Klasifikasi Makna Tangisan Bayi Menggunakan CNN Berdasarkan Kombinasi Fitur MFCC Dan DWT

Yohannes*¹, Ricky Wijaya²

^{1,2}STMIK Global Informatika MDP; Jalan Rajawali No. 14, (0711) 376400

^{1,2}Program Studi Teknik Informatika, STMIK Global Informatika MDP, Palembang

e-mail: *¹yohannesmasterous@mdp.ac.id, ²rickywijaya1998@gmail.com

Abstrak

Menangis merupakan cara bayi untuk berkomunikasi. Suara tangisan tersebut dapat digunakan untuk mengidentifikasi masalah pada bayi, seperti kelaparan, kesakitan, rasa kantuk, kelelahan, rasa tidak nyaman, kedinginan atau kepanasan, dan lain-lain. Namun, tidak semua orang dapat mengenali makna tangisan bayi tersebut. Kombinasi dari fitur MFCC dan DWT digunakan pada penelitian ini sebagai fitur ekstraksi pada suara tangisan bayi. Pada penelitian ini, metode Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk klasifikasi makna suara dari tangisan bayi. Dataset yang digunakan pada penelitian ini adalah dataset publik yang terdiri dari total 61 data training dan 30 data testing. Jenis tangisan bayi yang digunakan pada penelitian ini adalah lapar, lelah, rasa tidak nyaman, dan sakit perut. Berdasarkan hasil pengujian, fitur MFCC dan CNN didapatkan precision sebesar 32,76%, recall sebesar 32,63%, dan accuracy sebesar 73,33%. Kombinasi fitur MFCC dan DWT (Mean, Standard Deviation, Range, Max) dan CNN didapatkan precision sebesar 50,91%, recall sebesar 44,23%, dan accuracy sebesar 73,33%.

Kata kunci—Tangisan Bayi, MFCC, DWT, CNN, Klasifikasi

Abstract

Crying is a baby's way of communicating. The sound of crying can be used to identify problems in babies, such as hunger, pain, drowsiness, fatigue, discomfort, coldness or heat, and others. However, not everyone can recognize the meaning of the crying baby. The combination of MFCC and DWT features was used in this study as an extraction feature in baby crying sounds. In this study, the Convolutional Neural Network (CNN) method is used to classify the meanings of sounds from babies crying. The dataset used in this study is a public dataset consisting of a total of 61 training data and 30 testing data. The types of crying babies used in this study were hunger, fatigue, discomfort, and stomach ache. Based on the test results, the MFCC and CNN features obtained a precision of 32.76%, a recall of 32.63%, and an accuracy of 73.33%. The combination of MFCC and DWT features (Mean, Standard Deviation, Range, Max) and CNN obtained a precision of 50.91%, a recall of 44.23%, and an accuracy of 73.33%.

Keywords—Baby Cry, MFCC, DWT, CNN, Classification

1. PENDAHULUAN

Komunikasi adalah proses penyampaian informasi, gagasan, emosi, dan lain-lain melalui ucapan, gerakan, gambar, simbol-simbol, dll. Komunikasi dibagi menjadi tiga jenis yaitu komunikasi intrapersonal yaitu komunikasi dengan diri sendiri, komunikasi interpersonal yaitu komunikasi yang dilakukan oleh dua orang atau lebih, dan komunikasi kelompok yaitu

komunikasi yang dilakukan oleh kelompok-kelompok [1]. Menangis adalah satu-satunya cara bayi yang baru lahir untuk berkomunikasi. Dengan menangis, bayi yang baru lahir bisa mengekspresikan fisik, emosional dan kebutuhannya. Ada beberapa alasan kenapa bayi menangis, seperti lapar, lelah, sakit perut, dan rasa tidak nyaman. Untuk memenuhi kebutuhan bayi, sangat penting bagi orang tua untuk bertindak dengan cepat. Seringkali, orang tua tidak selalu mampu memahami mengapa bayi mereka menangis. Hal ini membuat para orang tua menjadi bingung dan frustrasi karena mereka merasa tidak berdaya dalam menghadapi tangisan pada bayi yang baru lahir.

Dari permasalahan tentang tangisan bayi, ada beberapa penelitian yang terkait mengenai klasifikasi pada tangisan bayi. Beberapa penelitian tersebut adalah penelitian [2] tentang identifikasi suara tangisan bayi menggunakan metode LPC dan *Euclidean Distance*. Pada penelitian [3] telah menggunakan metode *Moments of Distribution* dan *K-Nearest Neighbours* untuk klasifikasi suara tangisan bayi. Identifikasi tangisan bayi juga dilakukan [4] menggunakan *Learning Vector Quantization* dan *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC).

Untuk mendapatkan informasi dari objek suara diperlukan proses ekstraksi. Terdapat beberapa metode ekstraksi fitur suara yang dapat digunakan, seperti *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC) dan *Discrete Wavelet Transform* (DWT). MFCC merupakan proses ekstraksi ciri sinyal suara yang menghasilkan koefisien-koefisien MFCC sebagai urutan *vector* [5]. MFCC mampu mengambil informasi-informasi penting yang terkandung dalam sinyal, menghasilkan data seminimal mungkin tanpa menghilangkan informasi penting yang ada, dan mengadaptasi organ pendengaran manusia dalam melakukan persepsi terhadap sinyal suara. Penelitian [4] menggunakan MFCC sebagai fitur ekstraksi dan LVQ sebagai fitur klasifikasi dalam mengidentifikasi tangisan bayi. Penelitian [6] menggunakan fitur ekstraksi MFCC dan LFCC dalam mempelajari tangisan bayi. MFCC juga digunakan [7] dalam melakukan identifikasi pada tangisan bayi. Pada penelitian [8] menggunakan MFCC dan LDA sebagai fitur ekstraksi dalam pengenalan bahasa Marathi.

Fitur ekstraksi DWT adalah transformasi *wavelet* yang mampu menangkap representasi waktu dan skala dari sebuah sinyal menggunakan teknik *filter-an digital* dan operasi *sub-sampling* [9]. Transformasi *wavelet* mempunyai fungsi untuk menghilangkan suara bising saat proses pengolahan sinyal [10]. Penelitian [11] mengurangi suara bising pada sinyal bicara menggunakan DWT. DWT juga pernah dipakai pada penelitian [12] dalam melakukan analisis audio. Selain itu, pada penelitian [10] menggunakan DWT dan *Singular Vector Decomposition* dalam mengurangi suara bising.

Kombinasi dari fitur ekstraksi MFCC dan DWT dalam pengolahan sinyal pernah dipakai pada penelitian-penelitian sebelumnya, seperti yang dilakukan [13] dalam menggunakan kombinasi fitur ekstraksi MFCC dan DWT dalam pengenalan ucapan untuk sistem keamanan bank dan ATM. Penelitian [14] menggunakan kombinasi MFCC sebagai fitur ekstraksi dan DWT untuk mengurangi suara bising untuk sistem pengenalan ucapan. Kombinasi fitur MFCC dan DWT juga dilakukan oleh penelitian [15] dalam pengenalan bahasa Marathi.

Setelah melakukan ekstraksi fitur, diperlukan juga metode klasifikasi. CNN adalah salah satu model pembelajaran *deep learning* yang populer dan banyak diterapkan di bidang penelitian seperti pengenalan objek, pengenalan wajah, pengenalan tulisan tangan, dan pengenalan suara. Menurut [16] CNN merupakan salah satu metode *deep learning* yang mampu mempelajari representasi data dengan mengkombinasikan teknik *local receptive inputs*, *weight sharing* dan *convolutions* untuk mengatasi masalah *invariance dilemma*.

Terdapat beberapa penelitian yang menerapkan klasifikasi suara, yaitu oleh [17] menggunakan CNN dan regresi logistik untuk mengidentifikasi tangisan bayi. CNN juga digunakan oleh [18] untuk melakukan klasifikasi suara. Pada penelitian yang dilakukan oleh [19] dilakukan klasifikasi suara di sekitar dengan menggunakan CNN dan *Tensor Deep Stacking*

Network sebagai klasifikasi. CNN sebagai metode klasifikasi dipakai oleh [20] dalam melakukan klasifikasi suara pada hewan.

Berdasarkan penelitian terdahulu, fitur MFCC dan DWT berpotensi untuk melakukan kombinasi fitur, serta menerapkan CNN untuk klasifikasi makna tangisan bayi. Objek penelitian yang digunakan adalah suara tangisan bayi dari dataset Donateacry.

2. METODE PENELITIAN

Tahapan metode penelitian ini dimulai dari identifikasi masalah, studi literatur, pengumpulan data, perancangan sistem, implementasi, dan evaluasi.

2.1 Identifikasi Masalah

Pada tahapan ini yaitu menemukan permasalahan sesuai bidang ilmu, dalam hal ini adalah klasifikasi makna suara tangisan bayi.

2.2 Studi Literatur

Pada tahap ini dilakukan literatur, pencarian jurnal, buku dan hasil penelitian yang berkaitan dengan topik penelitian ini, yaitu *Mel-Frequency Cepstral Coefficients* (MFCC), *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Convolutional Neural Network* (CNN).

2.2.1 Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC)

Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC) merupakan salah satu fitur populer teknik ekstraksi untuk sinyal ucapan [21]. MFCC dapat meniru tingkah laku pendengaran manusia yang tidak dapat menerima frekuensi diatas 1 Khz. MFCC didasarkan pada variasi *bandwidth* telinga manusia yang kritis dengan frekuensi. MFCC memiliki dua jenis *filter* yang bekerja secara linier pada frekuensi rendah di bawah 1.000 Hz dan logaritmik diatas 1.000 Hz. MFCC mempunyai keunggulan dapat menganalisis kelompok suara berdasarkan pola sinyal suara masukan, memberikan fitur dengan ukuran data yang kecil berupa vektor dengan tidak meniadakan karakteristik dari suara asli, dan mengadaptasi organ pendengaran manusia dalam melakukan persepsi terhadap sinyal suara. Sinyal suara yang diekstraksi menggunakan MFCC akan menjadi sebuah fitur vektor. Proses MFCC dimulai dari *pre-emphasis*, *framing*, *windowing*, *fast fourier transform*, *mel frequency warping*, *discrete cosine transform*, hingga *cepstral filtering* [22].

1. Pre-emphasis

Pada langkah ini sinyal akan dipertahankan pada frekuensi-frekuensi tinggi pada sebuah spektrum yang umumnya tereduksi saat proses produksi suara [23]. Pada tahap ini, berkas *audio* yang telah dibaca sebagai data sinyal frekuensi dalam tipe data *array* sepanjang detik akan ditransformasi menjadi sinyal frekuensi baru pada Persamaan (1).

$$y_n = x_n - \alpha \times x_{n-1}, 0,9 \leq \alpha \leq 1 \quad (1)$$

Keterangan:

y_n = sinyal hasil *pre-emphasis*

x_n = sinyal sebelum *pre-emphasis*

2. Framing

Pada langkah ini terjadi proses segmentasi sampel suara yang diperoleh ke dalam *frame* kecil dengan durasi waktu sekitar 20-40 milidetik. Proses *framing* ini akan dilakukan secara terus-menerus sampai seluruh sinyal dapat diproses. Pada umumnya, proses ini dilakukan secara *overlapping* pada setiap *frame*-nya. Panjangnya *overlap* yang umum digunakan ialah 30% hingga 50% dari panjang *frame* [23]. Dengan adanya *overlapping*, hilangnya karakteristik suara pada perbatasan perpotongan setiap *frame* dapat dihindari.

3. Windowing

Pada langkah ini efek *aliasing* pada sinyal yang diproses setelah proses *framing* akan dikurangi [23]. *Aliasing* adalah sinyal baru yang frekuensinya berbeda dengan frekuensi sinyal aslinya akibat dari rendahnya *sampling rate* atau proses *framing* yang menyebabkan sinyal terputus. Proses *Windowing* dapat dihitung dengan Persamaan (2).

$$y_n = x_n \times w_n, 0 \leq n \leq N - 1 \quad (2)$$

Keterangan:

N = jumlah sampel pada setiap *frame*

y_n = nilai sinyal hasil *windowing*

x_n = nilai dari *frame* sinyal ke- n

w_n = Fungsi *window*

Jenis *window* yang digunakan adalah *Hamming Window* yang dapat dihitung dengan Persamaan (3).

$$w_n = 0,54 - 0,46 \cos \frac{2\pi n}{N-1}, 0 \leq n \leq N - 1 \quad (3)$$

4. Fast Fourier Transform

Fast Fourier Transform (FFT) digunakan mengubah tiap *frame* frekuensi pada sample dari domain waktu menjadi domain frekuensi dan untuk menganalisa spektrogram berdasarkan sinyal yang dimasukkan [23]. Pada tahap ini, sinyal frekuensi dari proses *windowing* akan diproses dengan Persamaan (4).

$$x_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \times e^{\frac{-2\pi kn}{N}}, n = 0 \leq n \leq N - 1 \quad (4)$$

Keterangan:

x_k = jumlah frekuensi pada sinyal

k = frekuensi audio sebelum FFT

x_n = nilai sinyal pada waktu ke- n

N = jumlah waktu pada sampel

5. Mel Frequency Warping

Mel Frequency Warping dilakukan untuk menghasilkan *magnitude spectrum* yang cocok dan memperkecil ukuran fitur terkait. *Mel Frequency Warping* dilakukan dengan menerapkan *filterbank* untuk mengetahui ukuran energi *frequency band* tertentu dalam sinyal suara. Pada tahap *Mel Frequency Warping*, sinyal frekuensi yang telah diproses pada tahap *Fast Fourier Transform* akan dirubah ke dalam frekuensi Mel dengan Persamaan (5).

$$Mel(f) = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{f}{700} \right) \quad (5)$$

Keterangan:

f = frekuensi sinyal

6. Discrete Cosine Transform

Discrete Cosine Transform merupakan proses terakhir dari proses MFCC yang digunakan untuk mengonversi *mel spectrum* menjadi spektral *local* [24]. Hasil dari konversi ini disebut sebagai *Mel-Frequency Cepstrum Coefficient* yang berbentuk deretan vektor akustik. Pada tahap ini, frekuensi Mel ditransformasi dengan Persamaan (6).

$$C_m = \sum_{k=1}^K (\log S_k) \cos \left[m \left(k - \frac{1}{2} \right) \frac{\pi}{K} \right], m = 1, 2, \dots, K \quad (6)$$

Keterangan:

S_k = keluaran dari *Mel Frequency Warping*

K = jumlah koefisien dari *Mel Scale Cepstral Coefficients*

7. Cepstral Filtering

Cepstral Filtering digunakan untuk memperhalus hasil dari seluruh proses MFCC agar lebih hasilnya lebih baik saat digunakan pada *pattern matching*. *Cepstral Liftering*

diimplementasikan pada hasil *Discrete Cosine Transform* berupa *cepstral features* dengan menggunakan fungsi *window* pada Persamaan (7).

$$W_n = 1 + \frac{L}{2} \sin \left[\frac{\pi n}{L} \right] \quad (7)$$

Keterangan:

L = jumlah *cepstral coefficients* dan n adalah *index* dari *cepstral coefficients*

2.2.2 Discrete Wavelet Transform (DWT)

Transformasi *wavelet* adalah transformasi matematis yang berfungsi untuk menghilangkan suara bising pada proses pengolahan sinyal. Transformasi *wavelet* dapat memberikan informasi waktu dan frekuensi secara bersamaan, karena memberikan representasi frekuensi waktu dari sinyal [25]. DWT menganalisis sinyal pada pita frekuensi berbeda dengan resolusi berbeda melalui dekomposisi sinyal menjadi informasi yang *detail*. *Wavelet* didapatkan menggunakan *low pass filter* dan *high pass filter*. Proses dekomposisi sebuah sinyal menjadi pita frekuensi yang berbeda diperoleh melalui *successive high pass filtering* dan *low pass filtering* dari sinyal domain waktu. Transformasi *Discrete Wavelet Transform* dapat dilihat pada Persamaan (8).

$$W(j, k) = \sum_j \sum_k x(k) 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}n - k) \quad (8)$$

Keterangan:

$\Psi(t)$ = fungsi analisis dasar yang disebut *mother wavelet*.

Teknik *filter* ditentukan pada Persamaan (9) dan (10).

$$Y_{high}[K] = \sum X[n] g[2k-1] \quad (9)$$

$$Y_{low}[k] = \sum X[n] h[2k-1] \quad (10)$$

Di mana, $Y_{high}[K]$ dan $Y_{low}[k]$ adalah output dari filter *high pass* dan filter *low pass* setelah operasi *subsampling* dengan 2. Sinyal ucapan akan didekomposisi dalam *sub band* dengan menggunakan DWT dengan 4 iterasi atau *level*. Energi rata-rata dihitung pada setiap *sub band*. Sinyal asli dapat diwakili oleh jumlah koefisien terperinci di setiap *sub band*, yaitu cD4, cD3, cD2, cD1. Vektor fitur ini diperoleh dari koefisien terperinci yang menerapkan nilai statistik seperti rata-rata, standar deviasi, dan sebagainya.

2.2.3 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network (CNN) adalah salah satu model pembelajaran *deep learning* yang populer yang telah banyak diterapkan di bidang penelitian seperti pengenalan objek, pengenalan wajah, pengenalan tulisan tangan, dan pengenalan suara [26]. Secara umum, CNN terdiri atas satu lapis *input layer*, satu lapis *output layer*, dan beberapa lapis *hidden layer*. *Hidden layer* umumnya berisi *convolutional layer*, *pooling layer*, *Rectified Linear Units layer*, dan *fully connected layer* [27].

1. Convolutional Layer

Lapis konvolusional (*convolutional layer*) merupakan blok bangunan inti CNN, di mana sebagian besar komputasi dilakukan. *Convolution layer* dalam arsitektur CNN umumnya menggunakan lebih dari satu *filter*. CNN umumnya menggunakan lebar langkah atau *stride* = 1 dengan *zero padding* yang dapat dilihat pada Persamaan (11).

$$P = \frac{(F-1)}{2}, \quad (11)$$

di mana P adalah ukuran *padding* dan F adalah ukuran bidang reseptif atau tingkat spasial yang sama dengan ukuran filter.

Ukuran *input layer* dapat dinyatakan pada Persamaan (12).

$$w_1 \times h_1 \times d_1 \quad (12)$$

di mana w_1 dan h_1 adalah lebar dan tinggi, sedangkan d_1 adalah jumlah kanal (dalam CNN disebut *depth* atau kedalaman). CNN memiliki empat *hyperparameters* (parameter yang harus ditentukan oleh *user*), yaitu jumlah filter K , ukuran bidang reseptif atau *spatial*

extent (tingkat spasial) F , lebar langkah atau stride S , dan *zero padding* P . Volume keluaran (*output*) dapat dihitung dengan Persamaan (13).

$$w_2 \times h_2 \times d_2, \quad (13)$$

dimana w_2 , h_2 , d_2 dapat dihitung dengan Persamaan (14), (15), dan (16).

$$w_2 = \frac{(w_1 - F + 2P)}{S} + 1, \quad (14)$$

$$h_2 = \frac{(h_1 - F + 2P)}{S} + 1, \quad (15)$$

$$d_2 = K \quad (16)$$

CNN umumnya didesain untuk tidak menurunkan ukuran data terlalu cepat karena dapat membuat performa CNN menurun, bahkan tidak mampu dalam menjalankan tugasnya. Apabila CNN menggunakan konvolusi 1x1, maka tujuannya untuk mereduksi kedalaman data, sedangkan lebar dan tinggi tetap dipertahankan.

2. Pooling Layer

Pooling layer berfungsi menjaga ukuran data ketika *convolution*, yaitu dengan melakukan *downsampling* (pereduksian sampel). *Pooling* dapat merepresentasikan data menjadi lebih kecil, mudah dikelola, dan mudah mengontrol *overfitting*. Proses *pooling* yang umum digunakan adalah *max pooling* yaitu memilih nilai maksimum dalam suatu area tertentu. Proses *pooling* lainnya yaitu *average pooling* yaitu menghitung nilai rata-rata dalam suatu area.

3. Rectified Linear Units Layer

Rectified Linear Units Layer mengaplikasikan fungsi aktivasi $f(x) = \max(0, x)$ yang dapat meningkatkan sifat nonlinearitas fungsi keputusan dan jaringan secara menyeluruh yang tidak mempengaruhi bidang-bidang reseptif pada *convolution layer*. Fungsi lain untuk meningkatkan nonlinearitas, seperti tangen hiperbolik $f(x) = \tanh(x)$, $f(x) = |\tanh(x)|$, atau $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$.

4. Fully Connected Layer

Pada lapisan yang terhubung secara penuh (*fully connected layer*), setiap neuron memiliki koneksi penuh ke semua aktivasi dalam lapisan sebelumnya. Hal ini sama dengan yang ada pada MLP. Komponen ini digunakan untuk baik membuat representasi input yang lebih abstrak dengan proses lebih lanjut fitur atau mengklasifikasikan input berdasarkan fitur yang diekstraksi dengan sebelumnya lapisan.

2.3 Pengumpulan Data

Pada tahapan ini dilakukan pengumpulan audio suara tangisan bayi yang akan diekstraksi menggunakan kombinasi MFCC dan DWT serta klasifikasi makna menggunakan CNN. Dataset yang digunakan yaitu suara tangisan bayi dengan menggunakan dataset publik Donateacry (<https://github.com/gveres/donateacry-corpus>) dengan durasi 6 sampai 8 detik dengan *bitrate* audio 128 kbps.

2.4 Perancangan Sistem

Pada tahapan ini dilakukan perancangan penelitian dan sistem yang dibutuhkan untuk melakukan penelitian ini, yaitu kombinasi fitur MFCC dan DWT. Ada beberapa tahapan yang dilakukan. Tahapan tersebut, yaitu membagi dataset menjadi data *training* dan data *testing*. Data *training* yang telah dikumpulkan dari dataset akan diekstraksi menggunakan MFCC dan DWT yang dimana hasil ekstraksi dari MFCC akan dikombinasikan dengan hasil ekstraksi dari DWT. Fitur akhir hasil ekstraksi akan disimpan pada sistem. Sama seperti data *training*, data *testing* juga diperlakukan sama. Data *testing* diekstraksi menggunakan MFCC dan DWT yang dimana hasil ekstraksi dari MFCC akan dikombinasikan dengan hasil ekstraksi dari DWT. Fitur akhir

hasil ekstraksi akan disimpan pada sistem. Model untuk proses klasifikasi diperoleh dari hasil proses *training* dan *testing*. Metode klasifikasi yang digunakan yaitu CNN. Secara keseluruhan, metode yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 1.

Gambar 1. Perancangan Sistem

2.5 Implementasi

Setelah melakukan proses perancangan sistem dilanjutkan menerapkan perancangan kedalam bentuk *interface*. Pada tahapan ini melakukan implementasi terhadap rancangan yang telah dibuat ke dalam bentuk program dalam bahasa pemrograman. Hasil vektor fitur pada MFCC dan DWT akan di-*reshape* ke ukuran *input layer* yang terdapat pada CNN. Pengujian menggunakan ukuran *input* sesuai fitur dengan 13 *layer* CNN. Pengujian menggunakan 3 *convolutional layers* dengan filter size [2 2] dan *stride* 1 dengan fungsi aktivasi ReLU. Pengujian menggunakan 3 *max pooling layers* dan *stride* 2. Pengujian menggunakan 2 *fully connected layers* dan *softmax*. *Layer* pengujian dapat dilihat pada Gambar 2.

Gambar 2. Struktur *Layer* pada CNN pada kombinasi fitur MFCC-DWT

2.6 Evaluasi

Setelah melakukan proses implementasi dilanjutkan dengan proses pengujian pada suara training dan suara testing untuk 1 jenis tangisan bayi dimana pada pembagiannya 67% training dan 33% testing. Selanjutnya, hasil klasifikasi dihitung untuk mendapatkan tingkat keberhasilan dari metode yang digunakan, dengan menggunakan metode *confusion matrix* yang dimana akan menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy* secara berturut-turut pada Persamaan (17), (18), dan (19).

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (17)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (18)$$

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (19)$$

Keterangan:

TP = Jumlah data positif suara tangisan bayi yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

TN = Jumlah data negatif suara tangisan bayi yang terklasifikasi dengan benar oleh sistem.

FP = Jumlah data positif tangisan bayi namun terklasifikasi salah oleh sistem.

FN = Jumlah data negatif tangisan namun terklasifikasi benar oleh sistem.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bagian ini dijelaskan mengenai implementasi proses penelitian untuk mendapatkan hasil yang dibutuhkan pada penelitian, yaitu MFCC dan DWT untuk ekstraksi fitur dan CNN untuk proses klasifikasi.

3.1 Implementasi MFCC

Pada tahap ini, hasil *training* dan *testing* data yang telah dilakukan menggunakan 61 data *train* dan 30 data *test*, suara tangisan bayi akan diekstrak oleh MFCC dan hasilnya akan

dinormalisasi dengan mencari nilai *mean* pada setiap kolom yang akan menghasilkan fitur vektor berukuran 1x14.

3.2 Implementasi DWT

Klasifikasi CNN ini bertujuan untuk membedakan 4 jenis tangisan bayi yang dibedakan dari data fitur yang didapat dari proses ekstraksi MFCC dan DWT. Klasifikasi CNN didapat dari proses *training*. Pada proses *training* akan diambil data tangisan bermakna lapar sebanyak 16 data, data tangisan bermakna lelah sebanyak 16 data, data tangisan bermakna rasa tidak nyaman sebanyak 18 data, dan data tangisan bermakna sakit perut sebanyak 11 data. Pada proses *testing* akan diambil data tangisan bermakna lapar sebanyak 8 data, data tangisan bermakna lelah sebanyak 8 data, data tangisan bermakna rasa tidak nyaman sebanyak 9 data, data tangisan bermakna sakit perut sebanyak 5 data.

3.3 Implementasi CNN

Pada tahap ini, sinyal suara akan didekomposisi oleh DWT sebanyak 4 *level*. Energi rata-rata dihitung untuk setiap *sub band*. Sinyal asli diwakili oleh jumlah koefisien dari setiap *sub band*. Fitur vektor ini diperoleh dari *detail* koefisien yang menerapkan nilai statistik seperti *mean*, *standard deviation*, *range*, dan *maximum* dari setiap *sub band*. Setelah proses ekstraksi fitur akan didapatkan dua fitur vector, yaitu fitur vektor MFCC dan fitur vektor DWT. Fitur vektor akhir diperoleh dengan menambah fitur vektor MFCC dan fitur vektor DWT.

3.4 Hasil Pengujian

Hasil pengujian yang didapat dari kombinasi fitur MFCC-DWT menggunakan CNN berupa *precision*, *recall*, dan *accuracy* yang berasal dari perhitungan rata-rata, pengujian tersebut dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Menggunakan Kombinasi Fitur MFCC-DWT Dengan CNN

No	Kombinasi Fitur	Precision	Recall	Accuracy
1	MFCC	32,76%	32,63%	68,33%
2	MFCC-DWT (<i>Mean</i>)	25,41%	23,95%	63,33%
3	MFCC-DWT (<i>Standard Deviation</i>)	29,56%	30,20	66,67%
4	MFCC-DWT (<i>Range</i>)	42,61%	32,98%	68,33%
5	MFCC-DWT (<i>Max</i>)	22,91%	23,95%	63,33%
6	MFCC-DWT (<i>Mean, Standard Deviation</i>)	32,63%	35,76%	70%
7	MFCC-DWT (<i>Mean, Range</i>)	26,54%	30,20%	66,67%
8	MFCC-DWT (<i>Mean, Max</i>)	29,44%	27,43%	65%
9	MFCC-DWT (<i>Standard Deviation, Range</i>)	28,90%	23,95%	63,33%
10	MFCC-DWT (<i>Standard Deviation, Max</i>)	27,53%	29,86%	66,67%
11	MFCC-DWT (<i>Range, Max</i>)	32,85%	29,51%	66,67%
12	MFCC-DWT (<i>Mean, Standard Deviation, Range</i>)	29,44%	32,98%	68,33%
13	MFCC-DWT (<i>Mean, Standard Deviation, Max</i>)	30,20%	33,97%	68,96%
14	MFCC-DWT (<i>Mean, Range, Max</i>)	25,16%	23,95%	63,33%
15	MFCC-DWT (<i>Standard Deviation, Range, Max</i>)	24,24%	27,43%	65%
16	MFCC-DWT (<i>Mean, Standard Deviation, Range, Max</i>)	50,91%	44,23%	73,33%

4. KESIMPULAN

Kesimpulan dari hasil penelitian mengenai kombinasi fitur MFCC dan DWT untuk klasifikasi makna tangisan bayi menggunakan CNN adalah sebagai berikut:

1. Performa CNN dengan fitur MFCC dalam mengenali jenis tangisan bayi mendapatkan nilai rata-rata untuk *precision* sebesar 32,76%, *recall* sebesar 32,63%, dan *accuracy* sebesar 68,33%.
2. Performa CNN dengan kombinasi fitur MFCC-DWT (*Mean, Standard Deviation, Range, Max*) mendapat nilai terbaik dalam mengenali jenis tangisan bayi mendapatkan nilai rata-rata untuk *precision* sebesar 50,91%, *recall* sebesar 44,23%, dan *accuracy* sebesar 73,33%.
3. Performa CNN dengan kombinasi fitur MFCC-DWT (*Max*) mendapat nilai terburuk untuk mengenali jenis tangisan bayi mendapatkan nilai rata-rata untuk *precision* sebesar 22,91%, *recall* sebesar 23,95%, dan *accuracy* sebesar 63,33%.

5. SARAN

Saran yang dapat menjadi rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut:

1. Menggunakan kombinasi metode selain DWT terhadap fitur ekstraksi MFCC.
2. Menggunakan metode fitur klasifikasi selain metode CNN atau dapat menggunakan varian kombinasi metode terhadap CNN.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] O. U. Effendy. 2007, *Ilmu Komunikasi Teori dan Praktek*. Remaja Rosdakarya, Bandung.
- [2] I. A. Dewi, A. Zulkarnain, and A. A. Lestari. 2018, "Identifikasi Suara Tangisan Bayi Menggunakan Metode LPC dan Euclidean Distance," *ELKOMIKA J. Tek. Energi Elektr. Tek. Telekomun. Tek. Elektron.*, Vol. 6, No. 1, p. 153, doi: 10.26760/elkomika.v6i1.153.
- [3] A. S. Prayogi, M. Rizqi, and T. M. Fahrudin. 2019, "Klasifikasi Suara Tangisan Bayi Berdasarkan Prosodic Features Menggunakan Metode Moments of Distribution dan K-Nearest Neighbours," *Teknika*, Vol. 8, No. 2, pp. 119–125, doi: 10.34148/teknika.v8i2.206.
- [4] M. I. Choudry. 2016, "Rancang Bangun Sistem Identifikasi Tangis Bayi Menggunakan Learning Vector Quantization dan Mel Frequency Cepstral Coefficients," Universitas Multimedia Nusantara.
- [5] Z. Razak, N. J. Ibrahim, E. M. Tamil, M. Y. I. Idris, and M. Y. @ Z. B. M. Yusoff. 2008, "Quranic Verse Recitation Feature Extraction Using Mel-Frequency Cepstral Coefficient (MFCC)," *4th Int. Colloq. Signal Process. its Appl.*, No. March, pp. 978–983, doi: 10.13140/2.1.1091.9368.
- [6] S. P. Dewi, A. L. Prasasti, and B. Irawan. 2019, "The Study of Baby Crying Analysis Using MFCC and LFCC in Different Classification Methods," *Proc. - 2019 IEEE Int. Conf. Signals Syst. ICSigSys 2019*, pp. 18–23, doi: 10.1109/ICSIGSYS.2019.8811070.

-
- [7] M. D. Renanti, 2013, "*Identifikasi Jenis Tangis Bayi Menggunakan Codebook Untuk Pengenal Pola dan MFCC Untuk Ekstraksi Ciri*," Institut Pertanian Bogor.
- [8] S. Gaikwad, B. Gawali, P. Yannawar, and S. Mehrotra. 2011, "*Feature Extraction Using Fusion MFCC for Continuous Marathi Speech Recognition*," *Proc. - 2011 Annu. IEEE India Conf. Eng. Sustain. Solut. INDICON-2011*, doi: 10.1109/INDCON.2011.6139372.
- [9] C. Reza. 2013, "*Teknik Proteksi Diferensial pada Transformator Daya Tiga Fasa Menggunakan Transformasi Wavelet*," Universitas Pendidikan Indonesia.
- [10] R. Patil. 2015, "*Noise Reduction Using Wavelet Transform and Singular Vector Decomposition*," *Procedia Comput. Sci.*, Vol. 54, pp. 849–853, doi: 10.1016/j.procs.2015.06.099.
- [11] R. Aggarwal, J. Karan Singh, V. Kumar Gupta, S. Rathore, M. Tiwari, and A. Khare, 2011, "*Noise Reduction of Speech Signal Using Wavelet Transform with Modified Universal Threshold*," *Int. J. Comput. Appl.*, Vol. 20, No. 5, pp. 14–19, doi: 10.5120/2431-3269.
- [12] G. Tzanetakis, G. Essl, and P. Cook, 2001, "*Audio Analysis Using The Discrete Wavelet Transform*," *Proc. WSES Int. Conf. Acoust. Music Theory Appl. (AMTA 2001)*.
- [13] S. T. Saste and S. M. Jagdale, 2017 "*Emotion Recognition from Speech Using MFCC and DWT for Security System*," *Proc. Int. Conf. Electron. Commun. Aerosp. Technol. ICECA 2017*, pp. 701–704, doi: 10.1109/ICECA.2017.8203631.
- [14] R. Hidayat, A. Bejo, S. Sumaryono, and A. Winursito. 2018, "*Denoising Speech for MFCC Feature Extraction Using Wavelet Transformation in Speech Recognition System*," *2018 10th Int. Conf. Inf. Technol. Electr. Eng.*, doi: 10.1109/ICITEED.2018.8534807.
- [15] D. D. Joshi and M. B. Zalte. 2013, "*Recognition of Emotion from Marathi Speech Using MFCC and DWT Algorithms*," *Int. J. Adv. Comput. Eng. Commun. Technol.*, Vol. 2, No. 2, pp. 59–63.
- [16] Y. Gultom, R. J. Masikome, and A. M. Arymurthy. 2018, "*Batik Classification using Deep Convolutional Network Transfer Learning*," *J. Ilmu Komput. dan Inf.*, vol. 11, no. 2, pp. 59–66, doi: 10.21609/jiki.v11i2.507.
- [17] Y. Lavner, R. Cohen, D. Ruinskiy, and H. Ijzerman. 2016, "*Baby Cry Detection in Domestic Environment using Deep Learning*," *2016 IEEE Int. Conf. Sci. Electr. Eng. ICSEE 2016*, doi: 10.1109/ICSEE.2016.7806117.
- [18] K. Jaiswal and D. K. Patel. 2018, "*Sound Classification Using Convolutional Neural Networks*," *Proc. - 7th IEEE Int. Conf. Cloud Comput. Emerg. Mark. CCEM 2018*, pp. 81–84, doi: 10.1109/CCEM.2018.00021.
- [19] A. Khamparia, D. Gupta, N. G. Nhu, A. Khanna, B. Pandey, and P. Tiwari. 2019, "*Sound Classification Using Convolutional Neural Network and Tensor Deep Stacking Network*," *IEEE*, Vol. 7, pp. 7717–7727, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2888882.

-
- [20] E. Sasmaz and F. B. Tek. 2018, "Animal Sound Classification Using A Convolutional Neural Network," *UBMK 2018 - 3rd Int. Conf. Comput. Sci. Eng.*, pp. 625–629, doi: 10.1109/UBMK.2018.8566449.
- [21] L. Muda, M. Begam, and I. Elamvazuthi. 2010, "Voice Recognition Algorithms using Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) and Dynamic Time Warping (DTW) Techniques," Vol. 2, No. 3, pp. 138–143,
- [22] W. S. Limantoro, C. Fatichah, and U. L. Yuhana, 2016, "Rancang Bangun Aplikasi Pendeteksi Suara Tangisan Bayi," *J. Tek. ITS*, Vol. 5, No. 2, doi: 10.12962/j23373539.v5i2.17817.
- [23] D. Putra and A. Resmawan, 2011. "Verifikasi Biometrika Suara Menggunakan Metode MFCC dan DTW," *Lontar Komput.*, Vol. 2, No. 1, pp. 8–21.
- [24] R. Jang, 2005, *Audio Signal Processing and Recognition*, National Taiwan University.
- [25] E. S. Gopi, R. Lakshmi, N. Ramya, and S. M. S. Farzana. 2004, "Music Indexing Using Independent Component Analysis with Pseudo-generated Sources," *Indep. Compon. Anal. Blind Signal Sep. Fifth Int. Conf. ICA 2004, Granada, Spain, Sept. 22-24, Proc.*, pp. 1237–1244, 2004, doi: 10.1007/978-3-540-30110-3_156.
- [26] R. Zatarain-Cabada, M. L. Barron-Estrada, F. Gonzales-Hernandez, and H. Rodriguez-Rangel. 2018, "Emotion Recognition Using a Convolutional Neural Network," *MICAI 2017 Adv. Comput. Intell.*, Vol. 10633, pp. 208–219, doi: 10.1007/978-3-030-02840-4.
- [27] I. Vasilev, D. Slater, G. Spacagna, P. Roelants, and V. Zocca. 2019, *Python Deep Learning*, Second Edi. Packt Publishing.