

Klasifikasi Tangisan Bayi Menggunakan Parameter Pitch Dengan K-Nearest Neighbors

Ainayya Halifah¹
Agung Tjahjo Nugroho¹,
Wenny Maulina¹,

AFILIASI :

Jurusan Fisika, Fakultas Matematika
dan Ilmu Pengetahuan, Universitas
Jember

ALAMAT:

Universitas Jember, Jalan Kalimantan
Tegal Boto, Nomor 37, Jember, Jawa
Timur 68121

KORESPONDENSI:

Ainayya Halifah
ainayyahalifah01@gmail.com
+6281327584005

KATA KUNCI:

Baby cry, bag of features, k-
nearest neighbour, pitch

JEI

<https://journal.unej.ac.id/JEI>
jei@unej.ac.id
FMIPA UNIVERSITAS JEMBER
ISSN:3032 3398

ABSTRAK

Baby crying is a basic and important thing for mothers or caregivers to understand. Crying in babies has different meanings or types of crying depending on the trigger/cause of crying. This study was conducted to establish the characteristics of the cause of infant crying through pitch parameters formed in the Bag of Features and determine the accuracy of the resulting classification. The feature extraction and classification methods used in this research are pitch, Bag of Features and K-Nearest Neighbor. Pitch feature extraction is done by changing the range parameters and methods in estimating the fundamental frequency. The range and method used in this research are (70,170) and PEF. The baby cries used for this study were taken in two ways, namely downloading Dunstan Baby Language and field measurements based on the perception of mothers and medical personnel. The types of infant cries used in this study were burpme, hungry, lower wind pain, tired, uncomfortable and pain. The results of this study show that the sequence of DBL baby cry labels that have a high average fundamental frequency probability value based on the Bag of Features histogram are tired (0.290), lower wind pain (0.207), hungry (0.206), burpme (0.182) and uncomfortable (0.090) while the sequence of baby cry labels from measurement data shows that the sick label has a higher average fundamental frequency, which is 0.200 when compared to the hungry label whose average fundamental frequency is 0.064. The classification accuracy results obtained between the DBL database test and the measurement database using K-Nearest Neighbor look optimal, which is 92% and 98%

PENDAHULUAN

Emosi merupakan perasaan yang muncul akibat adanya kenyamanan atau ketidaknyamanan seseorang terhadap keadaan tertentu. Berdasarkan urutan peristiwa, emosi dapat diklasifikasikan menjadi dua, yaitu emosi primer dan sekunder. Emosi primer atau dasar merupakan emosi yang pertama kali dirasakan oleh bayi sejak lahir. Setiap bayi baru lahir mempunyai kemampuan dalam mengekspresikan emosi atau kebutuhan dasarnya melalui suara tangisan yang cukup keras. Tangisan pada bayi merupakan hal dasar yang perlu dan penting untuk dipahami oleh ibu atau pengasuh bayi. Hal tersebut perlu dilakukan karena tangisan menjadi media komunikasi utama bayi dalam menyampaikan keinginannya kepada lingkungan terutama pada ibu atau pengasuh bayi. Secara umum, para ibu muda yang jauh dari keluarga atau tidak mendapat bimbingan dari orang yang telah berpengalaman, biasanya mengartikan tangisan bayi hanya sebagai tanda lapar saja padahal tangisan pada bayi mempunyai arti atau jenis-jenis tangisan berbeda-beda bergantung dari segi pemicu/penyebab tangisan. Berdasarkan penyebab tangisan, jenis-jenis tangisan bayi dapat dibedakan pola suaranya dengan menganalisis salah satu parameter suara, yaitu *pitch* dengan mengimplementasikan *signal processing* melalui *computer vision*.

Bard et al. (2008) pernah meneliti tentang penerapan sebuah algoritma yang digunakan untuk mendeteksi tanda-tanda nyeri nosiseptif (nyeri karena adanya luka/jaringan rusak) pada tangisan bayi baru lahir. Penelitian tersebut menerapkan algoritma, yaitu berupa *pitch detection*. *Pitch detection* ini didukung dengan pendekatan *sliding buffer* dan peningkatan AMDF (*Average Mean Difference Function*) yang membuat metode tersebut dapat memberikan nilai frekuensi rata-rata yang sedikit berbeda dengan frekuensi yang sangat bervariasi dalam satu tangisan yang sama. Metode tersebut juga dapat

memberikan hasil yang lebih akurat dan menyajikan perincian frekuensi nada yang lebih baik serta dapat mengisolasi tiga seruan berdasarkan plot yang dihasilkan. Berdasarkan plot yang dihasilkan tersebut dapat dianalisis tiga seruan dalam panjang, frekuensi minimum, frekuensi maksimum, dan frekuensi rata-rata

Daga & Panditrao (2011) juga pernah meneliti tentang tangisan bayi yang disebabkan oleh rasa nyeri akibat dari vaksinasi BCG. Metode yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah metode *Welch* dan penerapan *256 peak point FFT*. Metode tersebut digunakan untuk menentukan frekuensi fundamental. Analisis frekuensi pada sampel suara yang diteliti menunjukkan bahwa frekuensi fundamental rata-rata yang diperoleh sekitar 400 Hz. Pada bayi laki-laki, frekuensi fundamental yang diperoleh sekitar 420 Hz sedangkan pada bayi perempuan sekitar 370 Hz.

Variasi *pitch* yang dinyatakan dalam bentuk frekuensi fundamental dari kumpulan suara dapat dibangun atau dinyatakan dalam bentuk histogram yang dikenal dengan *Bag of Features* (Spyrou et al., 2019). Aplikasi *Bag of Features* bertujuan untuk mengekstraksi karakteristik sinyal suara dengan mudah. *Bag of Features* (BoF) juga disebut sebagai *Bag of Visual Words* (BoVW) merupakan pendekatan algoritma yang digunakan untuk pengenalan ciri/identitas suara atau menggeneralisasi kelas yang sangat beragam dalam bentuk histogram.

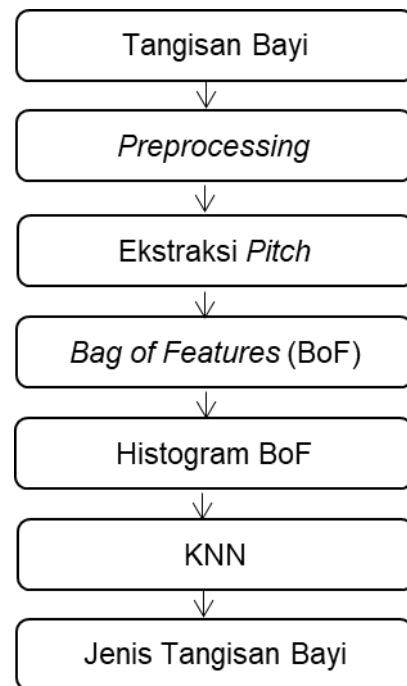
Bag of Features ini akan menjadi pendekatan algoritma yang mengekstraksi fitur suara dari kumpulan suara tangisan bayi. Suara tangisan bayi dalam penelitian di atas hanya diteliti tentang jenis tangisan bayi yang disebabkan oleh rasa nyeri, tetapi

terdapat jenis-jenis tangisan lain yang belum diteliti dalam penelitian tersebut sehingga dalam artikel ini akan didiskusikan jenis-jenis tangisan bayi yang berbeda pemicu tangisannya. Jenis-jenis tangisan yang akan diteliti antara lain tangisan bayi yang disebabkan oleh rasa lapar, ingin

bersendawa, mengantuk, tidak nyaman, kembung dan sakit akibat suntikan imunisasi. Jenis-jenis tangisan bayi tersebut diperoleh dengan cara pengunduhan audio *Dunstan Baby Language* dan pengukuran lapang berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis. Kumpulan data tersebut akan dianalisis dari perbedaan pola suaranya melalui parameter berupa *pitch*. Perbedaan pola suara yang dihasilkan akan dibentuk ke dalam histogram melalui *Bag of Features*. Tahap selanjutnya adalah *building database* dari data DBL dan pengukuran kemudian dilakukan pengujian *database* menggunakan metode *K-Nearest Neighbor*. *K-Nearest Neighbor* dipilih karena mempunyai prinsip sederhana dan mudah diimplementasikan dengan data terbatas/jumlah data yang kecil (Cholil et al., 2021).

METODE

Penelitian dilakukan dengan cara merancang algoritma atau *prototype* yang dapat mengidentifikasi karakteristik jenis-jenis tangisan bayi berdasarkan pada penyebab/pemicu tangisan melalui parameter *pitch*. Tahapan dalam rancang bangun ditunjukkan pada Gambar 1 Berdasarkan Gambar 1 memperlihatkan lima tahapan identifikasi jenis tangisan menggunakan parameter *pitch*. Tahap pertama *preprocessing*, data audio suara tangisan bayi dibersihkan dan dipotong sedemikian rupa sehingga suara latar dapat teredam dengan baik dan sampel data mencukupi untuk dianalisa



Gambar 1. Rancang bangun algoritma pengklasifikasian jenis tangisan bayi

Tahap kedua, *pitch* dari data audio diekstraksi menggunakan fungsi *pitch* pada pemrograman MATLAB dengan metode *PEF (Pitch Estimation Filter)* Tahap ketiga membangun *Bag of Features* yang kemudian dinyatakan dalam tahap keempat *Histogram Bag of Features*. *Histogram Bag of Features* digunakan sebagai identitas suara tangisan. Tahap kelima klasifikasi jenis tangisan ditentukan menggunakan metode *K-Nearest Neighbour (KNN)*.

Objek yang digunakan dalam penelitian ini adalah tangisan bayi. Tangisan bayi yang digunakan dalam penelitian ini diambil dengan dua cara, yaitu pertama mengunduh DBL (Dabour, 2018a; Dabour, 2018b). Data DBL dapat diambil dari suara *Dunstan Baby Language (DBL)* dengan 5 jenis klasifikasi tangisan bayi secara universal, yaitu "neh" berarti lapar, "owh" berarti mengantuk, "eh" berarti ingin bersendawa, "eairh" berarti kembung, dan "heh" berarti tidak nyaman dengan total jumlah data suara sebanyak 87 records. Kedua data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis dengan cara merekam secara langsung terhadap bayi-bayi yang memenuhi kriteria inklusi dan tidak memenuhi kriteria eksklusi. Perekaman ini mengambil dua jenis tangisan

pada bayi yang dijadikan sampel penelitian, yaitu tangisan bayi yang disebabkan oleh rasa lapar (L) dan sakit (S) dengan jumlah sampel responden sebanyak 56 bayi.

Karakteristik *Bag of Features* yang terbentuk dari data DBL dan pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis dianalisis secara deskriptif. Parameter yang dianalisis adalah rata-rata *fundamental frequency* yang dihasilkan dari data yang diuji. Selain itu, bin *fundamental frequency* dari *Bag of Features* yang terbentuk dilakukan analisis dari nilai yang mempunyai rata-rata *fundamental frequency* tinggi dan rendah. Tahap selanjutnya adalah menentukan akurasi hasil klasifikasi jenis-jenis tangisan dari tahap pengujian data *training* terhadap data *training (building database)* dan pengujian data *testing* terhadap data *training (pengujian database)* dengan persamaan berikut:

$$\text{Akurasi(\%)} = \frac{X}{N} \times 100$$

X : Tangisan yang terdeteksi benar

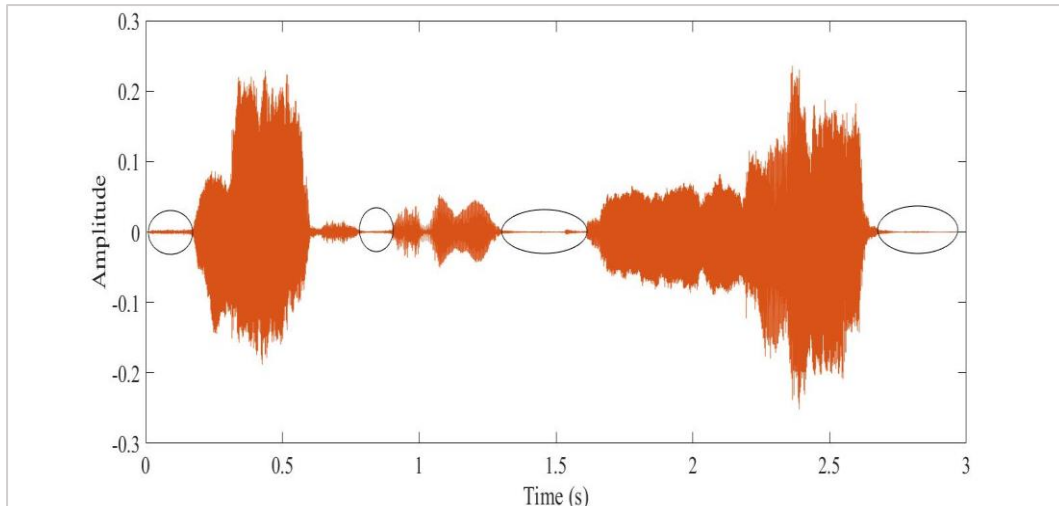
N: Jumlah total data

HASIL DAN PEMBAHASAN

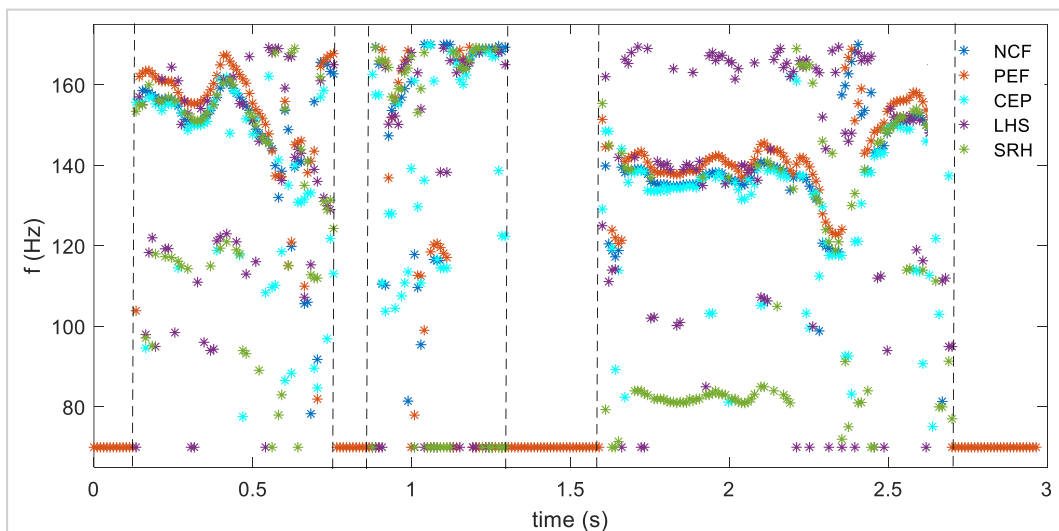
Preprocessing bertujuan untuk menyamakan *threshold amplitude* dan menghilangkan efek *noise* sinyal masukan (data audio) dengan teknik *clipping filtering*. Teknik *clipping filtering* adalah proses yang digunakan untuk memfilter hasil *clipping* dari sinyal masukan (data audio) yang diuji dengan menggunakan *bwareaopen function* pada MATLAB. *Bwareaopen function* merupakan proses segmentasi *area opening* yang digunakan untuk menghapus objek kecil, seperti area yang dianggap *noise* dan *silent*. Berdasarkan prinsip dasarnya, *clipping*

adalah suatu teknik memotong sinyal yang mempunyai amplitudo lebih besar dari suatu nilai tertentu (*threshold*) (Wirastuti & Dhyaksa, 2020). *Threshold* merupakan proses penyamaan waktu sinyal masukan (data audio) untuk menentukan amplitudo envelope sinyal minimum ketika *voiced speech* terdeteksi, ketika amplitudo envelope sinyal masukan melebihi onset *threshold* maka sinyal logika yang dihasilkan 1, tetapi apabila amplitudo envelope sinyal masukan kurang dari *offset threshold* maka sinyal logika yang dihasilkan 0 (Ashriyah et al., 2020). Penentuan amplitudo envelope sinyal masukan minimum sebagai *threshold*, baik dari segi onset maupun *offset* dalam *preprocessing* ini dilakukan berdasarkan sinyal asli yang diproses melalui *computer vision* berupa MATLAB, nilai amplitudo minimum pada sinyal masukan dapat diketahui dari rentang amplitude terhadap *time*. Hal tersebut dapat dilihat pada Gambar 2

Berdasarkan Gambar 2, nilai amplitudo minimum berada di sekitar 0,01 sehingga nilai tersebut menjadi batas ambang amplitudo (*threshold amplitude*) dari semua sinyal data audio. Tahap pengaturan *threshold amplitude* dalam proses ini dilakukan untuk memotong amplitudo rendah berdasarkan onset dan *offset threshold* terhadap data audio yang diuji. Besarnya *threshold amplitude* minimum < 0,01 terbukti efektif, karena saat *threshold amplitude* yang diatur semakin besar maka sinyal data audio yang seharusnya masuk ke dalam sinyal sebenarnya akan semakin tidak terlihat sinyal sebenarnya (terdapat bagian tertentu/tidak diinginkan menjadi hilang). Tahap selanjutnya adalah teknik *clipping filtering* dengan menentukan *threshold area*. *Threshold area* yang efektif digunakan dalam memproses semua sinyal masukan adalah < 10.000



Gambar 2. Visualisasi hasil sinyal asli data audio



Gambar 3. Visualisasi pitch estimations saat range (70-170) dengan lima metode berbeda : NCF, PEF, CEP, LHS dan SRH

Ekstraksi fitur *pitch* data audio bertujuan untuk mengetahui estimasi *fundamental frequency* yang diperoleh dari data audio sebagai sinyal masukan. *Fundamental frequency* adalah frekuensi dasar yang dihasilkan dari *speech production* manusia yang sering disebut sebagai *pitch*. Ada dua parameter yang diubah dalam mengekstraksi fitur ini, yaitu *range* dan metode. Penentuan *range* yang tepat bergantung pada *sample rate* (f_s) dan metode yang digunakan dalam mengolah fitur *pitch*-nya. Pada penelitian ini *sample rate* yang digunakan adalah sebesar 44.100 Hz. Metode yang efektif digunakan dalam

mengolah fitur *pitch* adalah *Pitch Estimation Filter* (PEF).

Proses perubahan *range* dan variasi metode yang digunakan dalam mengestimasi nilai *fundamental frequency* dapat dilihat hasil perbedaan secara visualnya pada Gambar 3. Berdasarkan Gambar 3 dapat diketahui bahwa metode PEF menjadi salah satu metode yang tepat digunakan untuk menentukan daerah yang dominan nilai *fundamental frequency*-nya. Selain itu, saat dilakukan perubahan *range* sebesar (70–170), daerah tepi *band* atas dan bawah dapat terlihat dengan jelas (titik-titik



fundamental frequency tidak ada yang terdistorsi). Metode PEF termasuk algoritma yang lebih unggul dengan algoritma yang telah banyak digunakan (Gonzalez & Brookes, 2011)

Ekstraksi *Bag of Features* data audio dilakukan dengan mengolah sebaran *fundamental frequency* dari hasil proses *preprocessing* dan ekstraksi fitur *pitch* ke dalam bentuk histogram *Bag of Features*. Hasil tersebut kemudian dilakukan pembagian kelas/bin histogram menjadi 10 bin. Setiap bin tersebut menunjukkan banyaknya kemunculan sebaran nilai *fundamental frequency* tertentu. Tahapan selanjutnya adalah melakukan *normalization* pada data bin histogram yang dihasilkan dengan teknik *probability*. *Probability* merupakan salah satu teknik normalisasi data dengan menghitung jumlah elemen dalam setiap bin agar relatif terhadap jumlah total elemen dalam data input sehingga jumlah tinggi batang pada setiap bin histogram bernilai kurang dari atau sama dengan 1 (MathWorks, 2023). Hasil sebaran nilai *fundamental frequency* dengan teknik *probability* dapat dilihat pada Gambar 4

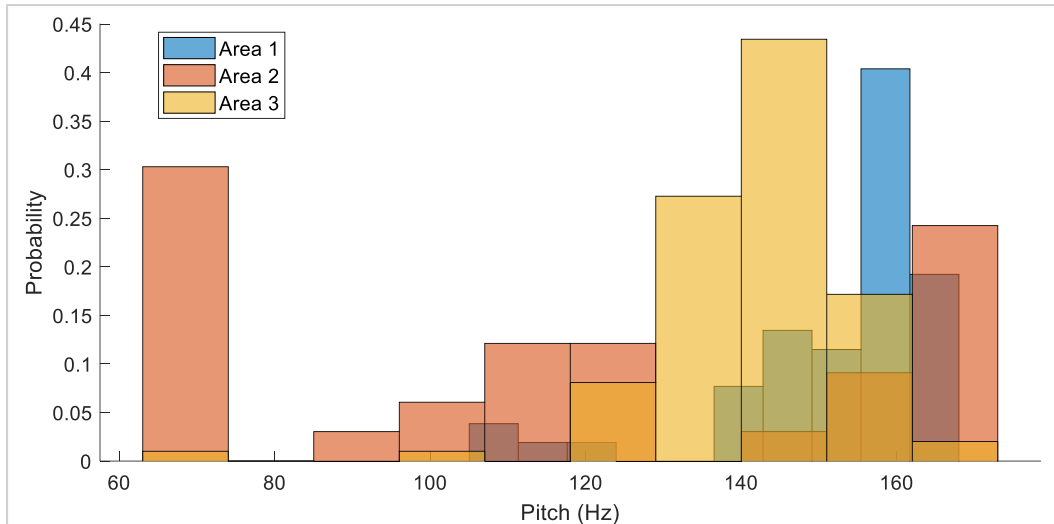
Berdasarkan Gambar 4 menunjukkan bahwa satu sampel suara yang diuji diperoleh tiga data histogram. Ketiga data histogram tersebut menggambarkan banyaknya kemungkinan (*probability*) sebaran nilai *fundamental frequency* yang muncul dengan *range* (70-170). Selain itu, histogram yang terbentuk tersebut menjadi identitas suara dari sampel audio yang diuji

Building database ini dilakukan dengan tujuan untuk mengetahui hasil rekonstruksi label tangisan bayi yang terdeteksi benar sesuai kelas datanya melalui model klasifikasi *K-Nearest Neighbor*. Model klasifikasi tersebut diuji kinerjanya dengan dilakukan pengujian data *training* terhadap dirinya sendiri (*data training*). Pengujian tersebut dilakukan untuk

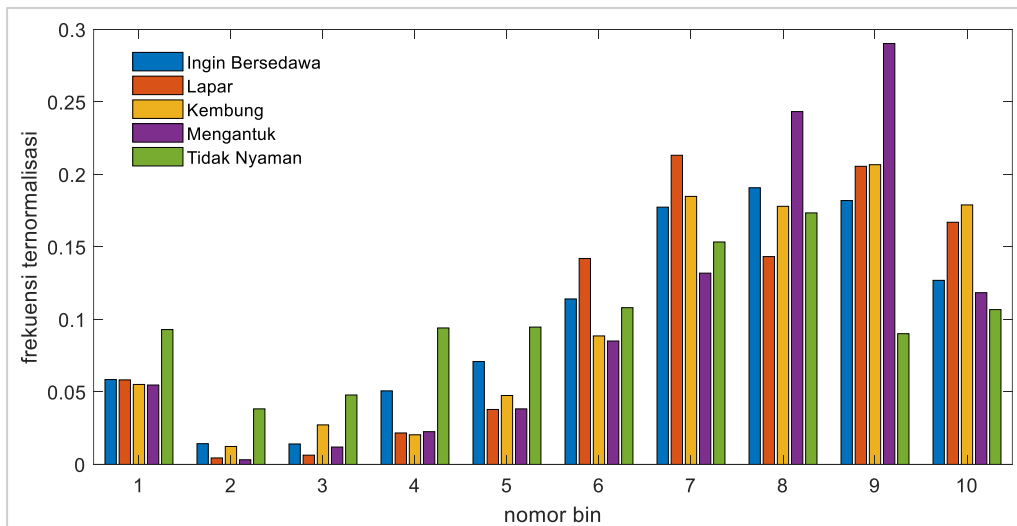
mengevaluasi kelayakan suatu algoritma apabila diterapkan ke dalam suatu sistem. *Building database* audio dilakukan dengan cara merekonstruksi setiap label dari dua kategori tangisan.

Setiap jenis dari dua kategori tangisan ini setelah melalui proses *preprocessing*, ekstraksi fitur *pitch* dan ekstraksi *Bag of Features*, hasil dari proses tersebut dilakukan pengelompokkan data sesuai kelas dan jumlah data *region* dari tiap sampel yang diuji juga seimbang. Pengelompokkan data dan jumlah data *region* tersebut dinamakan seleksi *database*. Seleksi *database* ini dilakukan dengan memilih bin yang terlihat mewakili rata-rata *fundamental frequency* rendah dan tinggi, yaitu 1,7,8,9,10 dengan pengulangan seleksi *database* berbeda. Perbedaan hasil pengulangan seleksi *database* tersebut dapat dilihat hasilnya pada Gambar 5

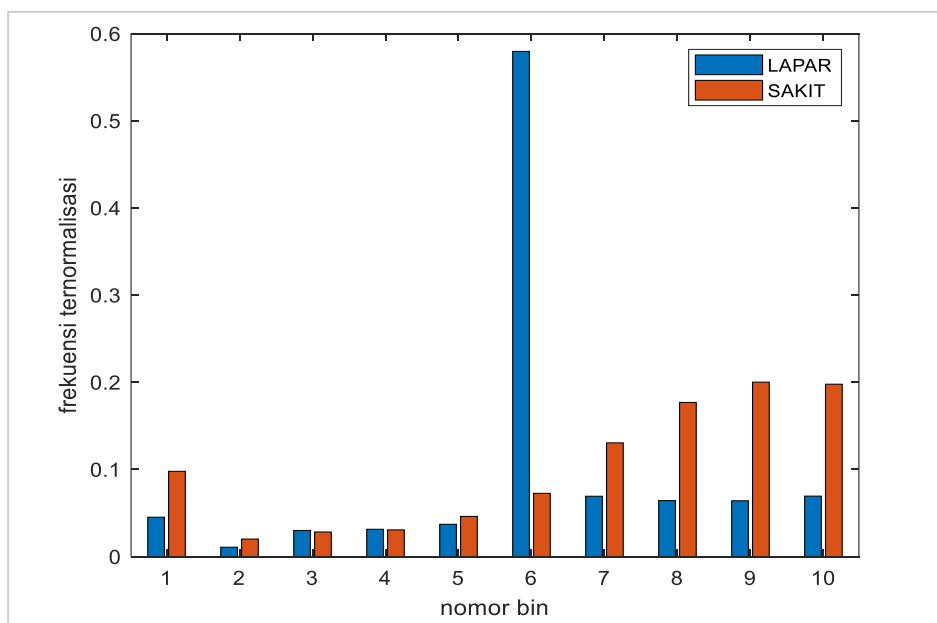
Berdasarkan Gambar 4 dan 5 menunjukkan bahwa rata-rata *fundamental frequency* rendah dan tinggi terletak pada bin 1 dan 9. Urutan label tangisan bayi DBL yang mempunyai nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi, yaitu mengantuk (0,290), kembang (0,207), lapar (0,206), ingin bersendawa (0,182), dan tidak nyaman (0,090) sedangkan nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis, label sakit akibat imunisasi mempunyai rata-rata *fundamental frequency* yang lebih tinggi, yaitu 0,200 apabila dibandingkan dengan label lapar yang rata-rata *fundamental frequency* tinggi sebesar 0,064. Akurasi pengujian *building database* dari dua kategori tangisan setelah diseleksi *database*, yaitu 77,519% pada data DBL sedangkan 100% data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis



Gambar 4. Visualisasi tiga data bin histogram dalam 1 sampel suara yang diuji



Gambar 5. Visualisasi rata-rata pitch dari lima label tangisan bayi DBL setelah diseleksi database 10 kali



Gambar 6. Visualisasi rata-rata pitch dari dua label tangisan bayi setelah diseleksi database 3 kali

Tabel 1. Pengujian database DBL terhadap sampel uji

Dataset	Kategori	Jumlah Sampel Uji	Terdeteksi Benar
Data DBL	Ingin bersendawa	5	5
	Lapar	5	5
	Kembung	5	3
	Mengantuk	5	5
	Tidak Nyaman	5	5
Total		25	23
Akurasi (%)		92	

Tabel 2. Pengujian database data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis

Dataset	Kategori	Jumlah Sampel Uji	Terdeteksi Benar
Data Pengukuran	Lapar	24	24
	Sakit	27	26
Total		51	50
Akurasi (%)		98	

Pengujian *database* merupakan tahapan penentu dalam menguji suatu model atau algoritma yang telah dibangun (*building database*) dengan model klasifikasi KNN berupa *binary numeric*. Proses pengujian data *testing* terhadap dua *database training* (*building database*) dapat dilihat hasilnya pada Tabel 1 dan 2

Berdasarkan Tabel 1 dan 2 menunjukkan bahwa terdapat kesalahan deteksi kelas baik pada data DBL dan pengukuran. Label kembung pada data DBL terdeteksi 2 kelas yang salah dari 5 sampel uji. Kesalahan tersebut terjadi karena ketetanggaan terdekat tidak ada/sama sehingga sistem tidak dapat memutuskan kelasnya (*unknow*) sedangkan label sakit pada data pengukuran terdeteksi 1 kelas yang salah dari 27 sampel uji. Kesalahan tersebut terjadi karena kemampuan bayi dalam menginterpretasikan sakit akibat suntikan imunisasi berbeda-beda

Proses rekonstruksi label dalam penelitian ini terbagi menjadi dua kategori, yaitu kategori

tangisan bayi yang berasal dari data DBL dan kategori tangisan bayi yang berasal dari data pengukuran lapang berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis. Berdasarkan dua kategori tersebut terdapat beberapa tahapan yang perlu dilalui untuk mendapatkan karakteristik penyebab tangisan melalui parameter *pitch* dan kemudian dinyatakan ke dalam histogram *Bag of Features*. Tahapan tersebut meliputi *preprocessing* data audio, ekstraksi fitur *pitch* data audio, ekstraksi *Bag of Features*, *building database* dan pengujian *database*. Tahap *preprocessing*, proses rekonstruksi label dari dua kategori tangisan bayi mempunyai perbedaan *threshold amplitude*. *Threshold amplitude* yang digunakan pada data pengukuran, yaitu sebesar 0,08 sedangkan data DBL sebesar 0,01. Perbedaan *threshold amplitude* tersebut terjadi karena efek *noise* pada perekaman secara langsung (data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis) yang sangat besar apabila dibandingkan dengan data DBL. Efek *noise* tersebut terjadi karena rekaman dilakukan pada kegiatan



imunisasi di Puskesmas maka suara latar tidak mungkin untuk dihilangkan. Suara latar meliputi suara ibu yang berusaha menenangkan, suara tenaga medis bercampur dengan suara mesin dan lainnya terdengar dengan cukup jelas. Untuk itu agar *pitch* yang tertangkap adalah suara tangisan bayi maka *threshold amplitude* dinaikkan. Pemotongan mampu mengurangi suara latar, tetapi kerugian hilangnya beberapa informasi pada data tidak dapat dihindari.

Tahap *building database*, nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi yang dihasilkan terdapat perbedaan terutama dari bin 9 berlabel "lapar". Label "lapar" pada data DBL mempunyai nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi sebesar 0,206 sedangkan nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi label "lapar" pada data pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis sebesar 0,064. Perbedaan tersebut mempunyai selisih yang cukup tinggi dengan label tangisan yang sama. Perbedaan tersebut terjadi dipengaruhi oleh adanya aspek fisiologis dari *larynx* (bentuk suara) yang mempunyai perbedaan setiap individu (Heryono, 2019). Selain itu, tangisan bayi cenderung mempunyai frekuensi dasar yang tidak beraturan. Hal tersebut terjadi karena adanya peristiwa untuk menstabilkan periode antara bernapas dan menangis (Alpriani et al., 2022a). Berdasarkan hasil sebaran nilai *probability* rata-rata *fundamental frequency* tinggi, data pengukuran mempunyai nilai *probability* yang masih sangat dominan terutama pada bin 6 label "lapar" baik sebelum maupun setelah diseleksi *database* sebanyak 3 kali. Hal tersebut dapat dipengaruhi oleh jarak perekaman yang dilakukan oleh sang ibu saat rekaman "lapar" tidak konsisten sehingga antara satu rekaman dengan lain tidak sama tiap individu. Jarak perekaman perlu diperhatikan karena agar tidak terjadi *clipping signal*.

Tahap terakhir adalah pengujian *database*, terdapat kelas yang terdeteksi salah dari pengujian sampel uji terhadap *database* DBL, yaitu berlabel "kembung". Secara umum, label "kembung" lebih cenderung

mempunyai bentuk ekspresi yang beragam dari setiap individunya. Hal tersebut didukung oleh akurasi label "kembung" yang mempunyai hasil nilai paling rendah dari lima label DBL pada tahap *building database*, yaitu sebesar 48,148%. Sementara kelas yang terdeteksi salah dari pengujian sampel uji terhadap *database* pengukuran berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis adalah berlabel "sakit". Secara umum, kemampuan bayi dalam menginterpretasikan sakit akibat suntikan imunisasi berbeda-beda. Perbedaan tersebut dipengaruhi oleh usia dan tingkat kematangan sistem neurologis terhadap transmisi impuls sakit. Bayi yang usianya lebih tua akan memberikan reaksi lebih kuat terhadap sakit yang dirasakan apabila dibandingkan dengan bayi yang usianya lebih muda (Alpriani et al., 2022b). Alasan tersebut menjadi terbukti bahwa pengambilan sampel pada label "sakit" dengan rentang usia 0-12 bulan (kriteria inklusi) dapat mempengaruhi tingkat kesalahan kelas yang terdeteksi. Selain itu, hasil akurasi yang diperoleh antara pengujian *database* DBL dan *database* pengukuran terlihat optimal, tetapi terdapat ketidakseimbangan dari segi jumlah kategori jenis tangisan bayi yang digunakan.

KESIMPULAN

Pitch yang dinyatakan dalam bentuk frekuensi fundamental dapat digunakan untuk mengklasifikasi jenis tangisan bayi. Berdasarkan lima jenis tangisan pada data DBL, 5 sampel tangisan untuk masing-masing jenis tangisan atau total 25 sampel suara yang diujikan hanya ada 3 sampel yang salah diklasifikasikan. Akurasi yang didapat mencapai 92%. Sementara itu untuk data berdasarkan persepsi ibu dan tenaga medis, total 51 sampel suara, akurasi yang didapat mencapai 98%. Parameter *pitch* dapat digunakan untuk membedakan jenis-jenis tangisan bayi. Tangisan merupakan ekspresi untuk berkomunikasi sehingga tinggi rendah nada tangisan dipengaruhi oleh tujuan bayi menangis. Selain itu, *pitch* menjadi parameter yang penting dan dapat diandalkan untuk mengetahui jenis tangisan bayi.

Proses ekstraksi fitur *pitch* selain metode yang digunakan, lebar *windows*, rentang frekuensi dan parameter yang lain juga mempengaruhi hasil ekstraksi. Pada artikel ini parameter yang digunakan tunggal, dalam arti kecuali metode dan *range* yang didefinisikan, parameter yang lain mengikuti *default* fungsi *pitch* dalam MATLAB. Khusus untuk lebar *overlap* dan *windows* pada fungsi *pitch*, harus didefinisikan dengan baik, apabila diberikan *windows* terlalu kecil maka variasi frekuensi fundamental yang terekstrak menjadi terlalu beragam sehingga sukar untuk menjadi identitas, sebaliknya pemilihan *windows* yang terlalu lebar akan menghilangkan detail-detail informasi pada suara tangisan yang dianalisa. Model dan metode pemilihan *windows* yang sesuai akan menjadi topik yang menarik untuk diteliti lebih jauh

REFERENSI

- Alpriani, S. L., Novayelinda, R., & Woferst, R. (2022b). Validitas gelombang frekuensi tangisan bayi sebagai alat ukur nyeri saat penyuntikan imunisasi. *Jurnal Ners Indonesia*, 13(1), 72–80. <https://doi.org/10.31258/jni.13.1.72-80>
- Ashriyah, N., Sardjono, T. A., & Nuh, M. (2020). Pengembangan instrumentasi dan analisis sinyal EMG pada otot leher. *Jurnal Teknik ITS*, 9(1), F9–F16. <https://doi.org/10.12962/j23373539.v9i1.44787>
- Bard, D., Runefors, P., & Arnbjörnsson, E. (2008). Newborn pain cry analysis based on pitch frequency tracking. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 123(5), 3072–3072. <https://doi.org/10.1121/1.2932845>
- Cholil, S. R., Handayani, T., Prathivi, R., & Ardianita, T. (2021). Implementasi algoritma klasifikasi K-Nearest Neighbor (KNN) untuk klasifikasi seleksi penerima beasiswa. *IJCIT (Indonesian Journal on Computer and Information Technology)*, 6(2). <https://doi.org/10.31294/ijcit.v6i2.10438>
- Dabour, A. (2018a). Dunstan Baby Language Part 1. <https://www.dailymotion.com/video/x6x8u5z>. [Diakses pada 21 Juni 2023].
- Dabour, A. (2018b). Dunstan Baby Language Part 2. <https://www.dailymotion.com/video/x6x8ub3>. [Diakses pada 21 Juni 2023].
- Daga, R. P., & Panditrao, A. M. (2011). Acoustical analysis of pain cries' in neonates: Fundamental frequency. *Electronics, Information and Communication Engineering - ICEICE*, 3, 18–21.
- Gonzalez, S., & Brookes, M. (2011). A pitch estimation filter robust to high levels of noise (PEFAC). *19th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 451–455.
- Heryono, H. (2019). Pengukuran pitch dan intensity diftong tertinggi menggunakan program PRAAT. *Jurnal Linguistik Komputasional (JLK)*, 2(2), 47. <https://doi.org/10.26418/jlk.v2i2.22>
- MathWorks. (2023). Histogram Plot. <https://www.mathworks.com/help/matlab/ref/matlab.graphics.chart.primitive.histogram.html>. [Diakses pada 16 Desember 2023].
- Spyrou, E., Nikopoulou, R., Vernikos, I., & Mylonas, P. (2019). Emotion recognition from speech using the bag-of-visual words on audio segment spectrograms. *Technologies*, 7(1), 20.
- Wirastuti, N. M. A. E. D., & Dhyaksa, I. B. D. (2020). Transformasi wavelet dengan teknik clipping filtering untuk mereduksi PAPR pada OFDM. *Jurnal Teknik Elektro*, 12(1), 1–8.