

# Deteksi Suara Paru-Paru Menggunakan MFCC (Mel Frequency Cepstral Coefficient) dan M-KNN (Modified K-Nearest Neighbor)

I Putu Bayu Cakra Buana<sup>a1</sup>, I Gede Arta Wibawa<sup>a2</sup>, Agus Muliantara<sup>a3</sup>, Made Agung Raharja<sup>a4</sup>,  
I Putu Gede Hendra Suputra<sup>a5</sup>, Luh Gede Astuti<sup>a6</sup>

<sup>a</sup>Program Studi Informatika, Universitas Udayana  
Kuta Selatan, Badung, Bali, Indonesia

<sup>1</sup>putubayu08@gmail.com

<sup>2</sup>gede.arta@unud.ac.id

<sup>3</sup>muliantara@unud.ac.id

<sup>4</sup>made.agung@unud.ac.id

<sup>5</sup>hendra.suputra@unud.ac.id

<sup>6</sup>lg.astuti@unud.ac.id

## Abstract

The lungs are one of the most important organs in humans because they can meet the body's need for oxygen. It is estimated that hundreds of thousands to millions of the world's population are affected by lung disease every year. According to WHO, lung disease is one of the top 10 causes of public health problems in the world. One way that doctors use to diagnose lung disorders is by listening to the sound of breathing in the lungs using a stethoscope with acculturation techniques. Accurate recognition of lung conditions is needed so that it becomes a basic screening of people who can have abnormalities or not in lung conditions. This study focuses on researching and trying the Modified K-NN method in determining the lung condition of a person. The steps taken in this research are preprocessing, feature extraction and matching with the Modified K-NN algorithm. Then testing with 5 fold validation and confusion matrix, so that the largest results are obtained in fold 4, namely 0.98 or 98% with precision 1, recall 0.14, f1-score 0.25 for normal and 0.97 precision, recall 1, f1-score 0.98 for abnormal 97.83 %

**Keywords:** Lung Sound, Detection, MFCC, M K-NN

## 1. Pendahuluan

Paru-paru adalah salah satu organ terpenting dalam tubuh manusia. Mereka memainkan peran penting dalam bernapas dan mendistribusikan oksigen ke tubuh. Organ ini membantu tubuh mendapatkan oksigen yang dibutuhkan untuk berfungsi dengan baik. Ratusan ribu hingga jutaan orang di seluruh dunia terkena penyakit paru-paru setiap tahun, dan menyebabkan 19% dari semua kematian dan 15% dari semua kecacatan [1]. Dokter menggunakan stetoskop untuk mendengarkan suara pernapasan di paru-paru untuk mendiagnosis gangguan paru-paru. Suara nafas dapat digunakan untuk mengidentifikasi kelainan pada paru-paru [2]. Ada beberapa jenis suara paru-paru, masing-masing dengan nada, intensitas, lokasi, dan rasio pernapasannya sendiri [3]. Yaitu, suara normal yang berasal dari paru-paru (*vesicular*), suara abnormal yang berasal dari paru-paru (pernapasan *bronchial*), dan suara tambahan yang berasal dari paru-paru (*wheezing*).

Suara paru-paru khas atau *vesicular* adalah Suara paru paru yang terdengar pada dada bagian samping dan dekat perut, dimana pitch rendah menjadi indicator suara lembutnya. Surara vesicular tersebut terdapat fase inspirasi dan ekspirasi, dimana fase inspirasi (menarik nafas), lebih terdengar dominan dari pada fase ekspirasi (membuang nafas) [4]. Suara paru-paru bronchial merupakan suara paru-paru yang memiliki fase ekspirasi lebih keras dari fase inspirasi, dimana terdapat *gap* yang memisahkan fase tersebut. Suara bronchial ini memiliki ciri yaitu memiliki pitch tinggi dan nyaring, sehingga dapat terdengar menggunakan stetoskop, lalu durasi fase ekspirasi lebih lama dibanding dengan fase inspirasi. Dan suara ini dapat terdengar di daerah *trachea* [5].

Pengenalan kondisi paru secara akurat diperlukan sehingga mampu mendapatkan penanganan yang tepat dan menjadi sebuah screening dasar orang bisa mengalami kelainan atau tidak dalam kondisi paru paru. Penelitian ini berfokus untuk meneliti dan mencoba metode *Modified K-NN* dalam menentukan kondisi paru-paru dari seseorang.

Dalam penelitian ini dilakukan beberapa proses yaitu proses *preprocessing*, ekstraksi *feature* dan klasifikasi data paru paru. Untuk langkah langkah yang digunakan dalam penelitian ini untuk mendeteksi kondisi paru paru adalah pertama audio file.wav akan melalui tahap *preprocessing* yang terdiri dari normalisasi data, *noise reduction* dan *silence removal*. setelah itu data akan melalui proses *extraction*

*feature* yang terdiri dari DC-Removal, *Premphasize*, *frame blocking*, *windowing*, *fast fourier transform*, *mel frequency wrapping* dan DCT (*Discrete Cosine Transform*) dimana dalam proses ini akan mendapatkan nilai koefisien yang akan diolah dalam proses klasifikasi *Modified K-NN*.

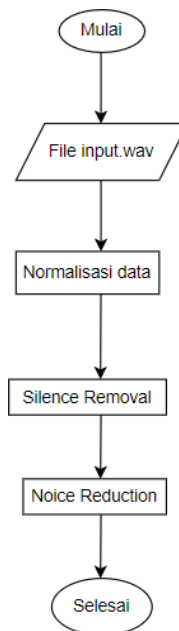
## 2. Metode Penelitian

### 2.1 Akuisis Data

Penelitian ini menggunakan data sekunder. Data suara nafas paru diperoleh dari internet pada website International Conference on Biomedical and Health Informatics (ICBHI) 2017. Dataset ini berisi rekaman dari 920 data pernafasan yang diambil dari 126 orang. Kumpulan data dibagi menjadi 35 suara pernafasan bronkial polifonik (normal) dan 885 (abnormal), di mana untuk membandingkan data pelatihan dan data uji 736 dan 184, kumpulan data akustik paru ini direkam dan dikumpulkan di Rumah Sakit Infante D. Pedro, Aveiro, Portugal. Rekaman suara pernafasan juga diperoleh di the Papanikolaou General Hospital, Thessaloniki dan di the General Hospital of Imathia (Health Unit of Naousa), Greece oleh tim peneliti kedua dari the Aristotle University of Thessaloniki (AUTH) dan the University of Coimbra (UC).

### 2.2 Preprocessing Data latih dan Data uji

Suara paru-paru akan melalui preprocessing terlebih dahulu setelah direkam secara digital dan disimpan sebagai file .wav, untuk membuat sinyal suara rekaman berkualitas tinggi, proses prapemrosesan berupaya meningkatkan perekaman suara input., pada penelitian ini proses preprocessing terbagi menjadi 3 tahap yaitu normalisasi data, *silence removal* dan *noise reduction*. Pada tahap normalisasi merupakan proses untuk melakukan penyetaraan amplitude setiap sinyal yang terekam. Agar dapat dikonstruksi pada skala yang sama, data dibagi menjadi 1 pada sampel suara dengan nilai amplitudo tertinggi. tahap ini menciptakan kesan bahwa proses pendeteksian tidak terpengaruh oleh seberapa keras atau lembut suara yang terdengar. Setiap sampel rekaman suara harus memiliki area senyap setelah normalisasi. Oleh karena itu tahap kedua pada proses *preprocessing* yaitu *silence removal* dimana proses ini akan menghilangkan *silent* (diam) pada sinyal suara agar dapat memudahkan dalam pengenalan suara, setelah itu *noise reduction* merupakan proses untuk mengurangi distorsi gangguan suara dari luar. Input hasil dari proses *preprocessing* ini adalah sinyal suara yang tidak memiliki *noise* dan *silence*. Flowchart *preprocessing* dapat dilihat pada gambar 1.



**Gambar 1.** *Preprocessing* Data latih dan Data uji

### 2.3 Ekstraksi Fitur dengan MFCC (data latih)

Ektraksi fitur dalam MFCC adalah sebuah metode yang bertujuan untuk mendapatkan parameter dan informasi mengenai ciri dari suatu signal [6], metode ini sering digunakan pada audio untuk mengetraksi ciri atau fitur karena menggunakan komputasi logaritmik yang sesuai dengan pendengaran manusia. Dalam penelitian ini ekstraksi fitur MFCC terjadi dari beberapa proses sebagai berikut:

Dimana dalam ekstraksi fitur ini terdapat beberapa tahap yaitu :

1. *DC removal* adalah tahap yang berguna untuk menormalisasikan data suara latih yang akan diinputkan sehingga dapat membuang data-data yang tidak dibutuhkan atau noise di dalam proses suara latih [7].

$$DC\ removal = y[n] = x[n] - x, 0 \leq n \leq N - 1 \quad (1)$$

2. *Pre-emphasize* adalah semacam filter yang menjaga frekuensi tinggi dalam spektrum agar tidak hilang, dimana akan tereliminasi selama proses produksi suara [8].

$$Pre-emphasize = Y[n] = s[n] - a.s[n-1], 0.9 \leq a \leq 1.0 \quad (2)$$

3. *Frame Blocking* membagi sinyal suara menjadi bingkai yang tumpang tindih untuk memastikan informasi dipertahankan. Berbagai fitur suara dalam domain waktu dapat diekstraksi dari representasi sinyal dalam bentuk bingkai ini [9].

$$Frame\ blocking\ J(f) = ((l - N)/M) + 1 \quad (3)$$

4. *Windowing* adalah proses proses yang digunakan agar tidak terjadi kebocoran *spectral* atau *aliasing* pada sinyal [10].

$$Windowing\ W(n) = 0.54 - 0.46 \cos 2\pi n / (M-1) \quad (4)$$

5. *Fast Fourier Transform* adalah sebuah teknik yang secara efektif mengubah setiap N bingkai sampel dari domain waktu ke domain frekuensi [11].

$$f(n) = \sum_{k=0}^{N-1} y_k e^{-2}, n = 0, 1, 2, \dots, N - 1 \quad (5)$$

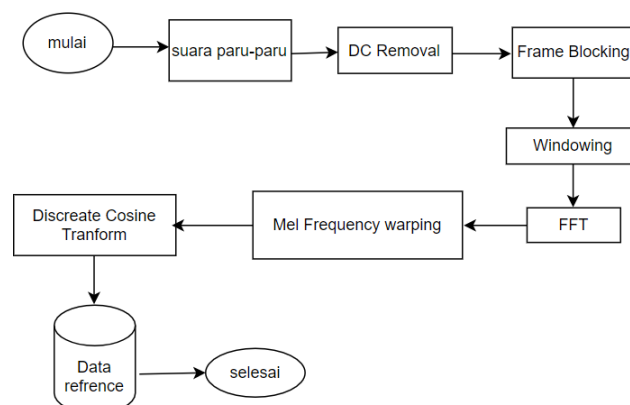
6. *Mel frequency Warping* adalah mel filter blank yang digunakan untuk mengetahui ukuran *energy* dari frekuensi band tertentu dalam frekuensi termasuk juga dalam metode MFCC [12].

$$Mel\ frequency\ Warping = Mel\ f = \frac{2595 * \log_{10}(1 + \frac{f}{700})}{\frac{Si}{2}} \quad (6)$$

7. DCT adalah proses untuk mendapatkan representasi yang baik dari properti *spectral local* dengan mendekorrelasikan spektrum mel [13].

$$DCT = C_n = \sum_{k=1}^K (\log S_k) \cos [n (k - \frac{1}{2}) \frac{\pi}{K}]; n = 1, 2, \dots, K \dots \quad (7)$$

Proses ekstraksi fitur data latih dapat dilihat pada gambar 2:



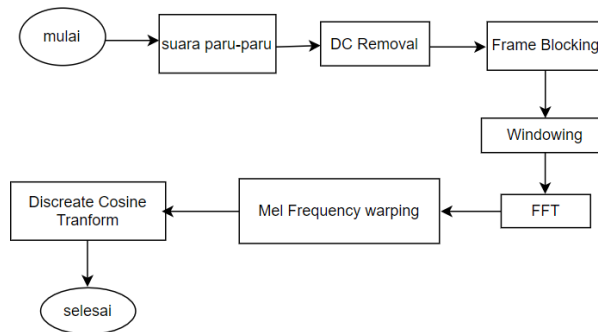
**Gambar 2.** Ekstraksi data latih

## 2.4 Ekstraksi Fitur MFCC (Data uji)

Pada proses ini sama seperti dengan tahap ekstraksi data latih seperti *DC removal*, *pre – emphasize*, *framing*, *windowing*, *FFT*, *Mel Frequency Warping* dan *DCT*, tetapi yang membedakan yaitu

## Deteksi Suara Paru- Paru Menggunakan MFCC dan M-KNN

dalam ekstraksi fitur MFCC data latih, hasil fitur koefisien - koefisien dari spectrum sebagai besar kecilnya frequency yang dihasilkan dari pengenalan suara paru-paru akan di simpan bentuk array berupa data referensi tetapi untuk ekstraksi fitur MFCC (data uji) data tersebut akan dicocokkan dengan data latih dengan metode metode *Modified-KNN*, dimana untuk flowchart dapat dilihat pada gambar 3.



**Gambar 3.** ekstraksi mfcc data uji

## 2.5 Algoritma Modified K-NN

Pada proses klasifikasi *modified K-Nearest Neighbour*, data fitur yang sudah dihasilkan pada proses ekstraksi fitur akan menjadi nilai masukan dalam proses klasifikasi ini dimana dalam klasifikasi *modified k-nearest neighbour* terdapat 2 tambahan proses yaitu proses validasi antar data dan *weight voting* [14].

Terdapat cara kerja algoritma M-KNN yaitu:

1. Menentukan nilai K, Misalkan  $k=5$
2. Menormalisasi data yaitu data *train* dan data *test*
3. Melakukan perhitungan jarak *euclidian* antar data *train*
4. Menghitung nilai validasi.

Nilai validitas diperoleh dari perhitungan selisih antara penyiapan informasi dengan memilih 3 tetangga terdekat dan setelah itu jika informasi tersebut memiliki pelajaran yang sama dengan tetangga yang terjangkau dan tidak layak 0.

5. Menghitung jarak encludian antara data *train* dan *test*

Proses ini akan menghasilkan nilai yang akan mejadi inputan perhitungan *weighted voting*.

- 6 Menghitung *weighted voting*

Proses ini dilakukan dengan menghitung nilai euclidian antara data *train*, data *test* dan nilai validasi dari data *training*.

7. Menentukan kelas data *test*

Hasil perhitungan nilai berbobot diurutkan menurut nilai terbesar, dan hasilnya kemudian dijumlahkan dengan kelas yang sama untuk menentukan kelas data *test*. Kelas data *test* ditentukan oleh hasil terbesar.

## 2.6 Metode K –fold validation

Metode validasi silang yang dikenal sebagai "K-fold validasi" membagi data menjadi k pengelompokan berukuran identik. Bias data dihilangkan menggunakan validasi K-fold. Ada k pengulangan pelatihan dan pengujian. Subset S1 dalam percobaan pertama dianggap sebagai data uji sedangkan subset lainnya ditangani sebagai data pelatihan; sama, dalam percobaan kedua, subset S1, S3,...,Sk diperlakukan sebagai data pelatihan sedangkan subset S2 diperlakukan sebagai data uji [15].

Pada pengujian ini nilai k yang digunakan bervariasi, yaitu nilai  $k=2$ ,  $k=5$ ,  $k=7$ ,  $k=9$ . pengujian nilai k dilakukan pada masing masing fold yaitu dengan 5 fold dimana setiap fold digunakan 736 data sebagai data uji dan 184 data sebagai data latih. setelah didapatkan hasil dari proses tersebut dari setiap fold maka dapat dibentuk menjadi table confusion matrix dimana table tersebut dapat diketahui jumlah data yang teridentifikasi benar untuk selanjutnya di hitung akurasi yang dihasilkan. Nilai pengujian nilai k dapat dilihat pada tabel 1.

**Tabel 1.** Pengujian Pengaruh Nilai K

Nilai K	Data Latih	Data Uji	5-Fold	Akurasi
	736	184		
2				
5				
7				
8				
9				

### 3. Hasil dan Pembahasan

Pengujian dilakukan dengan menggunakan K-Fold validation, dimana hasil setiap fold akan dibentuk table confusion matrix dan parameter nilai k yaitu K = 2,4,5,7,8,9.

#### 3.1 Pengujian Confusion Matrix

*Confusion matrix* adalah pengujian yang bertujuan untuk mengetahui berapa besar data yang benar dan data yang diprediksi, dimana terdapat nilai prediksi dan nilai actual. Confusion matrix terdapat beberapa parameter yaitu True Positif, False Positif, False Negatif dan True Negatif, pertama True Positif yaitu kelas positif yang diidentifikasi benar, False Positif yaitu kelas positif yang diidentifikasi salah, False Negatif yaitu kelas negatif yang diidentifikasi salah dan True Negatif yaitu kelas negatif yang diidentifikasi salah, dalam penelitian ini hasil *confusion matrix* dapat dilihat pada tabel 2.

**Tabel 2.** Confusion Matrix Fold 1

Predicted Label	True Label		
		1	0
	1	3	6
0	0	175	
Akurasi			0,96

Pada tabel 2 merupakan hasil *confusion matrix*, kelas untuk positif yaitu paru paru tidak normal dan negative yaitu paru paru normal. Dimana untuk 3 data teridentifikasi normal dengan kelas actual normal, selanjutnya terdapat 175 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual tidak normal, selanjutnya terdapat 0 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual normal dan terdapat 6 data teridentifikasi normal dengan kelas actual tidak normal.

**Tabel 3.** Confusion Matrix Fold 2

Predicted Label	True Label		
		1	0
	1	1	4
0	1	178	
Akurasi			0,97

Pada tabel 3 merupakan hasil *confusion matrix*, kelas untuk positif yaitu paru paru tidak normal dan negative yaitu paru paru normal. Dimana untuk 1 data teridentifikasi normal dengan kelas actual normal, selanjutnya terdapat 178 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual tidak normal, selanjutnya terdapat 1 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual normal dan terdapat 4 data teridentifikasi normal dengan kelas actual tidak normal.

**Tabel 4.** *Confusion Matrix Fold 3*

Predicted Label	True Label		
		1	0
	1	1	8
0	2	173	
Akurasi		0,94	

Pada tabel 4 merupakan hasil *confusion matrix*, kelas untuk positif yaitu paru paru tidak normal dan negative yaitu paru paru normal. Dimana untuk 1 data teridentifikasi normal dengan kelas actual normal, selanjutnya terdapat 173 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual tidak normal, selanjutnya terdapat 2 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual normal dan terdapat 8 data teridentifikasi normal dengan kelas actual tidak normal.

**Tabel 5.** *Confusion Matrix Fold 4*

Predicted Label	True Label		
		1	0
	1	3	4
0	0	177	
Akurasi		0,98	

Pada tabel 5 merupakan hasil *confusion matrix*, kelas untuk positif yaitu paru paru tidak normal dan negative yaitu paru paru normal. Dimana untuk 3 data teridentifikasi normal dengan kelas actual normal, selanjutnya terdapat 177 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual tidak normal, selanjutnya terdapat 0 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual normal dan terdapat 4 data teridentifikasi normal dengan kelas actual tidak normal.

**Tabel 6.** *Confusion Matrix Fold 5*

Predicted Label	True Label		
		1	0
	1	0	5
0	3	176	
Akurasi		0,95	

Pada tabel 6 merupakan hasil *confusion matrix*, kelas untuk positif yaitu paru paru tidak normal dan negative yaitu paru paru normal. Dimana untuk 0 data teridentifikasi normal dengan kelas actual normal, selanjutnya terdapat 176 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual tidak normal, selanjutnya terdapat 3 data teridentifikasi tidak normal dengan kelas actual normal dan terdapat 5 data teridentifikasi normal dengan kelas actual tidak normal.

### 3.2 Pengujian Akurasi

Dalam penelitian ini, hasil akurasi setiap fold terdapat nilai *precision*, *recall* dan *f1-score* yang dihasilkan untuk hasil nilai *precision*, *recall* dan *f1-score* untuk setiap *fold* dapat dilihat pada tabel 7.

**Tabel 7.** Hasil akurasi *Fold 1*

	Precision	recall	f1-score	support
normal	1	0.3	0.5	9
tidak normal	0.97	1	0.98	175
accuracy			0.97	184
macro avg	0.98	0.67	0.74	184
weighted avg	0.97	0.97	0.96	184

Pada tabel 7 merupakan hasil akurasi dalam mendiagnosa kondisi paru –paru menggunakan MFCC dan M-KNN pada *Fold1*, maka didapatkan *Precision*, *Recall*, *f1-Score* untuk *support* pada kelas normal dan tidak normal dan dapat disimpulkan untuk nilai terbesar *Precision* untuk kelas normal sebesar 100%, nilai terbesar *Recall* untuk kelas tidak normal sebesar 100% dan nilai terbesar *f1-score* untuk kelas

tidak normal sebesar 98%.

**Tabel 8.** Hasil akurasi *Fold 2*

	Precision	recall	f1-score	Support
Normal	0.5	0.2	0.29	5
tidak normal	0.98	0.99	0.99	179
Accuracy			0.97	184
macro avg	0.74	0.6	0.64	184
weighted avg	0.97	0.97	0.97	184

Pada tabel 8 merupakan hasil akurasi dalam mendiagnosa kondisi paru –paru menggunakan MFCC dan M-KNN pada *Fold2* ,maka didapatkan *Precision,Recall,f1-Score* untuk *support* pada kelas normal dan tidak normal dan dapat disimpulkan untuk nilai terbesar *Precision* untuk kelas tidak normal sebesar 98% , nilai terbesar *Recall* untuk kelas tidak normal sebesar 99% dan nilai terbesar *f1-score* untuk kelas tidak normal sebesar 99%.

**Tabel 9.** Hasil akurasi *Fold 3*

	Precision	recall	f1-score	Support
Normal	1	0.11	0.2	9
tidak normal	0.96	1	0.98	175
Accuracy			0.96	184
macro avg	0.98	0.56	0.59	184
weighted avg	0.96	0.94	0.94	184

Pada tabel 9 merupakan hasil akurasi dalam mendiagnosa kondisi paru –paru menggunakan MFCC dan M-KNN pada *Fold3*, maka didapatkan *Precision, Recall, f1-Score* untuk *support* pada kelas normal dan tidak normal dan dapat disimpulkan untuk nilai terbesar *Precision* untuk kelas normal sebesar 100%, nilai terbesar *Recall* untuk kelas tidak normal sebesar 100% dan nilai terbesar *f1-score* untuk kelas tidak normal sebesar 98%.

**Tabel 10.** Hasil akurasi *Fold 4*

	Precision	recall	f1-score	Support
Normal	1	0.14	0.25	7
tidak normal	0.97	1	0.98	177
Accuracy			0.97	184
macro avg	0.98	0.57	0.62	184
weighted avg	0.97	0.97	0.96	184

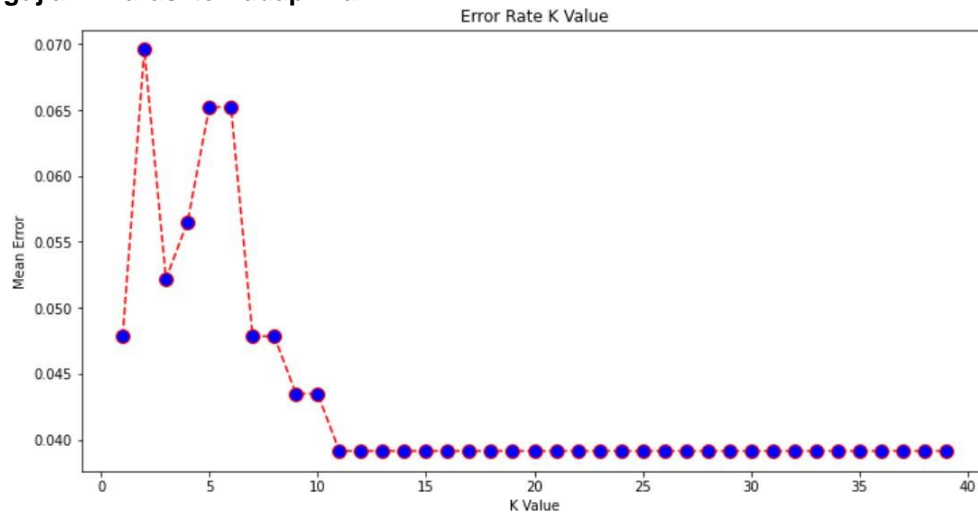
Pada tabel 10 merupakan hasil akurasi dalam mendiagnosa kondisi paru –paru menggunakan MFCC dan M-KNN pada *Fold4*, maka didapatkan *Precision, Recall, f1-Score* untuk *support* pada kelas normal dan tidak normal dan dapat disimpulkan untuk nilai terbesar *Precision* untuk kelas normal sebesar 100%, nilai terbesar *Recall* untuk kelas tidak normal sebesar 100% dan nilai terbesar *f1-score* untuk kelas tidak normal sebesar 98%.

**Tabel 11.** Hasil akurasi *Fold 5*

	Precision	recall	f1-score	support
Normal	0	0	0	5
tidak normal	0.97	0.99	0.98	179
Accuracy			0.96	184
macro avg	0.49	0.49	0.49	184
weighted avg	0.95	0.96	0.95	184

Pada tabel 11 merupakan hasil akurasi dalam mendiagnosa kondisi paru –paru menggunakan MFCC dan M-KNN pada *Fold5*, maka didapatkan *Precision*, *Recall*, *f1-Score* untuk *support* pada kelas normal dan tidak normal dan dapat disimpulkan untuk nilai terbesar *Precision* untuk kelas tidak normal sebesar 97%, nilai terbesar *Recall* untuk kelas tidak normal sebesar 99% dan nilai terbesar *f1-score* untuk kelas tidak normal sebesar 98%.

### 3.3 Pengujian Akurasi terhadap nilai K



Gambar 4. Error Rate K-Value

Pada gambar 4 dapat terlihat bahwa nilai  $k=2,4,5,7,8,9$  sangat berpengaruh terhadap *error* yang dihasilkan dimana semakin curam menuju titik nol menandakan bahwa semakin besar nilai  $k$  maka semakin besar juga *error*nya. Tampilan akurasi menjelaskan mengenai bagaimana sistem dapat melakukan uji penentuan jenis kondisi paru paru. Dalam penelitian peneliti menggunakan Uji *k-fold* dalam mengetahui bagaimana tingkat akurasi yang di dapat pada sistem yang telah di buat dan menentukan apakah sistem dapat berkeja dengan baik atau masih perlu dilakukan evaluasi. Dimana  $k$  terbaik didapat  $k=10$ .

## 4. Kesimpulan

Sistem prediksi suara paru paru menggunakan MFCC dan *modified K- Nearst Neighbour* dalam melakukan proses prediksi keadaan paru paru menggunakan audio sebagai media melakukan prediksi dapat dilakukan dengan baik melalui beberapa proses iterasi dan proses normalisasi.

Akurasi sistem prediksi paru paru menggunakan MFCC dan *Modified K-Nearst Neighbor* dapat dikatakan baik yang dimana diperoleh hasil akurasi tertinggi pada *Fold 4* yaitu 0.98 atau 98% dengan *precision* 1, *recall* 0.14, *f1-score* 0.25 untuk normal dan *precision* 0.97, *recall* 1, *f1-score* 0.98 untuk tidak normal sebesar 97,83 % dengan menggunakan metode uji dan data latih yang telah disediakan.

## Referensi

- [1] Forum of International Respiratory Societies (FIRS) .The Year of Lung. Available from : <http://www.2010yearofthelung>, 2010.
- [2] D. Emmanouilidou, K. Patil, J. West J, dan M. Elhilali, “A Multiresolution Analysis for Detection Abnormal Lung Sounds”, Conference Proceedings IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 3139-3142, 2012.
- [3] M. Z. Ramadhan, “Perancangan Sistem Instrumentasi untuk Identifikasi dan Analisis Suara Paru-Paru Menggunakan DSP TMS320C6416T”. Skripsi UNIVERSITAS INDONESIA, 2012.
- [4] F. Syafria, A. Buono, dan B. P. Silalahi, “Pengenalan Suara Paru-Paru dengan MFCC sebagai Ekstraksi Ciri dan Backpropagation sebagai Classifier, vol. 3, no.1, pp. 28-37, 2014.
- [5] M. G. Ahkam, “Aplikasi Pemeriksaan Paru-Paru Dengan Metode Auskultasi Berbasis Android”. Skripsi. Jurusan Teknik Informatika UNIVERSITAS UIN ALAUDDIN MAKASAR. Diterbitkan, 2018.
- [6] I. S. Permana, Y. I. Nurhasanah, dan A. Zulkarnain, “Implementasi Metode MFCC dan DTW Untuk Pengenalan Jenis Suara Pria dan Wanita”, MIND Journal, vol. 3, no. 1, pp. 49-63, 2018.
- [7] Y. Indrawaty, I. A. Dewi, dan R. Lukman, “Ekstraksi Ciri Pelafalan Huruf Hijaiyyah Denagn Metode Mel-Frequency Cepstral Coefficients, “MIND Journal, vol. 4, no. 1, 2019.



- [8] T. Nasution, "Metoda Mel Frequency Cepstrum Coefficient (MFCC) untuk Mengenali Ucapan pada Bahasa Indonesia", *Jurnal Sains dan Teknologi Informasi*, vol.1,no.1, 2012.
- [9] Y. I. Nurhasanah, M. M. Barmawi, "APLIKASI PENDETEKSI EMOSI MANUSIA MENGGUNAKAN METODE MFCC DAN DTW", *Seminar Nasional. Teknologi. Informatika*, 2016.
- [10] E. S. Aritonang, "IDENTIFIKASI SUARA MORSE MENGGUNAKAN ALGORITMA MEL FREQUENCY CEPSTRUM COEFFICIENT -HIDDEN MARKOV MODEL (MFCC-HMM)". *Skripsi. Jurusan Teknologi Informasi Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UNIVERSITAS SUMATRA UTARA. MEDAN. Diterbitkan, 2019.*
- [11] R. S. Chavan dan G. S. Sable, "An Overview of Speech Recognition Using HMM," *International Journal of Computer and Mobile Computing*, vol. 2, no. 6, pp. 233–238, 2013.
- [12] Y. AFRILLIA, "MODIFIKASI MEL-FREQUENSY CEPTRAL COEFFICIENT (MFCC) PADA SISTEM PENGHAFALAN AL-QUR'AN DALAM PENGENALAN POLA NAGHAM". *TESIS. Jurusan Teknik Informatika Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi UNIVERSITAS SUMATRA UTARA. Medan. Diterbitkan, 2018.*
- [13] D. Putra dan A. Resmawan, "Vertifikasi Biometrika Suara Menggunakan Metode MFCC Dan DTW", *LONTAR KOMPUTER*, vol. 2, no.1, 2011.
- [14] F. Wafiyah, "Implementasi Algoritma Modified K-Nearest Neighbor (MKNN) Untuk Klasifikasi Penyakit Demam". *Skripsi. Jurusan Teknik Informatika UNIVERSITAS BRAWIJAYA. MALANG. Diterbitkan, 2017.*
- [15] M. Brammer, "Principles of Data Mining". *Springer-Verlag. London, 2007.*

*This page is intentionally left blank.*