)k]| \frac{N-1}{\text{int}(\frac{N-z}{k}) \cdot k}}{k} \quad (3)$$

dimana, N adalah panjang dari deret waktu asli, $\text{int}(\frac{N-z}{k}) \cdot k$ menunjukkan faktor normalisasi, dan $|x[z + ik] - x[z + (i-1)k]| = h_i$. Maka didapatkan $L(z, k)$ yang merupakan jumlah normalisasi panjang segmen baru h_i . Setiap h_i menunjukkan nilai yang diperoleh dari nilai jarak pada koordinat pasangan titik sejauh k , dimulai dari sampel ke z , $x[z]$ dengan $z = 1, 2, 3, \dots, k$.

- c. Panjang kurva interval waktu k diperoleh dengan membagi semua sub deret $L(z, k)$ untuk k . Untuk $z = 1, 2, 3, \dots, k$ diperoleh persamaan:

$$L(k) = \frac{\sum_{z=1}^k L(z, k)}{k} \quad (4)$$

- d. Dimensi fraktal *Higuchi* didefinisikan sebagai kemiringan garis yang sesuai dengan $\{\ln(L(k)), \ln(\frac{1}{k})\}$ kemudian diestimasi dengan kuadrat linear yang sesuai, sehingga dapat diperoleh dimensi fraktal *Higuchi*:

$$\begin{aligned} L(k) &= k^{-HFD} \\ L(k) &= \frac{1}{k^{HFD}} \\ HFD &= \frac{\ln(L(k))}{\ln(\frac{1}{k})} \end{aligned} \quad (5)$$

Dimana HFD merupakan dimensi fraktal *Higuchi*.

F. K-Nearest Neighbor

K-Nearest Neighbor merupakan algoritma klasifikasi berbasis *supervised learning* yang mengelompokkan data berdasarkan kedekatan jarak terhadap data pelatihan. Algoritma ini bekerja dengan membandingkan data uji terhadap k tetangga terdekat dalam data pelatihan, lalu menentukan kelas berdasarkan mayoritas tetangga tersebut. *K-Nearest Neighbor* dikenal efektif terhadap data pelatihan yang besar dan memberikan hasil yang akurat (Sumarlin, 2015). Langkah-langkah dalam algoritma ini yaitu menentukan parameter k , menghitung jarak *euclidean*, mengurutkan hasil jarak dari yang terkecil, menentukan jarak terdekat sampai

urutan ke- k , dan menentukan kelas berdasarkan k tetangga terdekat.

METODE

A. Data

Data dalam penelitian ini merupakan data sekunder, yang diperoleh melalui tautan http://web.firat.edu.tr/turkertuncer/acute_asthma_cough.rar dengan format data *.wav. Data dalam penelitian ini berjumlah 100 yang terdiri dari empat jenis batuk, yaitu 25 suara batuk asma akut, 25 suara batuk sehat, 25 suara batuk COVID-19, 25 suara batuk gagal jantung.

B. Pra-Pemrosesan

Pada tahapan ini terdiri dari tiga proses, yaitu pemotongan, *filtering*, dan normalisasi. Data suara yang telah diperoleh terlebih dahulu dipotong dengan durasi tiga detik, agar setiap data berdurasi sama. Selanjutnya dilakukan proses *filtering* menggunakan *software* Audacity untuk mengurangi atau menghilangkan noise pada suara batuk. Terakhir, tahap normalisasi dilakukan dengan *software* Matlab R2020a. Tujuan normalisasi adalah untuk mengubah rentang amplitudo setiap data suara batuk menjadi -1 sampai 1, sehingga pada proses ekstraksi ciri tidak terpengaruh oleh perbedaan amplitudo.

C. Ekstraksi Ciri

Ekstraksi ciri dilakukan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dengan bantuan *software* Matlab R2020a. *Mother wavelet* yang digunakan adalah *Daubechies4* (Db4) karena dianggap memberikan hasil terbaik (Widhyanti & Juniati, 2021). Pada tahap ini sinyal suara akan didekomposisi hingga level 5 untuk mempertahankan kualitas sinyal yang optimal.

D. Metode Higuchi

Setelah mendapatkan sinyal hasil ekstraksi ciri, proses selanjutnya adalah menghitung nilai dimensi fraktal *Higuchi* dengan menggunakan *software* Matlab R2020a. Pada proses ini dipilih nilai $K_{max}=50$ dan $K_{min}=60$.

E. Proses Klasifikasi

Nilai dimensi fraktal yang diperoleh selanjutnya akan diolah menggunakan *software* RapidMiner Studio. Proses ini dimulai dengan memisahkan data menjadi dua bagian, yaitu data pelatihan dan data pengujian, dengan rasio 1:9

sampai 9:1. Selanjutnya, data tersebut diklasifikasikan menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN).

F. Akurasi

Pada tahap akhir, dilakukan perhitungan akurasi hasil klasifikasi untuk mengetahui tingkat keberhasilan metode yang digunakan dalam penelitian ini. Nilai akurasi yang lebih tinggi menunjukkan kinerja metode yang lebih baik.

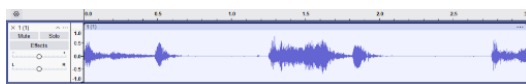
$$\text{Akurasi} = \left(\frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \right) \times 100\% \quad (6)$$

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pra-Pemrosesan

Pada penelitian ini, data suara yang telah diperoleh dari tautan tersebut, akan dipotong pada durasi yang sama yaitu tiga detik. Selanjutnya dilakukan proses *filtering* untuk mengurangi atau menghilangkan *noise* suara. Proses pemotongan data suara dan proses *filtering* dilakukan menggunakan *software* audacity. Hasil *filtering* dapat dilihat pada gambar berikut.

1. Batuk Asma Akut



Gambar 5. Sinyal Suara Sebelum Filtering



Gambar 6. Sinyal Suara Setelah Filtering

2. Batuk Sehat



Gambar 7. Sinyal Suara Sebelum Filtering



Gambar 8. Sinyal Suara Setelah Filtering

3. Batuk COVID-19



Gambar 9. Sinyal Suara Sebelum Filtering

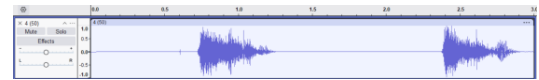


Gambar 10. Sinyal Suara Setelah Filtering

4. Batuk Gagal Jantung



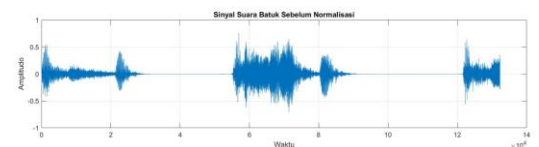
Gambar 11. Sinyal Suara Sebelum Filtering



Gambar 12. Sinyal Suara Setelah Filtering

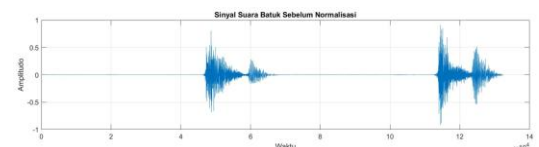
Setelah melalui proses *filtering*, data suara akan dilakukan proses normalisasi agar masing-masing sinyal memiliki interval amplitudo yang sama yaitu dari -1 sampai 1. Proses normalisasi dilakukan menggunakan *software* Matlab R2020a. Hasil normalisasi suara dapat dilihat pada gambar berikut.

1. Batuk Asma Akut



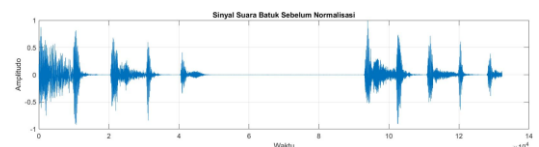
Gambar 13. Proses Normalisasi Suara

2. Batuk Sehat



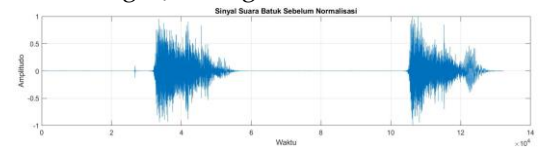
Gambar 14. Proses Normalisasi Suara

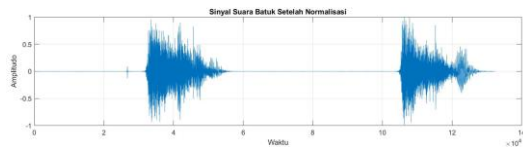
3. Batuk COVID-19



Gambar 15. Proses Normalisasi Suara

4. Batuk Gagal Jantung



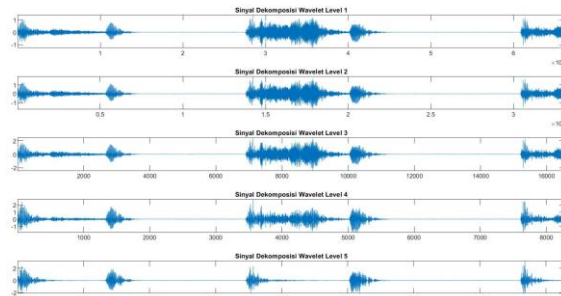


Gambar 16. Proses Normalisasi Suara

B. Ekstraksi Ciri

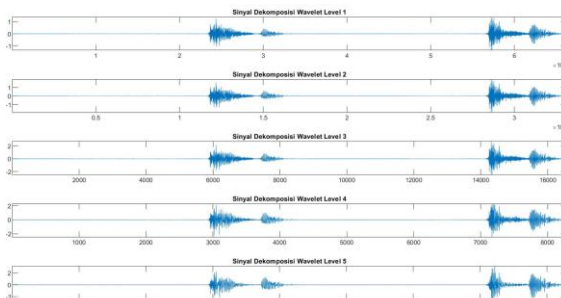
Setelah melalui tahap pra-pemrosesan, selanjutnya akan dilakukan proses ekstraksi ciri menggunakan *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dengan tipe *mother wavelet Daubechies4* (Db4). Pada tahap ini sinyal suara mengalami proses dekomposisi hingga 5 level yang bertujuan untuk mengambil informasi ciri dari data suara. Hasil dekomposisi wavelet menggunakan *software* Matlab R2020a dapat dilihat pada gambar berikut.

1. Batuk Asma Akut



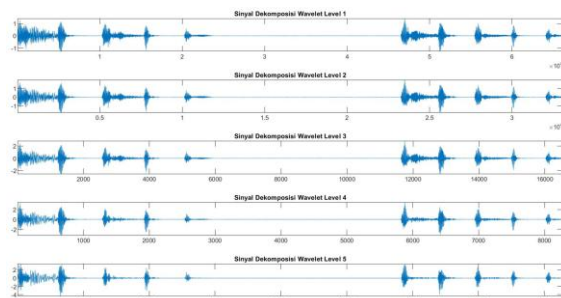
Gambar 17. Dekomposisi Sinyal Suara

2. Batuk Sehat



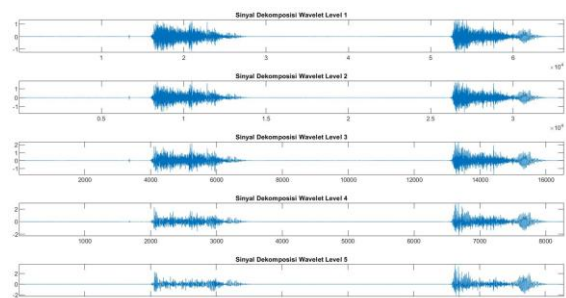
Gambar 18. Dekomposisi Sinyal Suara

3. Batuk COVID-19



Gambar 19. Dekomposisi Sinyal Suara

4. Batuk Gagal jantung



Gambar 20. Dekomposisi Sinyal Suara

C. Dimensi Fraktal Higuchi

Proses selanjutnya yaitu menghitung nilai dimensi fraktal dengan metode *Higuchi* menggunakan *software* Matlab R2020a. Pada penelitian ini menggunakan nilai K-max 50 dan K-max 60.

Pada K-Max 50, batuk asma akut menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 2,0086 dan terendah sebesar 1,7463. Batuk sehat menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 1,9923 dan terendah sebesar 1,4620. Batuk COVID-19 menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 1,9902 dan terendah sebesar 1,4984. Batuk gagal jantung menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 2,0077 dan terendah sebesar 1,7630.

Sedangkan pada K-Max 60, batuk asma akut menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 2,0048 dan terendah sebesar 1,7724. Batuk sehat menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 1,9910 dan terendah sebesar 1,4823. Batuk COVID-19 menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 1,9849 dan terendah sebesar 1,5469. Batuk gagal jantung menghasilkan nilai dimensi tertinggi sebesar 2,0051 dan terendah sebesar 1,7905.

D. Klasifikasi

Data yang telah dihitung nilai dimensi fraktal *Higuchi*-nya kemudian digunakan untuk klasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan *software* RapidMiner Studio. Proses ini diawali dengan pembagian data menjadi data *training* dan data *testing* dengan perbandingan 1:9 sampai 9:1. Berikut adalah hasil akurasi yang didapatkan dari hasil klasifikasi menggunakan *software* RapidMiner Studio:

Tabel 1. Hasil Akurasi

K-max	Rasio Pembagian Data		Nilai K				
	Data Training	Data Testing	1	3	5	7	9
50	1	9	78,41%	79,55%	55,68%	51,14%	50,00%
	2	8	78,75%	73,75%	73,75%	66,25%	57,50%
	3	7	79,41%	86,76%	83,82%	75,00%	75,00%
	4	6	83,33%	83,33%	90,00%	86,67%	71,67%
	5	5	78,00%	80,00%	82,00%	74,00%	76,00%
	6	4	75,00%	77,50%	82,50%	82,50%	80,00%
	7	3	82,14%	82,14%	85,71%	85,71%	82,14%
	8	2	75,00%	75,00%	80,00%	80,00%	80,00%
	9	1	87,50%	75,00%	75,00%	75,00%	75,00%
60	1	9	59,09%	59,09%	45,45%	48,86%	45,45%
	2	8	62,50%	62,50%	63,75%	63,75%	45,00%
	3	7	64,71%	69,12%	72,06%	60,29%	67,65%
	4	6	65,00%	71,67%	70,00%	71,67%	60,00%
	5	5	60,00%	62,00%	70,00%	66,00%	68,00%
	6	4	65,00%	70,00%	67,50%	75,00%	77,50%
	7	3	67,86%	60,71%	64,29%	64,29%	67,86%
	8	2	65,00%	50,00%	50,00%	55,00%	60,00%
	9	1	87,50%	75,00%	75,00%	75,00%	75,00%

Berdasarkan Tabel 1, didapatkan nilai akurasi tertinggi yaitu 90% pada saat K-max 50 dengan rasio pembagian data 4:6 serta nilai k pada K-NN adalah 5. Berikut adalah detail akurasi dan *confusion matrix* dari hasil K-NN dengan nilai akurasi yang tertinggi :

Tabel 1. Detail Akurasi

Precision	Recall	F1-Score	Support	Class
100%	93,33%	96,55%	15	AS
73,68%	93,33%	82,35%	15	SE
91,67%	73,33%	81,48%	15	CO
100%	100%	100%	15	GA

Tabel 2. Confusion Matrix

True	Prediction			
	AS	SE	CO	GA
AS	14	1	0	0
SE	0	14	1	0
CO	0	4	11	0
GA	0	0	0	15

Keterangan:

AS = Batuk Asma Akut

SE = Batuk Sehat

CO = Batuk COVID-19

GA = Batuk Gagal Jantung

Pada tabel 2 menunjukkan hasil *precision*, *recall*, *F1-Score*, dan *Support*. Sedangkan pada tabel 3 menunjukkan *confusion matrix* yang bertujuan untuk menganalisis akurasi masing-masing kelas.

Berdasarkan tabel 2 dan tabel 3 menunjukkan pada saat Kmax 50 dengan k=5, batuk asma akut menghasilkan *precision* sebesar

100%, yang menunjukkan bahwa semua data pengujian berhasil terklasifikasi dengan benar. Sedangkan *recall* pada batuk asma akut sebesar 93.33%, yang menunjukkan 14 data terklasifikasikan dengan benar sebagai batuk asma akut, sementara terdapat 1 data terklasifikasi ke dalam kelas selain batuk asma akut. Batuk sehat menghasilkan *precision* sebesar 73.68% karena terdapat 5 data kelas lain yang terprediksi masuk ke- dalam kelas batuk sehat. Sedangkan *recall* pada batuk sehat sebesar 93.33%, yang menunjukkan 14 data terklasifikasikan dengan benar sebagai batuk sehat, sementara terdapat 1 data terklasifikasi ke-dalam kelas selain batuk sehat. Batuk COVID-19 menghasilkan *precision* sebesar 91.67%, yang berarti terdapat 1 data kelas lain yang terprediksi masuk ke dalam kelas batuk COVID-19. Sedangkan *recall* pada batuk COVID-19 sebesar 82.35%, yang menunjukkan 11 data terklasifikasikan dengan benar sebagai batuk COVID-19, sementara terdapat 4 data terklasifikasi ke dalam kelas selain batuk COVID-19. Batuk gagal jantung menghasilkan *precision* dan *recall* mencapai 100% yang menunjukkan tidak adanya kesalahan dalam proses klasifikasi. Batuk gagal jantung merupakan kelas dengan hasil klasifikasi baik di antara kelas lainnya, dengan seluruh 15 data terklasifikasikan dengan benar sebagai batuk gagal jantung.

PENUTUP

SIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, klasifikasi jenis penyakit berdasarkan suara batuk diantaranya batuk asma akut, batuk sehat, batuk COVID-19, dan batuk gagal jantung, diperoleh nilai akurasi tertinggi sebesar 90%. Hasil akurasi tersebut diperoleh menggunakan metode dimensi fraktal *Higuchi* pada K-Max=50 melalui proses dekomposisi sinyal suara dengan Discrete Wavelet Transform (DWT) 5 level, dan diklasifikasi menggunakan algoritma *K-Nearest Neighbor* (K-NN) dengan rasio pembagian data *training* dan data *testing* 4:6 serta nilai k pada K-NN adalah 5. Jadi kesimpulan yang dapat diambil dari penelitian yang telah dilakukan, penerapan metode dimensi fraktal *Higuchi* dan *K-Nearest Neighbor* dapat diimplementasikan dengan

baik dalam analisis klasifikasi jenis penyakit berdasarkan suara batuk.

DAFTAR PUSTAKA

- Annisa, K. N. (2019). Peran Keluarga dalam Perawatan Penderita Asma Di Desa Sukoreno Wilayah Kerja Puskesmas Sentolo I Kulon Progo. In *Poltekkes Kemenkes Yogyakarta*. <http://eprints.poltekkesjogja.ac.id/id/eprint/3659>
- Ariani, D. V., & Juniati, D. (2022). Klasifikasi Penyakit Paru Berdasar Suara Pernapasan Menggunakan Dimensi Fraktal Higuchi Dan K-Nearest Neighbor. *Proximal: Jurnal Penelitian Matematika Dan Pendidikan Matematika*, 5(1), 70–81. <https://doi.org/10.30605/proximal.v5i1.1608>
- Chang, A. B. (2003). *Causes, Assesment and Measurement of Cough in Children*. 57–73.
- Grabczak, E. M., Stec, S., Dabrowska, M., Plevkova, J., & Krenke, R. (2020). Cough as a cause and consequence of heart dysfunction-Current state of art. *Physiological Research*, 69, S105–S121. <https://doi.org/10.33549/physiolres.934408>
- Juniati, D., Khotimah, C., Wardani, D. E. K., & Budayasa, K. (2018). Fractal dimension to classify the heart sound recordings with KNN and fuzzy c-mean clustering methods. *Journal of Physics: Conference Series*, 953(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/953/1/012202>
- Juniati, D., & Budayasa, I. K. (2016). *Geometri Fractal & Aplikasinya*. Surabaya: Universitas Negeri Surabaya University Press.
- Karisma, K. (2021). Analisis Perbandingan Kompresi Suara Menggunakan Principal Component Analysis dan Transformasi Wavelet. *MATHunesa: Jurnal Ilmiah Matematika*, 9(1), 1–8. <https://doi.org/10.26740/mathunesa.v9n1.p1-8>
- Korpáš, J., Sadloňová, J., & Vrabec, M. (1996). Analysis of the cough sound: An overview. *Pulmonary Pharmacology*, 9(5–6), 261–268. <https://doi.org/10.1006/pulp.1996.0034>
- Kuluozturk, M., Kobat, M. A., Barua, P. D., Dogan, S., Tuncer, T., Tan, R.-S., Ciaccio, E. J., & Acharya, U. R. (2022). DKPNet41 : Directed knight pattern network-based cough sound classification model for automatic disease diagnosis. *Medical Engineering and Physics*, 110. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.me dengphy.2022.103870>
- Ksatria, F. T. (2015). Gambaran Peresepan Spironolactone Pada Pasien Gagal Jantung Di Rsup Dr Kariadi Semarang. In *Universitas Diponegoro*.
- Pangestu, R. B. (2023). Optimasi Gliserin Sebagai Solubility Enhancer dalam Sediaan Sirup Obat Batuk Ekstrak Rimpang Jahe (*Zingiber officinale* Rosc.). *Institut Teknologi Sumatera*. <https://repo.itera.ac.id/depan/submission/SB2308080153>
- Rahmadhani, F. N. (2020). Asuhan Keperawatan Pasien Dengan Gagal Jantung Kongestif (Chf) Yang Di Rawat Di Rumah Sakit. In *Poltekkes Kalimantan Timur*.
- Sikki, M. I. (2009). Pengenalan Wajah Menggunakan K-Nearest Neighbour Dengan Praproses Transformasi Wavelet. *Paradigma*, X(2), 159–172.
- Song, W. J., Hui, C. K. M., Hull, J. H., Birring, S. S., McGarvey, L., Mazzone, S. B., & Chung, K. F. (2021). Confronting COVID-19-associated cough and the post-COVID syndrome: role of viral neurotropism, neuroinflammation, and neuroimmune responses. *The Lancet Respiratory Medicine*, 9(5), 533–544. [https://doi.org/10.1016/S2213-2600\(21\)00125-9](https://doi.org/10.1016/S2213-2600(21)00125-9)
- Suma'inna, S., & Gumilar, G. (2013). Implementasi Transformasi Wavelet Daubechies pada Kompresi Citra Digital. *CAUCHY: Jurnal Matematika Murni Dan Aplikasi*, 2(4), 211–215. <https://doi.org/10.18860/ca.v2i4.3117>
- Sumarlin, S. (2015). Implementasi Algoritma K-Nearest Neighbor Sebagai Pendukung Keputusan Klasifikasi Penerima Beasiswa PPA dan BBM. *Jurnal Sistem Informasi Bisnis*, 5(1), 52–62. <https://doi.org/10.21456/vol5iss1pp52-62>
- Tantular, R., Arisanti, N. L. E., Subroto, L., Indrawanto, D. W., Susanto, A. D., & Kosasih, A. (2024). Pedomam Manajemen Batuk Pada Dewasa.
- Utami, T. F. (2022). Penerapan Minuman Jahe Dan Madu Sebagai Salah Satu Obat Herbal Untuk Meredakan Batuk Pada Balita Usia 5 Tahun Di Pmb Zubaedah Syah, S.St., M. Kes. In *Poltekkes Tanjungkarang*. <http://repository.poltekkes->

tjk.ac.id/id/eprint/1813

- Wulandari, I. N., & Juniati, D. (2017). Penerapan Dimensi Fraktal Untuk Klasifikasi Laras Pada Musik Gamelan. *Jurnal Ilmiah Matematika*, 3(6), 8-15.
- Yulistiana, F., & Juniati, D. (2024). Klasifikasi Jenis Monyet Berdasarkan Suara Menggunakan Metode Dimensi Fraktal Higuchi dan K-Nearest Neighbor (K-NN). *Jurnal Ilmiah Matematika*, 12(1), 110-120. <https://doi.org/https://doi.org/10.26740/mathunesa.v12n1.p110-120>
- Yusri, A. Z. dan D. (2020). Pelaksanaan Tugas Kesehatan Keluarga Dalam Pencegahan COVID-19 Di Wilayah Kerja Puskesmas Sewon 2. In *Poltekkes Kemenkes Yogyakarta*.