

Klasifikasi Suara Paru Normal Dan Abnormal Berbasis Algoritma Cnn (Convolutional Neural Network)

Fanny Ramadhani, S.Kom., M.Kom
Jurusan Ilmu Komputer
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
fannyr@unimed.ac.id

Hermawan Syahputra
Jurusan Ilmu Komputer
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
hsyahputra@unimed.ac.id

Rahel Lina Simanjuntak
Jurusan Ilmu Komputer
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
rahelsimanjuntak12@gmail.com

Theresia Romauli Siagian
Jurusan Ilmu Komputer
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
theresiasiangian11@gmail.com

Ukhti Nisa
Jurusan Informatika
Universitas Jenderal Soedirman
Banyumas, Indonesia
ukhtinisasa18@gmail.com

Vina Anggriani
Jurusan Ilmu Komputer
Universitas Negeri Medan
Medan, Indonesia
vinaanggriani81@gmail.com

Abstract—Early detection and diagnosis of lung diseases is essential for effective healthcare. Lung sound is one of the main indicators in identifying normal and abnormal lung conditions. This study aims to develop a normal and abnormal lung sound classification model using Convolutional Neural Network (CNN) algorithm. The proposed CNN model consists of multiple convolution and pooling layers optimized for feature extraction from lung sound spectrograms. The dataset was divided into training data and validation data, and data visualization was performed using Exploratory Data Analysis (EDA) with pie charts. The model was trained through 20 iterations, with each iteration affecting the performance of the model. The first experiment used a separate audio dataset, resulting in a loss value of 0.2926 and an accuracy of 0.8728. The model performance evaluation showed an evaluative score of 89%, so the best and most accurate prediction was achieved.

Keywords— Lung Sound, Convolutional Neural Network (CNN), Spectrogram

Abstrak— Deteksi dini dan diagnosis penyakit paru-paru sangat penting untuk perawatan kesehatan yang efektif. Suara paru merupakan salah satu indikator utama dalam identifikasi kondisi paru-paru yang normal maupun abnormal. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model klasifikasi suara paru normal dan abnormal menggunakan algoritma Convolutional Neural Network (CNN). Model CNN yang diusulkan terdiri dari beberapa lapisan konvolusi dan pooling yang dioptimalkan untuk ekstraksi fitur dari spektrogram suara paru. Dataset dibagi menjadi data latih dan data validasi, dan visualisasi data dilakukan menggunakan Analisis Data Eksplorasi (EDA) dengan diagram lingkaran. Model dilatih melalui 20 iterasi, dengan setiap iterasi mempengaruhi kinerja model. Eksperimen pertama menggunakan dataset audio terpisah, menghasilkan nilai loss 0,2926 dan akurasi 0,8664. Evaluasi kinerja model menunjukkan skor evaluatif 89%, sehingga prediksi terbaik dan akurat telah dicapai.

Kata Kunci: Suara Paru, Convolutional Neural Network (CNN), Spektrogram

PENDAHULUAN

Paru-paru digunakan oleh manusia sebagai alat pernapasan untuk menghirup oksigen (O₂), mengurai karbon dioksida (CO₂), dan mengambil air (H₂O). Persiapan ini dilakukan secara terus-menerus setiap hari untuk membantu manusia belajar bagaimana menjalani kehidupan mereka. Setiap atom oksigen (O₂) yang dibuat akan membantu persiapan tubuh untuk mengeluarkan energi dari substrat. Jangan stres jika ada kerusakan atau gangguan pada paru-paru. Keadaan seperti ini dapat menyebabkan masalah bagi manusia, bahkan mungkin sampai merenggut nyawa. Tentu saja, merawat dan menjaga kesehatan sangatlah penting. [3]

Kehidupan manusia dan lingkungan memiliki dampak yang signifikan terhadap organ pernapasan utama. Namun, pencemaran udara tetap menjadi faktor utama dalam pengurangan masalah kesehatan paru. Penyakit pada paru-paru, seperti pneumonia, tuberkulosis, atau paru-paru keratiti, dapat menimbulkan ancaman serius bagi kesehatan dan kesejahteraan manusia. Penyebab kematian tertinggi ketiga di dunia adalah penyakit paru-paru. Menurut data WHO, sekitar 3,23 juta orang meninggal akibat pandemi ini pada tahun 2019. Di Indonesia, diperkirakan terdapat 4,88 juta orang dengan prevalensi 5,6%. Dalam hal ini, merokok biasanya menjadi penyebab kanker yang signifikan dibandingkan penyebab lainnya [8].

Pencegahan dini terhadap kerusakan paru-paru lebih sering dilakukan oleh dokter spesialis. Informasi mereka memungkinkan para spesialis untuk menganalisis apakah suatu gangguan bersifat seperti biasa atau memiliki denyut nadi yang tidak biasa. Metode deteksi yang biasa digunakan dokter adalah dengan memeriksa kulit pasien dengan mikroskop, atau yang dikenal dengan teknik auskultasi [2]. Pendeteksian kelemahan parsial ini telah dilakukan dengan berbagai metode. Membuat klasifikasi menurut suara pernapasan adalah metode yang paling dapat diandalkan. Klasifikasi perilaku abnormal pada permukaan paru-paru dapat dilakukan dengan membandingkan permukaan yang normal dan abnormal.[7] Penting dalam psikologi dan patologi dari paru paru dan obstruksi saluran udara, suara pernapasan memiliki peran penting. Luasnya parenkim paru

paru, dimensi saluran udara, dan modifikasi patologinya dapat menunjukkan keadaan parenkim paru paru [5].

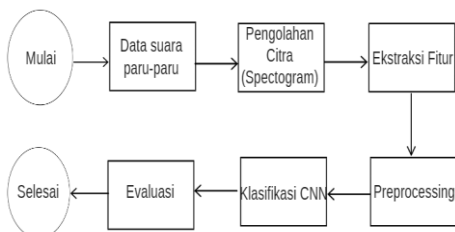
Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan metode yang lebih akurat dan efisien untuk mendeteksi paru abnormal sedini mungkin dengan mengidentifikasi prevalensi pernapasan pada cangkang paru. Proses deteksi pola ini dilakukan dengan menggunakan data yang terdiri dari pola jahitan yang telah dikonversi menjadi spektrogram dengan menggunakan algoritma short time Fourier transform (STFT). [6] Model suara klasifikasi paru akan dijadikan data latih dengan suara pernapasan yang dikonversi menjadi spektrogram. Alasannya adalah karena penelitian ini menggunakan algoritma convolutional neural network (CNN) untuk membuat model klasifikasi [5]. CNN cocok digunakan untuk klasifikasi suara paru-paru normal dan abnormal karena memiliki kemampuan ekstraksi fitur yang kuat dari data berdimensi dua seperti spektrogram suara paru-paru. Fitur-fitur ini penting untuk membedakan antara suara paru normal dan abnormal. ,

Saat ini beberapa metode yang digunakan untuk deteksi dini paru abnormal antara lain rontgen dada (akurasi 60-70%), CT Scan dada (akurasi 85-90%), PET Scan dada (akurasi 95%), Bronkoskopi dada (akurasi 90%), dan Sputum Sytology dada (akurasi 50-60%). Beberapa permasalahan ditemukan dalam deteksi dini paru abnormal antara lain akurasi yang tidak selalu sempurna, biaya yang mahal, paparan radiasi dapat meningkatkan resiko kanker. Dalam era di mana teknologi semakin mengintegrasikan dirinya ke dalam bidang kesehatan, penelitian ini memiliki implikasi yang sangat positif. Pengembangan algoritma klasifikasi paru-paru berbasis CNN tidak hanya akan meningkatkan efisiensi diagnosa, tetapi juga dapat membantu mengurangi beban kerja tenaga medis serta mempercepat proses pengobatan. Kesimpulannya, dengan memanfaatkan potensi CNN dalam klasifikasi citra medis, termasuk citra paru-paru, penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi yang signifikan dalam upaya pencegahan, diagnosis, dan pengobatan penyakit paru-paru [2]

METODE PENELITIAN

A. Alur Penelitian

Metode analisis diilustrasikan sebagai berikut. Ketika melakukan penelitian, mulailah dengan data mentah yang akan diolah terlebih dahulu sesuai dengan metodologi yang akan dilakukan nantinya.



Gambar 1. Alur Penelitian

B. Pengumpulan Data

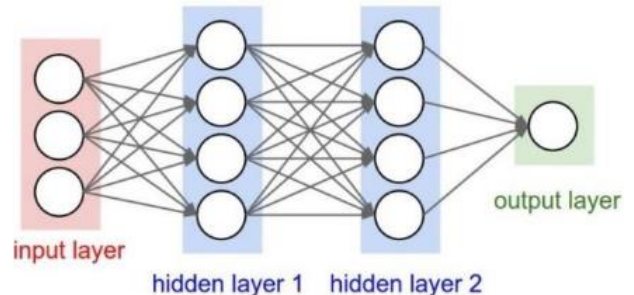
Dataset suara paru-paru diambil dari dataset Kaggle heart sound yang berisikan suara paru-paru healthy dan unhealthy. Berupa data .wav yang berjumlah 3240 data yang dibagi menjadi 2 kelas yang training dan validation. Data ini merupakan data parsial yang akan digunakan dalam proses klasifikasi data parsial yang telah dibuat sebagai data normal dan abnormal. Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data.wav, yang merupakan informasi berbasis suara yang memberikan informasi penanda untuk mempersiapkan informasi dalam bentuk spektrogram.

C. MFCC

MFCC adalah metode ekstraksi fitur yang diperlukan untuk mengkonversi file audio menjadi gambar. Objek yang diproses adalah audio yang diakhiri dengan mp3 atau wav dan berdurasi selama 30 detik. Hasil pengolahan ini disimpan dalam format gambar (JPEG). Ini kemudian digunakan untuk pelatihan dan pengujian. Langkah-langkah penanganan MFCC didasarkan pada kontras perulangan yang terlihat oleh pendengaran manusia, sehingga sorotan ini seperti yang diperlihatkan oleh manusia. MFCC digunakan untuk mengubah suara menjadi kluster multidimensi. [4]

2.4 Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network merupakan salah satu metode machine learning hasil pengembangan MultiLayer Perceptron (MLP) yang berguna untuk menggabungkan data dua dimensi (gambar). CNN termasuk dalam kategori Deep Neural Network karena throughput jaringannya yang tinggi dan penggunaannya yang luas pada data dunia nyata. CNN memiliki berbagai metode: tahap pembelajaran menggunakan backpropagation dan klasifikasi menggunakan feedforward. Cara kerja CNN sebanding dengan MLP, tetapi dalam CNN, setiap neuron diajak bicara dalam dua pengukuran, sama sekali tidak seperti MLP yang hanya memiliki satu pengukuran [9]



Sumber: (Nissa et al., 2021)

Gambar 2. CNN Method Layer Sequences

Jenis jaringan saraf tiruan deep feed-forward yang dikenal sebagai convolutional neural network (CNN) terinspirasi oleh proses biologis, di mana koneksi sinaptik antara neuron berfungsi sebagai unit organisasi korteks visual di otak. CNN merupakan representasi gambar yang tervalidasi dan teknik untuk melakukan analisis dan aplikasi media. Blok dari jaringan syaraf convolutional adalah convolutional layer, pooling layer, normalization layer, fully connected layer, Rectified Linear Units layer, dan loss layer [8]. Lapisan konvolusi adalah lapisan awal dari CNN. Setiap batas reseptif dalam lapisan ini akan disaring dengan cara yang sederhana menyebabkan setiap neuron bertukar bobot dalam jaringan. Lapisan penyatuan adalah perhentian untuk

memaksimalkan output setiap neuron kelompok pada lokasi yang sama dalam kernel. Pooling layer digunakan untuk mengurangi ukuran data ketika konvolusi dilakukan dengan teknik downsampling. Lapisan ini membuat representasi data menjadi lebih kecil, lebih mudah ditangani, dan lebih mudah untuk mendeteksi overfitting. Untuk menormalkan citra masukan, gunakan lapisan normalisasi. Normalisasi citra masukan bertujuan untuk mengatasi perbedaan yang signifikan dalam rentang nilai. Tujuan dari lapisan Rectified Linear Units (ReLU) adalah untuk meningkatkan nonlinieritas fungsi dan jargon jaringan secara keseluruhan tanpa mempengaruhi sudut refraksi pada fase konvolusi. Lapisan yang terhubung penuh adalah lapisan yang memiliki kemiripan dengan MultiLayer Perceptron (MLP). Lapisan ini merupakan perhitungan matematis yang didasarkan pada bias offset.[11]

HASIL DAN PEMBAHASAN

Proses klasifikasi paru normal dan abnormal menggunakan CNN melibatkan beberapa langkah penting sebagai berikut:

1. Pengolahan Citra

- Akuisisi Citra: Dapatkan citra paru-paru pasien, yang dapat berupa rontgen dada, CT scan, atau MRI.
- Preprocessing Citra: Lakukan praproses pada citra untuk meningkatkan kualitas dan persiapan untuk ekstraksi fitur. Langkah-langkah ini dapat meliputi:
 - Konversi ke Grayscale: Konversi citra berwarna menjadi grayscale untuk konsistensi dan kesederhanaan analisis.
 - Normalisasi Intensitas: Normalisasi intensitas piksel citra ke rentang tertentu, seperti $[0, 1]$ atau $[-1, 1]$.
 - Penyesuaian Kontras: Sesuaikan kontras citra untuk meningkatkan visibilitas fitur penting.
 - Penghilangan Bising: Hapus noise dari citra untuk meningkatkan kualitas dan akurasi analisis.

2. Ekstraksi Fitur

- Segmentasi: Bagi citra paru-paru menjadi segmen individu yang mewakili area paru-paru.
- Teknik Segmentasi: Berbagai teknik segmentasi dapat digunakan, seperti segmentasi ambang batas, segmentasi wilayah tumbuh (region growing), atau segmentasi berbasis jaringan saraf (U-Net).
- Ekstraksi Fitur CNN: Gunakan CNN untuk mengekstraksi fitur dari segmen paru-paru. Fitur-fitur ini akan digunakan untuk klasifikasi paru-paru sebagai normal atau abnormal.
- Arsitektur CNN: Berbagai arsitektur CNN dapat digunakan, seperti arsitektur VGG, ResNet, atau Inception.
- Fungsi Aktivasi: Fungsi aktivasi seperti ReLU atau Leaky ReLU digunakan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam model.

- Pooling: Teknik pooling seperti Max Pooling atau Average Pooling digunakan untuk mengurangi dimensi fitur dan meningkatkan invariansi spasial.

3. Klasifikasi CNN

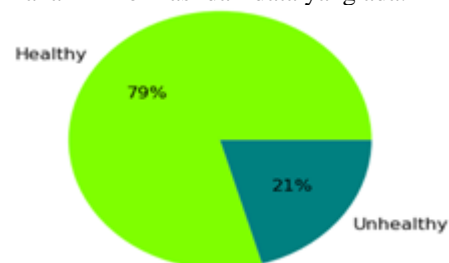
- Pelatihan Model CNN: Latih model CNN menggunakan dataset yang berisi citra paru-paru normal dan abnormal yang telah diberi label.
- Fungsi Kerugian: Gunakan fungsi kerugian seperti Cross-Entropy Loss untuk mengukur kesalahan prediksi model.
- Optimasi: Gunakan algoritma optimasi seperti Stochastic Gradient Descent (SGD) atau Adam untuk memperbarui bobot model selama pelatihan.
- Klasifikasi Citra Baru: Gunakan model CNN yang telah dilatih untuk mengklasifikasikan citra paru-paru baru sebagai normal atau abnormal.

4. Evaluasi

- Metrik Kinerja: Hitung metrik kinerja model CNN seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score pada dataset uji yang terpisah dari dataset latihan.
- Analisis Visualisasi: Gunakan teknik visualisasi seperti kurva ROC dan matriks kebingungan untuk menganalisis kinerja model secara lebih mendalam.
- Penyesuaian Model: Lakukan penyesuaian pada model CNN, seperti mengubah arsitektur, hiperparameter, atau teknik augmentasi data, untuk meningkatkan kinerja model.

Dataset yang digunakan yaitu data suara paru normal dan abnormal yang mana data tersebut dibagi menjadi 2 yaitu data train dan data validasi. Data train terbagi menjadi 2 yaitu data suara paru normal sebanyak 2575 dan data paru abnormal sebanyak 665 sehingga totalnya menjadi 3240. Data validasi terdiri dari 2 bagian juga yaitu data suara paru normal sebanyak 150 dan data suara paru abnormal sebanyak 151 dengan total data 301. Seluruh audio merupakan file wav.

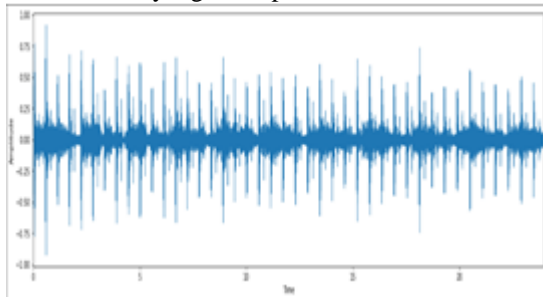
Visualisasi dengan EDA (Exploratory Data Analysis) yaitu algoritma yang dirancang untuk menampilkan data dengan model diagram lingkaran atau pie chart agar mudah mempermudah pembacaan dan pembaca dapat memahami informasi dari data yang ada.



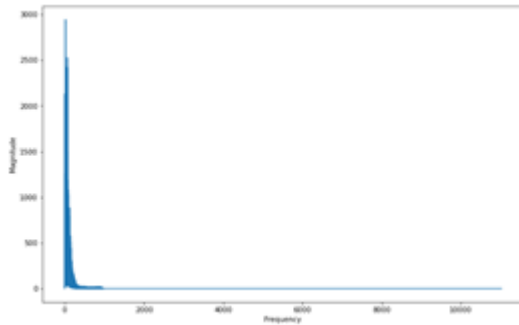
Gambar 2. Visualisasi dengan EDA

Pengujian terhadap program dimulai dari pemilihan sample audio suara paru normal yang ingin diproses. Visualisasi audio file digunakan untuk menggambarkan data audio dalam bentuk spektrogram, spektrum dan bentuk

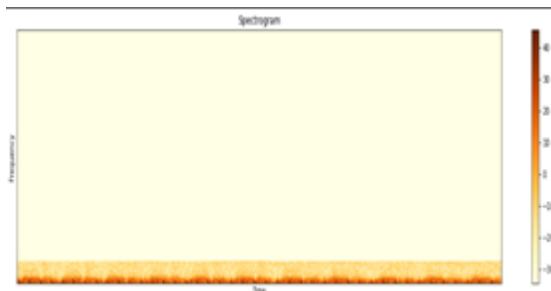
gelombang. Hasil dari seluruh visualisasi dapat dilihat pada gambar dibawah ini. Dalam spektrogram ini ada banyak nilai dan fitur dari audio yang ditampilkan.



Gambar 3. Bentuk Gelombang

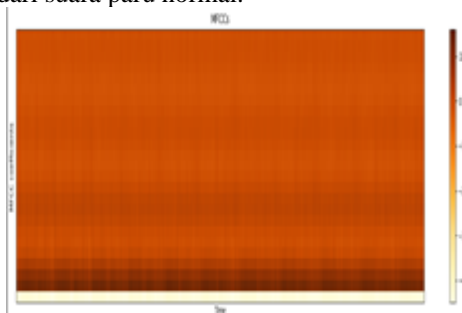


Gambar 4. Visualisasi dengan Spektrum



Gambar 5. Visualisasi dengan Spektrogram

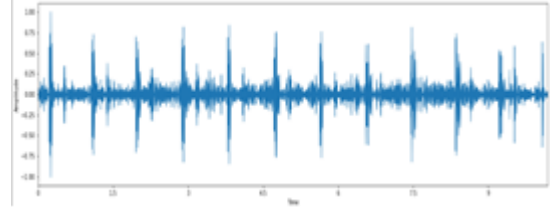
Mel Frequency Cepstral Coefficient (MFCC) adalah koefisien yang secara kolektif membentuk MFC (representasi spektrum daya jangka pendek dari suara).Keduanya berasal dari jenis representasi cepstral dari klip audio ("spektrum-of-a-spektrum"nonlinier).Secara umum,MFCC adalah amplitudo dari spektrum yang dihasilkan. Berikut hasil dari MFCC dari suara paru normal.



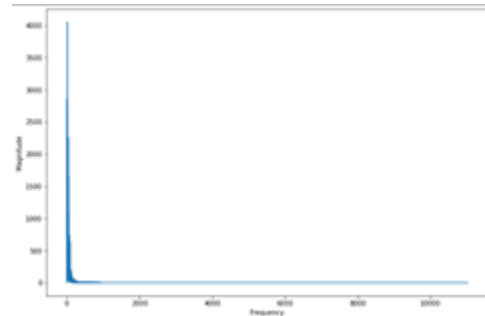
Gambar 6. Ekstrasi Fitur dengan MFCC

Pengujian selanjutnya terhadap program dimulai dari pemilihan sample audio suara paru abnormal yang ingin diproses. Visualisasi audio file digunakan untuk menggambarkan data audio dalam bentuk spektrogram, spektrum dan bentuk gelombang. Hasil dari seluruh visualisasi dapat dilihat pada gambar dibawah ini. Dalam

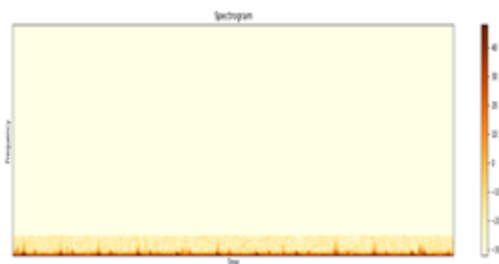
spektrogram ini ada banyak nilai dan fitur dari audio yang ditampilkan.



Gambar 7. Bentuk Gelombang

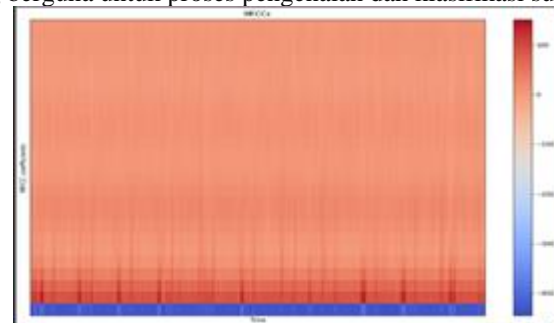


Gambar 8. Visualisasi dengan Spektrum



Gambar 9. Visualisasi dengan Spektrogram

MFCC singkatan dari Mel-Frequency Cepstral CoefficientsRepresentasi fitur yang sangat umum dalam pengolahan suara, terutama untuk pengenalan ucapan dan aplikasi pengolahan suara lainnya. Prosesnya dimulai dengan mengonversi sinyal suara ke dalam domain frekuensi mel, yang lebih mirip dengan persepsi manusia terhadap suara. MFCC menawarkan representasi fitur yang kompak dan kuat, yang berguna untuk proses pengenalan dan klasifikasi suara.



Gambar 10. Ekstrasi Fitur dengan MFCC

Nilai MFCC digunakan sebagai masukan ke dalam model CNN. Hasil dari parameter yaitu 180,066. Pada tabel 1 merupakan contoh proses Deep Learning dengan jumlah epoch sebanyak 20. Epoch digunakan untuk memantau

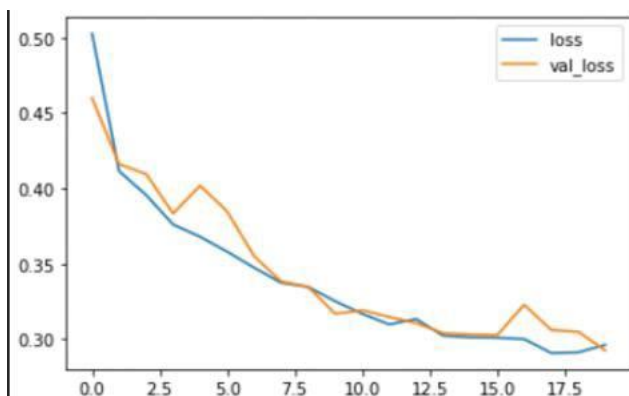
sejauh mana model telah belajar dari data pelatihan. Dengan melacak kinerja model pada setiap epoch.

TABEL 1.
EPOCH/ITERASI

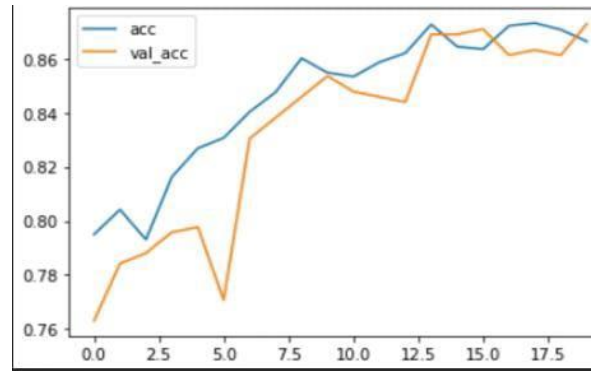
Epoch/ Iterasi	Akurasi
1	0.7950
2	0.8041
3	0.7931
4	0.8162
5	0.8268
6	0.8307
7	0.8403
8	0.8476
9	0.8601
10	0.8548
11	0.8534
12	0.8587
13	0.8620
14	0.8726
15	0.8644
16	0.8635
17	0.8722
18	0.8731
19	0.8707
20	0.8664

Tabel 1 merupakan situasi pengujian utama yang menggunakan dataset suara bagian. Pengujian ini menghasilkan nilai loss sebesar 0,2926 dan nilai akurasi sebesar 0,8664. Tetapi setelah dilakukan prediksi melalui model yang sudah dilatih, mengevaluasi performa model tersebut, dan mencetak akurasi evaluasinya maka akurasinya menjadi 89%. Nilai akurasi ini lebih tinggi dibandingkan hasil akurasi pada beberapa penelitian serupa seperti hasil penelitian "Klasifikasi Suara Paru-Paru Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)" oleh Telkom University yang mencapai akurasi klasifikasi sebesar 74% dalam membedakan antara suara paru-paru normal dan abnormal.

Berikut hasil visualisasi perubahan nilai loss (kerugian) dan nilai akurasi dari model selama proses pelatihan (training) dan validasi.



Gambar 11. Hasil visualisasi perubahan nilai loss



Gambar 12. Hasil visualisasi perubahan nilai akurasi

Dari pengujian yang telah dilakukan dengan 20 iterasi didapatkan akurasi yang berbeda beda tetapi akurasi terbaiknya sebesar 89% setelah dilakukan prediksi yang artinya pengujian suara paru yang normal dan abnormal yang tersedia sudah akurat.

KESIMPULAN

Dengan memanfaatkan potensi CNN dalam klasifikasi citra medis, penelitian ini memiliki implikasi positif dalam bidang kesehatan. Algoritma klasifikasi suara paru-paru berbasis CNN dapat membantu mengurangi beban kerja tenaga medis serta mempercepat proses pengobatan penyakit paru-paru. Dataset dalam penelitian ini mencakup sampel audio normal dan abnormal, yang dibagi menjadi dua bagian yaitu data train dan data validasi, dengan semua Dataset divisualisasikan menggunakan Analisis Data Eksplorasi (EDA) untuk memvisualisasi data menggunakan diagram model lingkaran atau pie chart. Proses Deep Learning dibagi menjadi 20 iterasi, dengan setiap iterasi mempengaruhi kinerja model. Eksperimen pertama menggunakan dataset audio terpisah, menghasilkan nilai loss 0,2926 dan akurasi 0,8664. Setelah memprediksi kinerja model, mengevaluasi kinerjanya, dan mendapatkan skor evaluatif 89%, sehingga prediksi terbaik dan akurat telah dicapai. Hasil dari penerapan metode ini menunjukkan kemampuannya dalam membedakan suara paru-paru normal dan abnormal, serta mengidentifikasi kemungkinan penyakit dengan tingkat akurasi yang tinggi. penelitian ini juga memberikan kontribusi penting dalam pengembangan metode deteksi dini kelainan pernapasan berbasis suara paru-paru menggunakan algoritma CNN.

PENGHARGAAN

Peneliti mengucapkan banyak terimakasih terutama kepada Allah Swt. karena pertolongannya lah peneliti bisa sampai tahap ini, kemudian kepada dosen pembimbing yang selalu mengarahkan dan mengingatkan atas kekeliruan/kekurangan pada penelitian ini, terakhir kepada semuanya yang telah memberikan suport secara langsung dan atau tak langsung sehingga peneliti menjadi antusias dalam mengerjakan penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Ajinurseto, G., Bakrim., L. A., & Islamuddin, N.(2023). Penerapan Metode Mel Frequency Cepstral Coefficients pada Sistem Pengenalan Suara Berbasis Dekstop :Bandung. INFOMATEK(Jurnal Informatika, Manajemen dan Teknologi).
- [2] Ashshiddieqy, M. H., Jondri, J., & Rizal, A. (2020). Klasifikasi Suara Paru Dengan Convolutional Neural Network (CNN) : Bandung. eProceedings of Engineering.
- [3] Hatuwal, B. K., & Thapa, H.C(2020). Lung Cancer Detection Using Convolutional Neural Network on Hispopathological Images :Colombia. International Journal Of Computer Trends and Technology.
- [4] Hendrawan, N. D.,dkk (2023). Sistem Pendeteksi Jenis Penyakit Pernafasan Menggunakan Metode Gabungan GRU dan LTSM Melalui Suara Pasien dengan Gangguan Pernafasan :Malang. JIP(Jurnal Informatika Polinema).
- [5] Kumar, A., & Tiwari, G(2021). Jackknife based generalized resampling reliability approach for rock slopes and tunnels stability analyses with limited data: Theory and applications : India. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering.
- [6] Rafiqo, D., Suyanto, Y., & Atmaji, C. (2022). Klasifikasi Suara Paru-Paru Berdasarkan Ciri MFCC :Yogyakarta. IJEIS (Indonesian Journal of Electronics and Instrumentation Systems).
- [7] Rizal, A. (2021). Klasifikasi Suara Paru Normal dan Abnormal Menggunakan Discrete Wavelet Transform dan Jaringan Saraf Tiruan yang Dioptimasi dengan Algoritma Genetika. :Pekanbaru Jurnal Elektro Dan Mesin Terapan.
- [8] RSUD dr.Iskak Tulungagung (23 November 2023). Penyakit Paru Obstruktif Picu Kematian Rertinggi Ketiga Di Dunia : Tulungagung.
- [9] Triwijoyo, B. K. 2019. Model Fast Tansfer Learning pada Jaringan Syaraf Tiruan Konvolusional untuk Klasifikasi Gender Berdasarkan Citra Wajah: Bali. MATRIK: Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer.
- [10] Umar, R., Riadi, I, & Hanif, A. (2018)Analisis Bentuk Pola Suara Menggunakan Ekstraksi Ciri Mel-Frequency Cepstral Coefficients (MFCC).4(2), 294–304.
- [11] Wairata, C. R., Swedia, E. R., & Cahyanti, M. (2021). Pengklasifikasian Genre Musik Indonesia Menggunakan Convolutional Neural Network: Samarinda. Sebatik.
- [12] Nissa, N.F. *et al.* (2021) ‘Application of Deep Learning Using Convolutional Neural Network (CNN) Method For Women’s Skin Classification’, *Scientific Journal of Informatics*, 8(1), pp. 144–153.