

Sistem Pendeteksi Jenis Penyakit Pernafasan Menggunakan Metode Gabungan GRU dan LSTM Melalui Suara Pasien dengan Gangguan Pernafasan

Nofrian Deny Hendrawan¹, Andriyan Rizki Jatmiko², Arif Saivul Affandi³, Divira Salsabiil Susanto⁴

^{1,2,3,4}Jurusan Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Merdeka Malang

¹nofrian.hendrawan@unmer.ac.id, ²andriyan.jatmiko@unmer.ac.id, ³fandi@unmer.ac.id,

⁴20083000178@student.unmer.ac.id

Abstrak

Gated Recurrent Unit (GRU) dan *Long Short-Term Memory* (LSTM) adalah dua jenis *Recurrent Neural Network* (RNN) yang dirancang untuk mengatasi masalah *vanishing gradient* pada RNN tradisional. Secara umum, baik GRU maupun LSTM dapat digunakan dalam pemrosesan *Natural Language Processing* (NLP) seperti pengenalan ucapan hingga deteksi suara, terjemahan mesin, dan generasi teks. Penelitian ini bertujuan untuk mengklasifikasikan penyakit pernapasan berdasarkan suara pasien menggunakan gabungan GRU dan LSTM. Model GRU dilatih dengan 50 epoch menggunakan dataset suara pasien yang dikumpulkan. Hasil evaluasi menunjukkan akurasi training sebesar 75% dan training validation 73%, dengan *precision*, *recall*, dan *f1-score* yang bervariasi untuk setiap jenis penyakit pernapasan dengan relevansi terhadap f1-score dan nilai support. Penelitian ini menggambarkan potensi penggunaan metode klasifikasi suara dalam diagnosis penyakit pernapasan. Meskipun demikian, perlu dilakukan penyesuaian parameter dan peningkatan jumlah data pelatihan untuk meningkatkan performa model. Dengan konvergensi yang baik pada epoch 50, hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mengklasifikasikan penyakit pernapasan berdasarkan suara pasien. Namun, validasi dan pengujian lebih lanjut pada dataset yang lebih besar diperlukan untuk menguji keandalan dan generalisasi model secara menyeluruh. Penelitian ini dapat memberikan kontribusi dalam pengembangan alat bantu diagnostik non-invasif untuk penyakit pernapasan berdasarkan analisis suara pasien. Penelitian ini memberikan bukti awal tentang potensi metode klasifikasi suara dalam diagnosis penyakit pernapasan. Namun, penyesuaian parameter dan peningkatan jumlah data pelatihan perlu dilakukan untuk meningkatkan performa model secara keseluruhan.

Kata kunci : *Gated Recurrent Unit*, *Long Short-Term Memory*, Klasifikasi, Penyakit Pernafasan

1. Pendahuluan

Penyakit pernapasan adalah salah satu masalah kesehatan yang paling umum di seluruh dunia. Penyakit seperti asma, bronkitis, pneumonia, dan penyakit paru obstruktif kronik (PPOK) dapat menyebabkan sesak napas yang signifikan dan memengaruhi kualitas hidup pasien. Diagnosis dan pengobatan dini sangat penting untuk mengelola penyakit pernapasan dan mencegah komplikasi yang berpotensi serius (Greenough & Milner, 2023; Krefft & Zell-Baran, 2023; Ramírez-Vélez et al., 2023).

Penyakit Infeksi Saluran Pernapasan Akut (ISPA) adalah salah satu bentuk penyakit pernapasan yang menjadi fokus utama dalam bidang kesehatan. ISPA mencakup berbagai jenis infeksi yang menyerang saluran pernapasan, seperti pilek, influenza, bronkitis, dan pneumonia. Penyakit ini menimbulkan beban kesehatan yang signifikan di seluruh dunia, dengan dampak yang merugikan pada individu, keluarga, dan masyarakat secara keseluruhan. ISPA dapat terjadi pada siapa saja, mulai dari bayi hingga

lansia, dan gejalanya bervariasi tergantung pada jenis dan keparahan infeksi (Dondi et al., 2023).

Gejala umum ISPA meliputi demam, batuk, pilek, sakit tenggorokan, sesak napas, dan nyeri dada. Beberapa kasus ISPA dapat berkembang menjadi kondisi yang lebih serius, terutama pada individu dengan sistem kekebalan tubuh yang lemah atau faktor risiko lainnya. Diagnosis dini dan pengobatan yang tepat sangat penting dalam mengelola ISPA dan mencegah komplikasi yang berpotensi serius. Pada beberapa kasus ISPA, pemeriksaan medis seperti tes fungsi pernapasan, pemeriksaan radiologis, atau pengambilan sampel darah mungkin diperlukan untuk menentukan jenis dan tingkat keparahan infeksi. Pencegahan juga memainkan peran kunci dalam mengendalikan penyebaran ISPA. Langkah-langkah preventif meliputi menjaga kebersihan diri, seperti mencuci tangan secara teratur, menggunakan masker saat terpapar infeksi, menutup mulut dan hidung saat batuk atau bersin, dan menjaga kebersihan lingkungan sekitar. Selain upaya preventif dan pengobatan konvensional, teknologi dan inovasi baru dalam bidang kesehatan juga memberikan

harapan baru dalam penanganan ISPA. Salah satu contohnya adalah penggunaan kecerdasan buatan (AI) untuk menganalisis data pasien, termasuk data suara pernapasan, guna mendeteksi dan memprediksi penyakit pernapasan dengan lebih cepat dan akurat. Dalam rangka mengatasi masalah ISPA secara efektif, penting untuk terus melakukan penelitian, edukasi, dan meningkatkan kesadaran masyarakat tentang penyakit ini. Kombinasi antara pencegahan, diagnosis dini, pengobatan yang tepat, dan inovasi teknologi dapat memberikan harapan untuk mengurangi beban ISPA, meningkatkan kualitas hidup pasien, dan mencegah komplikasi yang serius dalam rangka mencapai kesehatan pernapasan yang optimal di seluruh dunia (Jakiela et al., 2023; Ream et al., 2023; Shi et al., 2023; K. Wang et al., 2023).

Berdasarkan data [Badan Penyelenggara Jaminan Sosial \(BPJS\) Kesehatan](#) dalam program Jaminan Kesehatan Nasional (JKN) dalam (Pusparisa 2020), terdapat 12 juta kunjungan gejala URI, 9 juta gejala Nasofaringitis, 8 juta gejala Hipertensi dan 5 juta gejala Dispepsia. Lebih lengkap terkait data pasien rawat jalan tingkat pertama dapat dilihat pada tabel 1.

Tabel 1. Data Rawat Jalan Tingkat Pertama (RJTP)

| No | Nama | Kunjungan | Peserta |
|----|------------------------------------|------------|-----------|
| 1 | Infeksi pernapasan atas akut (URI) | 12.446.568 | 8.004.884 |
| 2 | Nasofaringitis akut | 9.825.478 | 6.655.987 |
| 3 | Hipertensi esensial (primer) | 8.659.856 | 3.491.990 |
| 4 | Dispepsia | 5.683.350 | 4.153.210 |

Dari data pada tabel 1 menunjukkan bahwa Infeksi Pernapasan Atas Akut (URI) merupakan penyakit dengan jumlah rawat jalan terbanyak. Dalam periode tersebut, tercatat sebanyak 12.446.568 kunjungan pasien dengan jumlah peserta sebanyak 8.004.884. Infeksi pernapasan atas akut (URI) atau nasofaringitis akut menduduki peringkat pertama dalam daftar ini, menunjukkan prevalensi yang tinggi di antara penyakit yang memerlukan perawatan rawat jalan. URI adalah suatu kondisi yang melibatkan infeksi dan peradangan pada saluran pernapasan bagian atas, termasuk hidung, tenggorokan, dan sinus. Gejala umum dari URI meliputi batuk, pilek, sakit tenggorokan, hidung tersumbat, bersin, dan kadang-kadang demam ringan. Data ini juga menunjukkan bahwa penyakit seperti hipertensi esensial (primer), dispepsia, mialgia (nyeri otot), sakit kepala, demam, gastritis (radang lambung), diare dan muntaber (gastroenteritis), serta faringitis (radang tenggorokan) akut, juga menghasilkan jumlah kunjungan rawat jalan yang signifikan. Angka kunjungan yang tinggi untuk penyakit pernapasan atas akut menegaskan betapa umumnya masalah

kesehatan ini di kalangan masyarakat. Faktor-faktor seperti penyebaran infeksi, paparan lingkungan, dan kebiasaan hidup dapat memengaruhi tingkat kejadian dan prevalensi penyakit ini. Dalam mengatasi penyakit pernapasan seperti URI, penting untuk mengadopsi langkah-langkah pencegahan, seperti mencuci tangan secara teratur, menggunakan masker saat terpapar infeksi, menutup mulut dan hidung saat batuk atau bersin, serta menjaga kebersihan lingkungan (Y. Wang et al., 2023).

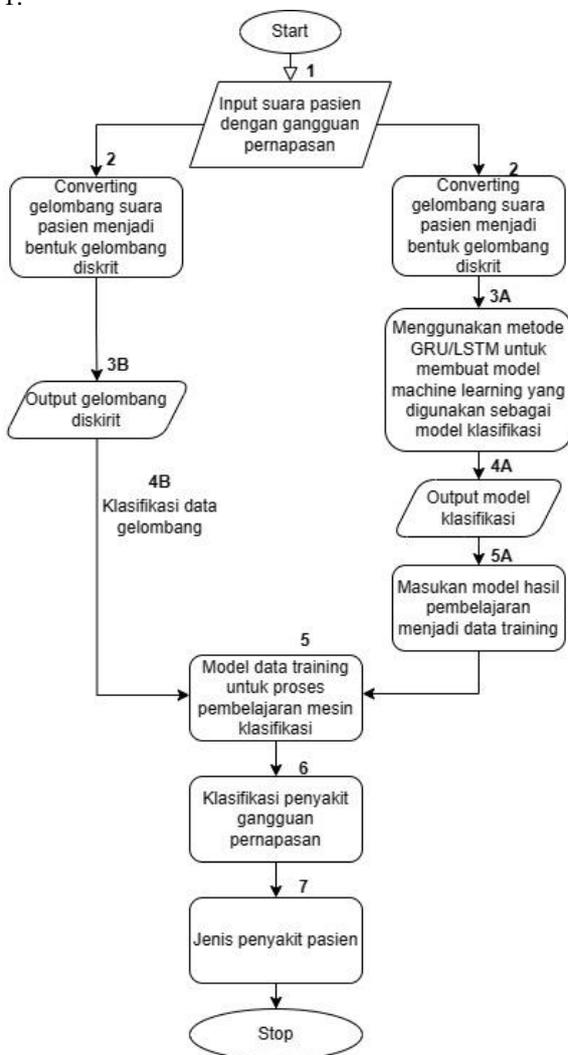
Namun, mendiagnosis penyakit pernapasan seringkali memerlukan tes yang rumit dan mahal seperti tes fungsi pernapasan, pemeriksaan radiologis, dan sampel darah. Dalam beberapa tahun terakhir, kemajuan teknologi dan kecerdasan buatan (AI) telah membuka kemungkinan baru di bidang diagnosa medis. Salah satu area yang menjanjikan adalah penggunaan AI untuk menganalisis suara pasien guna mendeteksi penyakit pernapasan. Bunyi napas manusia mengandung informasi berharga tentang penyakit pernapasan dan dapat memberikan petunjuk awal tentang jenis penyakit yang mungkin ada. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sistem deteksi penyakit pernapasan yang memanfaatkan AI generatif berdasarkan suara pasien penyakit pernapasan. Sistem yang diusulkan menggabungkan teknik AI generatif dan pemrosesan ucapan untuk membuat model yang mampu mengenali pola bicara karakteristik yang terkait dengan jenis penyakit pernapasan tertentu. Dengan menggunakan pendekatan ini, diharapkan sistem dapat membantu diagnosis dini, mempercepat proses pengobatan, dan mengurangi biaya yang terkait dengan tes medis yang mahal. Studi sebelumnya telah memberikan bukti awal kelayakan penggunaan suara pasien untuk deteksi penyakit pernapasan. Beberapa penelitian telah mengidentifikasi pola suara unik yang terkait dengan penyakit tertentu, seperti: B. Mengi pada penderita asma atau suara serak pada penderita infeksi saluran pernafasan atas. Namun, ruang lingkup dan akurasi deteksi masih terbatas pada penelitian ini (Ali et al., 2023; Pongdee et al., 2023).

Oleh karena itu, penelitian ini melangkah lebih jauh dan menggunakan AI generatif untuk membuat model yang lebih kompleks agar dapat mengenali pola suara dengan lebih akurat. Metode penelitian yang digunakan adalah mengumpulkan data ucapan dari pasien dengan berbagai jenis penyakit pernapasan. Data ucapan dianalisis dan diproses menggunakan teknik pemrosesan sinyal ucapan untuk mengekstraksi fitur-fitur penting terkait penyakit pernapasan. Model AI generatif kemudian dikembangkan dan dilatih menggunakan dataset yang diperoleh (Zhang et al., 2023).

Evaluasi model dilakukan pada dataset lain untuk menguji akurasi dan performanya dalam mendeteksi jenis penyakit pernapasan. Diharapkan hasil penelitian ini dapat memberikan kontribusi besar dalam pendeteksian.

2. Metode

Metode penelitian yang dilakukan pada penelitian ini adalah penggabungan GRU dan LSTM. Tahapan-tahapan pada penelitian ini dapat dilihat pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Model Sistem Deteksi Pernafasan

Tahapan metode penelitian digambarkan sesuai alur dari model sistem deteksi pernapasan. Tahapan terbagi menjadi 2 sesuai urutan yang terdapat pada label A dan label B. Berikut penjelasan dari masing-masing label:

a. Label A:

Label A adalah tahapan dalam pengembangan sistem pendeteksi jenis gangguan pernapasan menggunakan analisis suara pasien. Tahap pertama dalam Label A adalah mengambil sample input suara dari pasien dengan gangguan pernapasan. Suara ini merepresentasikan gelombang suara yang dihasilkan saat pasien bernapas dan mencerminkan kondisi pernapasan yang sedang dialami. Setelah mendapatkan sample input suara, langkah selanjutnya

adalah mengubah gelombang suara menjadi bentuk sinyal diskrit yang dapat diproses oleh sistem. Proses ini melibatkan konversi gelombang suara menjadi format yang lebih terstruktur dan terstandarisasi agar dapat dimanfaatkan dalam analisis selanjutnya. Setelah gelombang suara diubah menjadi sinyal diskrit, langkah selanjutnya adalah menggunakan metode *Gated Recurrent Unit (GRU)* atau *Long-Short Term Memory (LSTM)* untuk membuat model pembelajaran mesin (Pierre et al., 2023; Prakash et al., 2023; Shejul et al., 2023; Song & Choi, 2023).

Metode GRU dan LSTM merupakan jenis algoritma dalam bidang *recurrent neural network (RNN)* yang memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah pernapasan yang memiliki pola temporal. Model pembelajaran mesin yang dihasilkan dari tahap sebelumnya akan digunakan sebagai model klasifikasi. Model ini akan mampu mengenali dan mengklasifikasikan pola suara yang terkait dengan jenis-jenis gangguan pernapasan tertentu, seperti asma, bronkitis, pneumonia, dan penyakit paru obstruktif kronik (PPOK). Hasil output dari model klasifikasi tersebut akan disimpan dalam bentuk file .h5, yang merupakan format file yang dapat digunakan untuk menyimpan model pembelajaran mesin. File .h5 ini akan menjadi output utama dari Label A dan dapat digunakan untuk proses-proses selanjutnya. Selain itu, output model klasifikasi juga dapat menjadi *data training* yang digunakan dalam tahap pengembangan dan evaluasi sistem lebih lanjut. Dengan menggunakan *data training* yang akurat, sistem dapat diperbaiki dan ditingkatkan dalam mengenali dan mengklasifikasikan pola suara yang terkait dengan gangguan pernapasan dengan lebih baik.

b. Label B

Label B merupakan tahap lain dalam pengembangan sistem pendeteksi jenis gangguan pernapasan menggunakan analisis suara pasien. Label B memiliki fokus pada proses pengolahan dan klasifikasi data gelombang suara. Seperti pada Label A, tahap pertama dalam Label B adalah mengambil sample input suara dari pasien dengan gangguan pernapasan. Sample input suara ini kemudian diubah menjadi bentuk sinyal diskrit yang dapat diproses lebih lanjut. Setelah gelombang suara diubah menjadi sinyal diskrit, langkah selanjutnya adalah melakukan klasifikasi data gelombang. Dalam tahap ini, data gelombang yang telah diubah menjadi sinyal diskrit akan dianalisis dan diklasifikasikan berdasarkan karakteristik dan pola yang terkandung di dalamnya.

Proses klasifikasi data gelombang ini akan menggunakan berbagai teknik dan algoritma yang sesuai, seperti metode pengolahan sinyal, ekstraksi fitur, dan algoritma klasifikasi. Tujuannya adalah untuk mengenali dan mengklasifikasikan jenis-jenis gangguan pernapasan berdasarkan pola suara yang terkandung dalam data gelombang suara pasien.

Klasifikasi ini dapat membantu dalam proses diagnosis dini dan pengobatan yang lebih tepat bagi pasien dengan gangguan pernapasan. Dengan memanfaatkan informasi dari data gelombang suara, dokter dan tenaga medis dapat melakukan penilaian yang lebih akurat terhadap jenis gangguan pernapasan yang dialami oleh pasien. Klasifikasi Jenis Gangguan Pernafasan adalah tahap pengembangan sistem yang fokus pada klasifikasi jenis-jenis gangguan pernapasan berdasarkan input suara pasien. Hasil klasifikasi ini akan memberikan informasi yang berguna dalam proses diagnosis dan pengobatan pasien. Dokter dan tenaga medis akan memperoleh pemahaman yang lebih baik tentang jenis gangguan pernapasan yang dialami oleh pasien, sehingga dapat memberikan pengobatan yang lebih tepat dan efektif.

3. Hasil dan Pembahasan

Klasifikasi penyakit pernapasan menggunakan gabungan dari GRU (Gated Recurrent Unit) dan LSTM merupakan pendekatan yang efektif dalam mengenali dan membedakan jenis-jenis gangguan pernapasan berdasarkan suara pasien. Dalam eksperimen ini, model GRU dengan epoch 50 digunakan untuk melakukan klasifikasi, dan hasilnya menunjukkan metrik evaluasi yang relevan. Dalam analisis data yang dilakukan, terdapat lima jenis penyakit pernapasan yang dievaluasi, yaitu COPD, bronchiolitis, pneumonia, URTI, dan Healthy (sehat). Dari data yang tersedia, kita dapat menentukan penyakit pernapasan yang paling banyak diderita berdasarkan jumlah kasus atau kunjungan pasien untuk setiap jenis penyakit tersebut.

Data yang digunakan pada penelitian ini diperoleh berdasarkan wawancara dan observasi dengan pegawai rumah sakit XYZ bagian poli paru. Berikut adalah data kunjungan atau jumlah kasus yang kami ambil pada Rumah Sakit XYZ dalam kurun waktu 3 hari untuk setiap jenis penyakit pernapasan:

1. **COPD:** Jumlah kunjungan atau kasus COPD sebanyak 11.
2. **Bronchiolitis:** Jumlah kunjungan atau kasus bronchiolitis sebanyak 9.
3. **Pneumonia:** Jumlah kunjungan atau kasus pneumonia sebanyak 17.
4. **URTI:** Jumlah kunjungan atau kasus URTI sebanyak 5.
5. **Healthy:** Jumlah kunjungan atau kasus pasien sehat sebanyak 18.

Berdasarkan data tersebut, kita dapat menarik kesimpulan bahwa penyakit pernapasan yang paling banyak diderita adalah penyakit pneumonia dengan jumlah kasus sebanyak 17. Penyakit pneumonia umumnya ditandai dengan infeksi pada paru-paru, yang dapat disebabkan oleh berbagai faktor seperti

infeksi bakteri, virus, atau jamur. Jumlah kunjungan pasien atau kasus pneumonia yang tinggi menunjukkan bahwa penyakit ini memiliki dampak yang signifikan pada populasi yang dievaluasi. Selanjutnya, penyakit pernapasan yang diikuti oleh jumlah kasus terbanyak adalah penyakit bronchiolitis, dengan 9 kunjungan. Bronchiolitis adalah kondisi inflamasi pada saluran pernapasan kecil (bronkiolus), biasanya disebabkan oleh infeksi virus. Meskipun jumlah kasusnya lebih rendah dibandingkan dengan pneumonia, bronchiolitis tetap menjadi masalah kesehatan yang signifikan.

Penyakit pernapasan lainnya seperti COPD (11 kunjungan) dan URTI (5 kunjungan) juga menunjukkan adanya insiden pada populasi yang dievaluasi. COPD, atau penyakit paru obstruktif kronik, adalah kondisi yang umumnya disebabkan oleh merokok dan paparan bahan-bahan kimia berbahaya, sedangkan URTI, atau infeksi saluran pernapasan atas, dapat disebabkan oleh berbagai jenis virus atau bakteri. Menariknya, dalam data yang diberikan, terdapat kategori "Healthy" yang mencakup 18 kunjungan atau kasus. Kategori ini merujuk pada pasien yang dinyatakan sehat atau tidak mengalami gangguan pernapasan yang signifikan. Penyakit pernapasan adalah salah satu masalah kesehatan yang umum, namun tidak semua orang mengalami gejala atau masalah pernapasan tertentu. Dengan demikian, berdasarkan data yang ada, penyakit pernapasan yang paling banyak diderita adalah pneumonia, diikuti oleh bronchiolitis, COPD, URTI, dan pada kategori "Healthy" yang mewakili individu yang tidak mengalami gangguan pernapasan yang signifikan. Penting untuk menyadari bahwa data yang diberikan mungkin mewakili sampel terbatas atau spesifik, dan gambaran prevalensi penyakit pernapasan secara keseluruhan dapat berbeda di populasi yang lebih luas. Untuk selanjutnya kita melakukan evaluasi hasil dari data sampling diatas.

Hasil evaluasi model klasifikasi menggunakan gabungan GRU dan LSTM ini dapat dilihat dari tabel 2 berikut:

Tabel 2. Hasil Klasifikasi

| Nama Penyakit | precision | Recall | f1-score | support |
|---------------|-----------|--------|----------|---------|
| COPD | 1.00 | 0.73 | 0.84 | 11 |
| Bronchiolitis | 0.56 | 0.56 | 0.56 | 9 |
| Pneumoina | 0.70 | 0.94 | 0.80 | 17 |
| URTI | 0.57 | 0.80 | 0.67 | 5 |
| Healthy | 0.92 | 0.67 | 0.77 | 18 |

Dari Tabel 2, hasil klasifikasi menunjukkan sejumlah metrik evaluasi yang penting dalam mengevaluasi performa model klasifikasi. *Precision* mengukur sejauh mana model mampu mengklasifikasikan dengan benar suara pasien berdasarkan jenis penyakit pernapasan. *Recall* mengukur sejauh mana model dapat mengidentifikasi secara akurat jumlah kasus penyakit yang sebenarnya. *F1-score* menggabungkan nilai *precision* dan *recall*

menjadi satu nilai yang merepresentasikan keseimbangan antara keduanya.

Berdasarkan nilai rata-rata dari F1-score maka dapat diketahui nilai akurasi sebesar 73%. Support mengindikasikan jumlah sampel data yang termasuk dalam setiap kelas. Hasil evaluasi performa model klasifikasi dapat dilihat dari confusion matriks yang ada pada gambar 2.

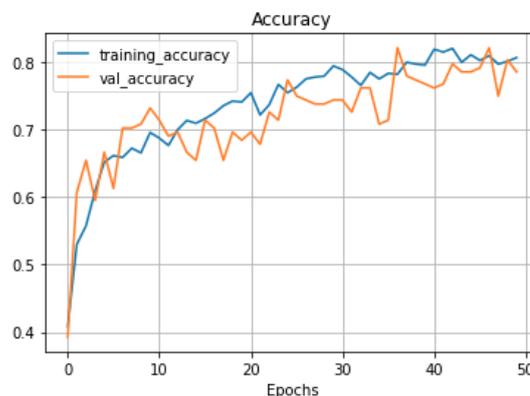


Gambar 2. Confusion Matrix hasil Klasifikasi

Dari hasil evaluasi tersebut, dapat dilihat bahwa model klasifikasi memiliki performa yang baik dalam mengenali beberapa jenis penyakit pernapasan. Misalnya, untuk penyakit COPD, model memiliki precision sebesar 1.00, yang berarti model secara akurat mengklasifikasikan semua suara pasien dengan penyakit COPD. Namun, recall untuk COPD adalah 0.73, yang berarti model mungkin masih ada beberapa kasus penyakit COPD yang tidak terdeteksi dengan baik. Selain itu, model juga mampu mengklasifikasikan penyakit bronchiolitis dengan precision sebesar 0.56 dan recall sebesar 0.56. Ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali kasus-kasus bronchiolitis, meskipun masih ada ruang untuk meningkatkan performa. Untuk penyakit pneumonia, model memiliki precision sebesar 0.70 dan recall sebesar 0.94, yang menunjukkan performa yang baik dalam mengklasifikasikan penyakit ini. Namun, untuk URTI (Upper Respiratory Tract Infection), model memiliki precision sebesar 0.57 dan recall sebesar 0.80, menunjukkan bahwa ada beberapa kasus URTI yang mungkin terdeteksi dengan kurang akurat. Akhirnya, untuk kelas Healthy (sehat), model memiliki precision sebesar 0.92 dan recall sebesar 0.67. Hal ini menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengklasifikasikan kasus-kasus pasien yang sehat.

Dalam klasifikasi keseluruhan, model yang ditunjukkan pada Gambar 3 diketahui *training accuracy* sebesar 0.75 dan *accuracy validation* sebesar 0,73. Nilai ini mencerminkan sejauh mana model mampu mengklasifikasikan secara benar seluruh data sampel yang ada. Selain itu, macro avg dan weighted avg dari precision, recall, dan f1-score

memberikan gambaran keseluruhan performa model secara rata-rata di seluruh kelas.



Gambar 3. Grafik Validasi Accuracy

4. Kesimpulan

Berdasarkan hasil evaluasi klasifikasi menggunakan gabungan GRU dan LSTM dengan model GRU yang dilatih dengan 50 epoch, Berdasarkan hasil perhitungan rata-rata nilai pada F1-Score dapat disimpulkan bahwa model memiliki tingkat akurasi sebesar 73%. Hal ini menunjukkan bahwa model mampu mengklasifikasikan dengan benar sebagian besar suara pasien berdasarkan jenis penyakit pernapasan. Meskipun akurasi tersebut sudah cukup baik, terdapat ruang untuk peningkatan performa model melalui penyesuaian parameter dan peningkatan jumlah data pelatihan. Selain itu, dengan melihat perubahan akurasi seiring dengan peningkatan jumlah epoch, dapat dikatakan bahwa pada epoch 50, model telah mencapai tingkat konvergensi yang baik dalam melakukan klasifikasi penyakit pernapasan dari suara pasien. Namun, perlu diingat bahwa evaluasi lebih lanjut dan pengujian pada dataset yang lebih luas masih diperlukan untuk memvalidasi dan memperbaiki kinerja model secara keseluruhan.

Untuk penelitian selanjutnya sangat penting menambahkan validasi eksternal dengan melakukan validasi dan pengujian model pada dataset yang berbeda dan lebih luas untuk memastikan generalisasi yang lebih baik. Dengan menggunakan dataset yang beragam diharapkan dapat membantu menguji kinerja model dalam kondisi yang berbeda-beda dan memperoleh hasil yang lebih dapat diandalkan.

Daftar Pustaka:

Okada, Y., Takano, T., Katayama, K., Ai, M., & ... (2023). Impact of respiratory bacterial infections on mortality in Japanese patients with COVID-19: A retrospective cohort study. *BMC Pulmonary* <https://doi.org/10.1186/s12890-023-02418-3>

Ali, S. W., Asif, M., Zia, M. Y. I., Rashid, M., Syed, S. A., & ... (2023). CDSS for Early Recognition of Respiratory Diseases based on AI

- Techniques: A Systematic Review. *Wireless Personal ...* <https://doi.org/10.1007/s11277-023-10432-1>
- Dondi, A., Carbone, C., Manieri, E., Zama, D., & ... (2023). Outdoor Air Pollution and Childhood Respiratory Disease: The Role of Oxidative Stress. *International Journal of ...* <https://www.mdpi.com/1422-0067/24/5/4345>
- Greenough, A., & Milner, A. D. (2023). Early origins of respiratory disease. *Journal of Perinatal Medicine*. <https://doi.org/10.1515/jpm-2022-0257>
- Jakiela, B., Soja, J., Sladek, K., Przybyszowski, M., & ... (2023). Bronchial epithelial cell transcriptome shows endotype heterogeneity of asthma in patients with NSAID-exacerbated respiratory disease. *Journal of Allergy and ...* <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0091674922015111>
- Kreffth, S. D., & Zell-Baran, L. M. (2023). Deployment-Related Respiratory Disease: Where Are We? ... in *Respiratory and Critical Care ...* <https://doi.org/10.1055/s-0043-1764407>
- Pierre, A. A., Akim, S. A., Semenyó, A. K., & Babiga, B. (2023). Peak Electrical Energy Consumption Prediction by ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU Approaches. *Energies*. <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/12/4739>
- Pongdee, T., Larson, N. B., Divekar, R., Bielinski, S. J., Liu, H., & ... (2023). Automated Identification of Aspirin-Exacerbated Respiratory Disease Using Natural Language Processing and Machine Learning: Algorithm Development ... *JMIR AI*. <https://ai.jmir.org/2023/1/e44191/>
- Prakash, S., Jalal, A. S., & Pathak, P. (2023). Forecasting COVID-19 Pandemic using Prophet, LSTM, hybrid GRU-LSTM, CNN-LSTM, Bi-LSTM and Stacked-LSTM for India. ... on *Information Systems and ...* <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10112065/>
- Pusparisa, Yosepha. 2020. "10 Penyakit Terbanyak Peserta Rawat Jalan BPJS Kesehatan." *Databoks.Katadata.Co.Id*. Retrieved (<https://databoks.katadata.co.id/datapublish/2020/09/09/10-penyakit-terbanyak-peserta-rawat-jalan-bpjs-kesehatan>).
- Ramírez-Vélez, R., Iriarte-Fernandez, M., Santafé, G., & ... (2023). Association of intrinsic capacity with respiratory disease mortality. *Respiratory ...* <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0954611123001312>
- Ream, C., Sabitsky, M., Huang, R., Hammelef, E., Yeo, T. P., & ... (2023). Association of Smoking and Respiratory Disease History with Pancreatic Pathologies Requiring Surgical Resection. *Cancers*. <https://www.mdpi.com/2072-6694/15/11/2935>
- Shejul, A. A., Chaudhari, A., Dixit, B. A., & ... (2023). Stock Price Prediction Using GRU, SimpleRNN and LSTM. *Intelligent Systems and ...* https://doi.org/10.1007/978-981-19-6581-4_42
- Shi, Y., Chen, L., Zhang, H., Nie, G., Zhang, Z., & Zhu, M. (2023). The potential of nano-enabled oral ecosystem surveillance for respiratory disease management. *Nano Today*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1748013222003218>
- Song, H., & Choi, H. (2023). Forecasting Stock Market Indices Using the Recurrent Neural Network Based Hybrid Models: CNN-LSTM, GRU-CNN, and Ensemble Models. *Applied Sciences*. <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/7/4644>
- Wang, K., Shen, D., Dai, P., & Li, C. (2023). Particulate matter in poultry house on poultry respiratory disease: A systematic review. *Poultry Science*. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0032579123000809>
- Wang, Y., Duong, M. L., Brauer, M., & ... (2023). Household Air Pollution and Adult Lung Function Change, Respiratory Disease, and Mortality across Eleven Low-and Middle-Income Countries from the PURE Study. *Environmental ...* <https://doi.org/10.1289/EHP11179>
- Zhang, M., Li, M., Guo, L., & Liu, J. (2023). A Low-Cost AI-Empowered Stethoscope and a Lightweight Model for Detecting Cardiac and Respiratory Diseases from Lung and Heart Auscultation Sounds. *Sensors*. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/5/2591>