E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Implementasi Jaringan Saraf Tiruan Konvolusional Dan SE-ResNetV3 Untuk Klasifikasi Pola Akustik Penderita Gangguan Sleep Apnea

Nathaniel Lemuel Chandra[1], Iman Bagus Rahmatullah[2], Ghalih Bayu Agis[3], Waeisul Bismi[4], Imam Budiman[5], Nila Hardi[6]
[1,2,3,4,5,6]Program Studi Informatika, Fakultas Teknik & Informatika, Universitas Bina Sarana Informatika. 15240433@bsi.ac.id

Abstrak

Obstructive Sleep Apnea (OSA) merupakan gangguan pernapasan saat tidur yang berpotensi menimbulkan komplikasi serius pada sistem kardiovaskular, namun sering kali tidak terdeteksi karena keterbatasan akses dan tingginya biaya pemeriksaan Polisomnografi (PSG) sebagai standar diagnosis. Penelitian ini bertujuan merancang dan mengembangkan SADAR (Sleep Apnea Detection via Audio Recording), sebuah sistem pra-skrining OSA berbasis telemedisin yang memanfaatkan rekaman suara tidur dan kecerdasan buatan sebagai alternatif deteksi dini yang lebih terjangkau, non-invasif, dan mudah diakses. Sistem dikembangkan dalam bentuk Progressive Web App (PWA) dan menggunakan model pembelajaran mendalam berbasis kombinasi Convolutional Neural Network (CNN) dan Squeeze-and-Excitation Residual Network versi 3 (SE-ResNetV3) untuk mengklasifikasikan pola suara tidur. Penelitian memanfaatkan 576 rekaman suara tidur yang melalui tahapan praproses dan optimasi sebelum digunakan dalam pelatihan model. Hasil pengujian menunjukkan bahwa sistem mampu mencapai akurasi sebesar 73,81% dengan nilai recall sebesar 82,3% pada kelas apnea. Penerapan pendekatan sensitivity-first terbukti meningkatkan kemampuan deteksi kasus apnea sehingga mengurangi potensi hasil negatif palsu. Temuan penelitian menunjukkan bahwa kombinasi CNN dan SE-ResNetV3 efektif dalam menganalisis karakteristik akustik suara tidur sebagai indikator OSA. Dengan demikian, SADAR berpotensi menjadi solusi pra-skrining OSA yang praktis, berbiaya rendah, dan mudah diakses sebagai langkah awal identifikasi risiko sebelum pemeriksaan klinis lebih lanjut.

Kata Kunci: *Obstructive Sleep Apnea, telemedisin, Progressive Web App, CNN, SE-ResNetV3.*

Abstract

Obstructive Sleep Apnea (OSA) is a sleep-related breathing disorder with potential serious cardiovascular complications, yet it often remains undetected due to limited access and the high cost of Polysomnography (PSG) as the diagnostic standard. This study aims to design and develop SADAR (Sleep Apnea Detection via Audio Recording), a telemedicine-based OSA pre-screening system that utilizes sleep sound recordings and artificial intelligence as a more affordable, non-invasive, and accessible early detection alternative. The system was developed as a Progressive Web App (PWA) and employs a deep learning model combining Convolutional Neural Network (CNN) and Squeeze-and-Excitation Residual Network version 3 (SE-ResNetV3) to classify sleep sound patterns. The study utilized 576 sleep sound recordings that underwent preprocessing and optimization stages prior to model training. Evaluation results show that the system achieved an accuracy of 73.81% with a recall of 82.3% for the apnea class. The sensitivity-first approach proved to improve apnea case detection while reducing false negatives. The findings indicate that the combination of

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

CNN and SE-ResNetV3 is effective in analyzing acoustic characteristics of sleep sounds as OSA indicators. Thus, SADAR has potential as a practical, low-cost, and accessible OSA pre-screening solution as an initial risk identification step before further clinical examination.
Keywords: *Obstructive Sleep Apnea, telemedicine, Progressive Web App, CNN, SE-ResNetV3.*

Corresponding Author:
Nathaniel Lemuel Chandra
Universitas Bina Sarana Informatika; 15240433@bsi.ac.id

PENDAHULUAN

Obstructive Sleep Apnea (OSA) merupakan gangguan pernapasan saat tidur yang ditandai oleh kejadian henti napas total (apnea) atau penurunan napas parsial (hipopnea) berulang akibat kolapsnya jalan napas atas selama tidur (Castillo-Escario et al., 2022; Ding et al., 2025). Konsekuensi klinis OSA tergolong serius karena berkaitan dengan komorbid kardiovaskular dan metabolik serta dampak fungsional seperti kantuk di siang hari dan gangguan kognitif (Ding et al., 2025; Du et al., 2023; Osa-Sanchez et al., 2024). Lebih dari 900 juta orang mengalami OSA sehingga deteksi efektif kian mendesak (Castillo-Escario et al., 2022). Namun, banyak kasus belum terdiagnosis atau terlambat teridentifikasi akibat keterbatasan akses terhadap pemeriksaan diagnostik standar (Ding et al., 2025; Vu et al., 2024; Du et al., 2023).

Polisomnografi (PSG) diposisikan sebagai gold standard diagnosis dan penilaian keparahan OSA, termasuk melalui perhitungan apnea–hypopnea index (AHI) (Castillo-Escario et al., 2022; Ding et al., 2025). Namun, PSG sulit dipakai untuk skrining skala luas karena biaya dan kompleksitasnya, kebutuhan pemantauan semalam, serta penskoran oleh tenaga terlatih (Ding et al., 2025; Vu et al., 2024; Zhao, 2025). Kendala akses bahkan memicu antrean panjang di klinik tidur sehingga kebutuhan skrining awal yang mudah dijangkau semakin kuat (Xu et al., 2025). Literatur pun mendorong metode skrining berbasis rumah (home-based) yang murah dan praktis untuk menyaring subjek berisiko sebelum dirujuk menjalani PSG (Ding et al., 2025; Xu et al., 2025).

Salah satu arah yang berkembang adalah skrining OSA berbasis sinyal akustik non-kontak dari suara napas atau dengkuran selama tidur dengan smartphone (Ding et al., 2025; Vu et al., 2024). Studi rumahan menunjukkan perekaman suara tidur via smartphone yang dianalisis per segmen dengan jaringan saraf dalam mencapai kinerja skrining kompetitif dan layak di ponsel konsumen (Ding et al., 2025). Ukuran jendela segmentasi terbukti memengaruhi identifikasi kejadian apnea dari spektrogram audio smartphone (Vu et al., 2024). Tinjauan sistematis turut menegaskan tren representasi berbasis citra (spektrogram/skalogram) sebagai masukan model, beserta isu variabilitas dataset dan generalisasi lintas kondisi perekaman (Zhao, 2025).

Deep learning dipilih karena mampu mempelajari representasi fitur otomatis dari sinyal kompleks seperti audio tanpa bertumpu pada rekayasa fitur manual (Vu et al., 2024; Zhao, 2025). Karya terkini mengombinasikan pola spektral dan dinamika temporal untuk ketahanan klasifikasi, misalnya pendekatan dua tahap segmentasi dengkuran dan klasifikasi Mel-spectrogram berarsitektur hibrida ResNet-biGRU yang berkinerja tinggi (Osa-Sanchez et al., 2024). Arsitektur transformer juga mulai dipakai untuk diagnosis OSA non-kontak dari audio tidur (Espinosa et al., 2023). Meski demikian, interpretabilitas, ketahanan terhadap variasi perangkat/lingkungan, dan

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

kelayakan deployment tetap menjadi tantangan menuju pemanfaatan klinis (Zhao, 2025).

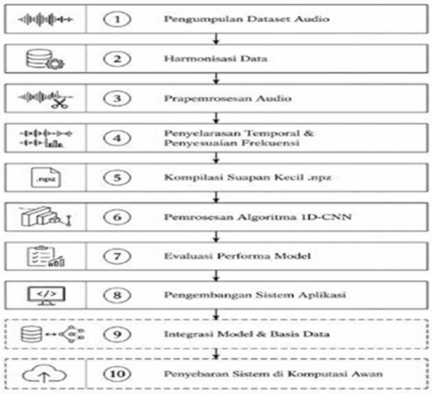
Mekanisme atensi kanal seperti Squeeze-and-Excitation (SE) menonjolkan fitur informatif dan menekan fitur kurang relevan pada jaringan konvolusional (Masparudin et al., 2024). Modul SE terbukti meningkatkan kinerja dan generalisasi CNN pada sinyal fisiologis yang kaya artefak (Castillo-Escario et al., 2022). Varian ringan seperti Efficient Channel Attention (ECA) juga dipakai pada kerangka ResNet untuk tugas terkait OSA (Osa-Sanchez et al., 2024; Neri et al., 2023). Variasi
perangkat dan subjek mendorong deep domain adaptation untuk fitur invarian-domain pada deteksi apnea/hipopnea (Luo et al., 2024). Pemodelan yang akurat sekaligus dapat dipahami ditekankan demi kepercayaan klinis (Nguyen et al., 2022; Zhao, 2025).

Penelitian ini merancang SADAR (Sleep Apnea Detection via Audio Recording) sebagai pra-skrining OSA berbasis rekaman suara tidur untuk pemakaian praktis di luar klinik. Sistem memakai CNN dengan penguatan representasi residual ber-atensi kanal (SE) untuk mengklasifikasikan pola akustik risiko apnea, mengingat audio smartphone layak untuk skrining rumah (Ding et al., 2025; Vu et al., 2024) dan atensi kanal memperkuat fitur relevan (Castillo-Escario et al., 2022; Masparudin et al., 2024). SADAR diposisikan sebagai identifikasi risiko awal sebelum evaluasi klinis lanjutan seperti PSG (Ding et al., 2025; Xu et al., 2025). Mengingat sensitivitas krusial untuk menekan negatif palsu dan ukuran segmentasi memengaruhi deteksi apnea (Vu et al., 2024), penelitian ini mengadopsi orientasi sensitivity-first dalam evaluasi pra-skrining.

Kontribusi penelitian merangkum tiga kebutuhan literatur: (i) skrining OSA yang lebih mudah diakses dibanding PSG (Ding et al., 2025; Zhao, 2025; Du et al., 2023), (ii) audio tidur smartphone sebagai modalitas non-kontak rumahan (Ding et al., 2025; Vu et al., 2024; Espinosa et al., 2023), dan (iii) deep learning ber-atensi kanal untuk representasi fitur yang lebih kaya dan tangguh (Castillo-Escario et al., 2022; Masparudin et al., 2024; Neri et al., 2023). SADAR diharapkan memperluas skrining awal OSA yang praktis, murah, dan mudah diakses dengan tetap menempatkan pemeriksaan klinis sebagai konfirmasi (Ding et al., 2025; Xu et al., 2025).

METODE

Penelitian dilaksanakan bertahap sistematis untuk memastikan keandalan model hingga implementasi aplikasi. Tahapan meliputi pengumpulan data mentah repositori publik, harmonisasi arsitektur data, prapemrosesan audio (penyelarasan temporal, penyesuaian frekuensi, kompilasi memori efisien), pemrosesan dan evaluasi algoritma, lalu pengembangan aplikasi, integrasi model, dan penyebaran di komputasi awan (Gambar 1).



Gambar 1. Diagram Alur Penelitian

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Berdasarkan tahapan pada Gambar 1, masing-masing tahapan diuraikan sebagai berikut.

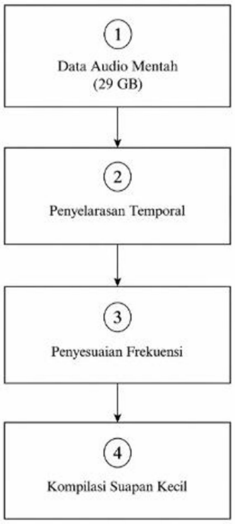
1. Pengumpulan Dataset Audio. Pelatihan dan evaluasi memakai dua repositori publik Kaggle: PSG-Audio (rekaman berbasis polisomnografi) dan Snoring Dataset (rekaman dengkuran). Gabungannya menghasilkan 29 Gigabita data mentah yang diekstraksi menjadi 104.210 segmen audio untuk evaluasi. Kombinasi ini mereplikasi ruang tidur realistis untuk klasifikasi tiga kelas pernapasan (Tabel 1).

Tabel 1. Distribusi Jumlah Sampel

Normal	Snoring	Apnea
38.625	1.000	64.585

Sumber: Hasil Penelitian (2026)

2. Harmonisasi Data. Kedua dataset memiliki variasi teknis (mikrofon, durasi, format) sehingga harmonisasi mutlak diperlukan untuk menyeragamkan format. Tujuannya mencegah bias label, yakni model mengenali kelas dari meta-data/format berkas alih-alih pola gelombang suara.
3. Pemrosesan Audio. Seluruh dataset melewati prapemrosesan ketat untuk konsistensi matematis 29 Gigabita data sebelum masuk jaringan saraf tiruan (Gambar 2).



Gambar 2. Diagram Alur Prapemrosesan Data Audio Mentah
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

4. Penyelarasan Temporal dan Penyesuaian Frekuensi. Audio terlalu panjang dipotong dan terlalu pendek diberi padding sehingga tiap segmen berdurasi identik. Berikutnya resampling menyeragamkan frekuensi seluruh sumber ke satu standar Hertz agar representasi matematis gelombang selaras.
5. Kompilasi Suapan Kecil .npz. Komputasi dibatasi RAM 12,6 Gigabita sehingga data tidak dapat diproses sekaligus. Data rapi dikompilasi ke format array terkompresi ".npz" dan dieksekusi micro-batch guna mencegah kehabisan memori (crash/out of memory).
6. Pemrosesan Algoritma 1D-CNN. Model utama ialah 1-Dimensional Convolutional Neural Network (1D-CNN) yang didukung SE-ResNetV3. 1D-CNN efisien untuk

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

data deret waktu (time-series) dan memproses gelombang mentah langsung tanpa ekstraksi spektrogram atau MFCC.

7. Evaluasi Performa. Pengujian 104.210 data tak terlihat (unseen data) menghasilkan akurasi 59% dengan sensitivitas (recall) 72% pada kelas apnea. Sensitivitas diutamakan agar pasien tak terlewat. Penurunan dari akurasi pelatihan (70%) dipicu ketidakseimbangan data: kelas apnea mendominasi sehingga model cenderung menebak suara sunyi sebagai apnea (false positive tinggi).
8. Pengembangan Sistem Aplikasi. SADAR diimplementasikan berarsitektur Model-View-Controller dengan backend Flask dan frontend Tailwind CSS yang responsif. Dukungan Progressive Web App (PWA) memungkinkan instalasi langsung di Android/iOS.
9. Integrasi Model dan Basis Data. Sistem memakai MySQL untuk akun pengguna, kredensial, dan riwayat diagnosis. Integrasi model Python dengan web menerima unggahan suara lalu meneruskannya ke 1D-CNN untuk dianalisis menjadi deteksi kondisi dan skor risiko.
10. Penyebaran Sistem di Komputasi Awan. Publikasi memakai Railway yang mendukung penyebaran otomatis terintegrasi kontrol versi, sehingga aplikasi Python dan MySQL berjalan berdampingan stabil dan melayani analisis publik sekitar lima hingga tujuh detik per rekaman.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem diimplementasikan sebagai aplikasi web SADAR (Sleep Apnea Detection via Audio Recording) berdesain mobile-first focus agar optimal di ponsel. Aplikasi web deteksi gangguan tidur penting karena sleep apnea menurunkan kualitas tidur secara signifikan (Sari, 2024). Skrining kesehatan via aplikasi digital pun kian diminati seiring kebutuhan layanan praktis berbasis seluler (Rousyati et al., 2022).



Gambar 3. Antarmuka Halaman Masuk (Login) Aplikasi SADAR
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

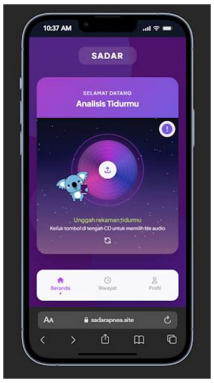
Akses awal melalui halaman login yang aman (Gambar 3); pengguna baru wajib mendaftar agar riwayat diagnosis tersimpan terstruktur. Setelah masuk, pengguna diarahkan ke Beranda dan otomatis melihat pop-up Panduan Penggunaan (Gambar 4). Pendaftaran membutuhkan alamat email dan kata sandi yang valid agar sesi serta data pengguna tercatat dengan aman. Formulir login dirancang sederhana dengan tombol masuk yang mudah ditemukan. Pengguna baru dapat berpindah ke halaman pendaftaran melalui tautan yang tersedia. Kredensial yang tersimpan membuat setiap riwayat pemindaian terhubung ke akun pemiliknya. Antarmuka yang ringkas memudahkan pengoperasian oleh berbagai kalangan pengguna.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 4. Jendela Dialog Panduan Penggunaan Perekaman Audio
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

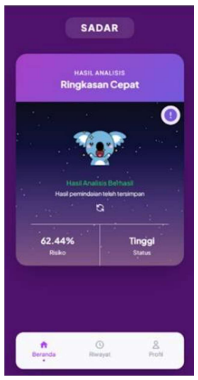
Panduan mewajibkan aplikasi perekam pihak ketiga (misalnya Voice Activated Recorder) yang hanya merekam saat ada suara keras sehingga memotong jeda hening dan menghemat memori, bukan perekam bawaan yang menghasilkan berkas hingga hitungan Gigabita. Panduan juga menampilkan rekomendasi aplikasi perekam yang telah teruji kompatibel dengan sistem analisis. Pengguna disarankan merekam dalam ruangan yang tenang agar suara napas tertangkap jelas oleh mikrofon. Jendela panduan muncul otomatis pada kunjungan pertama dan dapat dibuka kembali melalui menu bantuan. Instruksi di dalamnya mencakup penempatan ponsel yang dianjurkan selama perekaman berlangsung. Pengguna diminta memastikan daya baterai dan ruang penyimpanan mencukupi untuk perekaman semalam. Setelah memahami seluruh instruksi, pengguna menutup jendela dialog untuk melanjutkan ke halaman Beranda.



Gambar 5. Halaman Beranda untuk Unggah Berkas Audio
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

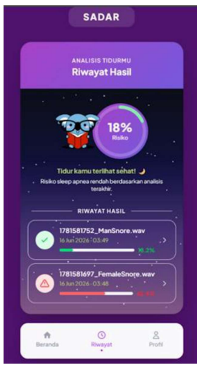
Setelah rekaman siap, pengguna mengunggahnya di area pemindaian Beranda (Gambar 5); berkas yang diterima berupa rekaman suara tidur dari aplikasi perekam pihak ketiga. Saat tombol proses ditekan, berkas dikirim ke peladen awan untuk dianalisis 1D-CNN dan hasilnya dikembalikan ke perangkat pengguna. Status unggahan dan progres analisis ditampilkan agar pengguna dapat memantau prosesnya. Area pemindaian menyediakan tombol unggah yang mudah ditemukan di bagian tengah halaman. Pengguna cukup memilih berkas lalu menekan tombol proses untuk memulai analisis. Estimasi waktu pemrosesan beberapa detik ditampilkan selama sistem bekerja. Setelah selesai, pengguna langsung diarahkan ke halaman hasil analisis.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 6. Hasil Analisis Risiko
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

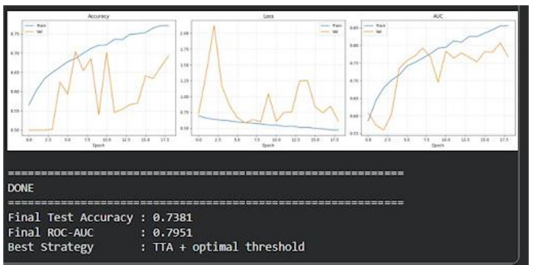
Halaman hasil menyajikan ringkasan analisis berupa persentase risiko beserta statusnya (misalnya 62,44% berstatus Tinggi) sebagai umpan balik langsung atas rekaman yang telah diunggah dan diproses (Gambar 6). Nilai persentase dihitung dari probabilitas keluaran model terhadap ambang optimal 0,460, sedangkan label status memudahkan pengguna menafsirkan tingkat risikonya sekilas. Apabila persentase melampaui ambang optimal, pengguna disarankan berkonsultasi lebih lanjut ke fasilitas kesehatan. Tampilan hasil dirancang ringkas agar mudah dipahami pengguna awam. Status risiko ditandai label dan penekanan visual yang berbeda untuk tiap tingkatannya. Hasil pemindaian dapat menjadi bahan diskusi dengan tenaga medis pada konsultasi lanjutan. Tombol kembali ke Beranda tersedia untuk memulai pemindaian berikutnya.



Gambar 7. Halaman Riwayat Hasil Pemindaian Pengguna
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

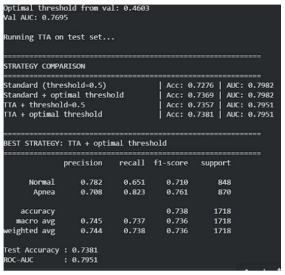
Hasil tampil sebagai persentase risiko (misalnya 62,44% risiko tinggi atau 18% risiko rendah) (Gambar 6) dan tersimpan sistematis pada menu Riwayat Hasil (Gambar 7), sehingga pengguna maupun tenaga medis dapat memantau perkembangan kondisi dari waktu ke waktu, termasuk membandingkan hasil antar pemindaian. Pengujian mengukur keandalan 1D-CNN SE-ResNetV3: pelatihan 40 epoch dihentikan otomatis pada epoch ke-23 hingga ke-25 via early stopping karena metrik validasi konvergen. Grafik akurasi, loss, dan AUC stabil (Gambar 8).

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 8. Grafik Akurasi, Kerugian (Loss), dan AUC selama Epoch Pelatihan dan Hasil Eksekusi Terminal
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Uji akhir memakai 1.718 sampel (848 Normal, 870 Apnea) dengan strategi Test-Time Augmentation (TTA) plus ambang batas optimal (Gambar 9). Komposisi data uji yang seimbang membuat evaluasi presisi, recall, dan F1-score tiap kelas menjadi adil. Evaluasi mencakup seluruh metrik utama pada tiap kelas agar gambaran performa menyeluruh. Ambang batas optimal ditentukan dari data validasi sebelum diterapkan pada data uji. Kombinasi augmentasi saat pengujian terbukti meningkatkan performa dibanding ambang bawaan.

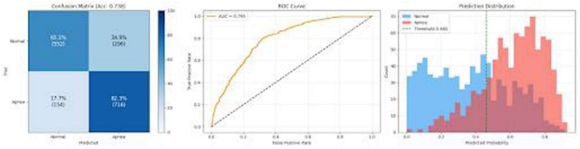


Gambar 9. Perbandingan Strategi Pengujian dan Laporan Klasifikasi (Precision, Recall, F1-Score)
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Strategi standar (ambang 0,5) hanya mencapai akurasi 72,76%, sedangkan strategi terbaik (TTA + ambang optimal 0,4603) mencapai akurasi 73,81% dan ROC-AUC 79,51%, dengan presisi 0,708 dan recall 0,823 (82,3%) pada kelas apnea. Nilai AUC 0,795 termasuk fair classification (0,700–0,800; good 0,800–0,900; excellent 0,900–1,000) (Hapsari et al., 2023; Sanjaya et al., 2023; Zakariya & Ramli, 2023). Data tabular mencapai AUC 0,907 dan akurasi 91,2% (Sari, 2024), tetapi jauh lebih sederhana. SVM keluhan KAI Access (73,36%, AUC 0,794) setara model ini (Rousyati et al., 2023); Random Forest-PSO diabetes (98,35%) tak sebanding langsung (Ginabila & Fauzi, 2023).

Analisis lanjutan meninjau confusion matrix dan kurva ROC strategi terbaik (Gambar 10). Model sangat baik mendeteksi kasus positif: 716 dari total apnea tertebak benar (recall 82,3%). Pada kelas Normal, 552 benar (65,1%) dan 296 salah sebagai apnea (false positive 34,9%). Distribusi prediksi menunjukkan irisan probabilitas Normal (biru) dan apnea (merah) sehingga ambang 0,460 menjadi titik seimbang terbaik.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 10. Matriks Kebingungan, Kurva ROC, dan Distribusi Prediksi berdasarkan Ambang Batas 0,460
Sumber: Hasil Penelitian (2026)

Kurva ROC memetakan True Positive Rate terhadap False Positive Rate di berbagai threshold (Yulina & Rachmawati, 2023; Fauzi & Yunial, 2022); makin tinggi AUC dan makin menjorok ke kiri atas, makin baik diskriminasi model (Kurniawan et al., 2024; Zakariya & Ramli, 2023). False positive ini wajar: napas sangat pelan (Normal) beramplitudo nyaris identik dengan henti napas sesaat (apnea), dan tumpang tindih fitur lazim pada sinyal biomedis. Pada skrining medis, sensitivitas 82,3% lebih diutamakan: lebih baik positif palsu daripada negatif palsu yang membahayakan (Diska & Budayawan, 2023; Singgalen, 2023). Sistem bersikap "waspada" seperti deteksi dini diabetes (Ginabila & Fauzi, 2023).

AUC 0,795 berada di batas atas fair dan dekat good (Hapsari et al., 2023; Sanjaya et al., 2023; Husaini & Jemakmun, 2023), kompetitif dengan SVM sentimen KAI Access (AUC 0,794) (Rousyati et al., 2023), meski di bawah C4.5 churn 0,87 kategori good (Ginabila et al., 2024). Sistem cukup andal membedakan hening total akibat henti napas dari napas biasa sehingga potensial sebagai skrining awal sebelum konsultasi klinis. Arsitektur 1D-CNN SE-ResNetV3 prospektif dikembangkan dengan data lebih banyak dan augmentasi canggih agar spesifisitas naik tanpa mengorbankan sensitivitas.

SIMPULAN

Penelitian mengimplementasikan SADAR sebagai aplikasi web mobile-first focus dengan alur lengkap: autentikasi, panduan perekaman, unggah berkas, hingga hasil risiko dan riwayat terstruktur. Model 1D-CNN SE-ResNetV3 dilatih efisien via early stopping pada epoch ke-23 hingga ke-25 dari rencana 40 epoch sehingga terhindar dari overfitting. Kombinasi TTA dan ambang optimal 0,4603 menaikkan akurasi dari 72,76% (ambang 0,5) menjadi 73,81% dengan ROC-AUC 79,51%. Recall 82,3% pada kelas apnea mencerminkan prinsip skrining: lebih baik positif palsu daripada melewatkan kasus berbahaya.

AUC 0,795 (batas atas fair, dekat good) kompetitif dibanding klasifikasi biner berdata sederhana seperti sentimen SVM (AUC 0,794), padahal memakai sinyal audio mentah yang jauh lebih kompleks. False positive 34,9% pada kelas Normal dijelaskan oleh tumpang tindih akustik napas pelan dan henti napas, bukan kelemahan arsitektur. SADAR layak sebagai skrining dini sleep apnea berbasis audio untuk membantu keputusan konsultasi klinis sebelum pemeriksaan komprehensif.

Saran: (1) tambah data pelatihan variasi napas pelan mirip apnea dan augmentasi canggih untuk menaikkan spesifisitas tanpa mengorbankan sensitivitas; (2) validasi klinis terhadap polisomnografi (gold standard) sebelum pemakaian luas; (3) uji ketahanan terhadap variasi perangkat dan kebisingan lingkungan serta user acceptance testing pada pengguna lebih luas.

DAFTAR PUSTAKA

Castillo-Escario, Y., Werthen-Brabants, L., Groenendaal, W., Deschrijver, D., & Jané, R. (2022). Convolutional neural networks for apnea detection from smartphone

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

audio signals: Effect of window size. https://doi.org/10.1109/EMBC48229.2022.9871396

Ding, L., Peng, J., & Song, Y. (2025). Deep learning approaches for image-based snoring sound analysis in the diagnosis of obstructive sleep apnea-hypopnea syndrome: A systematic review. *World Journal of Radiology*, 17(9). https://doi.org/10.4329/wjr.v17.i9.109116

Diska, K. R., & Budayawan, K. (2023). Sistem informasi prediksi kelulusan menggunakan metode naive bayes classifier (studi kasus: Prodi Pendidikan Teknik Informatika). *Jurnal Pendidikan Tambusai*, 7(1), 936–943. https://doi.org/10.31004/jptam.v7i1.5375

Du, Z., Wang, J., Ren, Y., & Ren, Y. (2023). A novel deep domain adaptation method for automated detection of sleep apnea/hypopnea events. *Physiological Measurement*, 44(1), 015005. https://doi.org/10.1088/1361-6579/aca879

Espinosa, M., Ponce, P., Molina, A., Borja, V., Torres, M. G., & Rojas, M. (2023). Advancements in home-based devices for detecting obstructive sleep apnea: A comprehensive study. *Sensors*, 23(23), 9512. https://doi.org/10.3390/s23239512

Fauzi, A., & Yunial, A. H. (2022). Optimasi algoritma klasifikasi naive bayes, decision tree, k-nearest neighbor, dan random forest menggunakan algoritma particle swarm optimization pada diabetes dataset. *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, 8(3), 470. https://doi.org/10.26418/jp.v8i3.56656

Ginabila, G., & Fauzi, M. F. A. (2023). Analisis sentimen terhadap pemutar musik online Spotify dengan algoritma naive bayes dan support vector machine. *Jurnal Ilmiah Ilkominfo—Ilmu Komputer & Informatika*, 6(2), 111–122. https://doi.org/10.47324/ilkominfo.v6i2.180

Ginabila, G., Fauzi, A., Pratiwi, R. L., Fauziah, S., & Alfianti, Z. I. (2024). Analisis sentimen perkembangan motor listrik menggunakan support vector machine dan optimasi particle swarm optimization. *Inti Nusa Mandiri*, 19(1), 77–83. https://doi.org/10.33480/inti.v19i1.557

Hapsari, Y., Mujahidin, S., & Fadhliana, N. R. (2023). Analisis sentimen isu vaksinasi Covid-19 pada Twitter dengan metode naive bayes dan pembobotan TF-IDF tokenisasi 1-2 gram. *Specta Journal of Technology*, 7(2), 573–583. https://doi.org/10.35718/specta.v7i2.812

Husaini, B. Q., & Jemakmun, J. (2023). Penerapan algoritma decision tree C4.5 untuk klasifikasi penjurusan siswa. *Jurnal Teknologi Informatika dan Komputer*, 9(1), 455–470. https://doi.org/10.37012/jtik.v9i1.1512

Kurniawan, M. R., Sabrina, P. N., & Ilyas, R. (2024). Prediksi customer churn pada perusahaan telekomunikasi menggunakan algoritma C4.5 berbasis particle swarm optimization. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(5), 3369–3375. https://doi.org/10.36040/jati.v7i5.7476

Luo, J., Zhao, Y., Liu, H., Zhang, Y., Shi, Z., Li, R., Hei, X., & Ren, X. (2024). SST: A snore shifted-window transformer method for potential obstructive sleep apnea patient diagnosis. *Physiological Measurement*, 45(3), 035003. https://doi.org/10.1088/1361-6579/ad262b

Mallick, A. S., Noorain, A., Menon, A. P., Solanki, A., & Balaji, K. C. (2025). A recall-first CNN for sleep apnea screening from snoring audio. arXiv preprint. https://doi.org/10.48550/arxiv.2510.00052

Masparudin, M., Fitri, I., & Sumijan, S. (2024). Development of apple fruit classification system using convolutional neural network (CNN) MobileNet architecture on Android platform. *Sistemasi*, 13(1), 230. https://doi.org/10.32520/stmsi.v13i1.3533

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Neri, L., Oberdier, M. T., van Abeelen, K. C. J., Menghini, L., Tumarkin, E., Tripathi, H., Jaipalli, S., Orro, A., Paolocci, N., Gallelli, I., Dall'Olio, M., Beker, A., Carrick, R., Borghi, C., & Halperin, H. R. (2023). Electrocardiogram monitoring wearable devices and artificial-intelligence-enabled diagnostic capabilities: A review. *Sensors*, 23(10), 4805. https://doi.org/10.3390/s23104805

Nguyen, A., Nguyen, T. D., Le, H.-K., Pham, H., & Do, C. (2022). A novel deep learning-based approach for sleep apnea detection using single-lead ECG signals. arXiv preprint. https://doi.org/10.48550/arxiv.2208.03408

Osa-Sanchez, A., Ramos-Martinez-de-Soria, J., Zorrilla, A. M., Ruiz, I., & García-Zapirain, B. (2024). Wearable sensors and artificial intelligence for sleep apnea detection: A systematic review. Research Square preprint. https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-5431207/v1

Romero, H. E., Ma, N., Brown, G. J., & Johnson, S. (2023). Obstructive sleep apnea screening with breathing sounds and respiratory effort: A multimodal deep learning approach. *Proceedings of INTERSPEECH 2023*, 5451–5455. https://doi.org/10.21437/Interspeech.2023-209

Rousyati, R., Gata, W., Pratmanto, D., & Wardhani, N. K. (2022). Analisa sentimen financial technology peer to peer lending pada aplikasi KoinWorks. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 9(6), 1167–1176. https://doi.org/10.25126/jtiik.2022964409

Rousyati, R., Pratmanto, D., Ardiansyah, A., & Aji, S. (2023). Sentiment analysis on fuel purchase policy through MyPertamina application using NB and SVM methods optimized by PSO as weight optimization. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 7(2), 240–245. https://doi.org/10.30871/jaic.v7i2.5131

Sanjaya, T. P. R., Fauzi, A., & Masruriyah, A. F. N. (2023). Analisis sentimen ulasan pada e-commerce Shopee menggunakan algoritma naive bayes dan support vector machine. *Infotech: Jurnal Informatika & Teknologi*, 4(1), 16–26. https://doi.org/10.37373/infotech.v4i1.422

Sari, D. (2024). Prediksi gangguan tidur pada sleep health and lifestyle menggunakan support vector machine dan neural network. *JAVIT: Jurnal Vokasi Informatika*, 36–42. https://doi.org/10.24036/javit.v4i1.168

Serrano, S., Patané, L., & Scarpa, M. (2023). Obstructive sleep apnea identification based on VGGish networks. *Proceedings of the EMSS 2023*, 556–561. https://doi.org/10.7148/2023-0556

Singgalen, Y. A. (2023). Analisis sentimen dan sistem pendukung keputusan menginap di hotel menggunakan metode CRISP-DM dan SAW. *Journal of Information System Research (JOSH)*, 4(4), 1343–1353. https://doi.org/10.47065/josh.v4i4.3917

Tartaglia, F. C. (2026). Artificial intelligence in snoring sound analysis: OSA detection and obstruction site classification, a systematic review. *Otolaryngology*, 174(2), 317–333. https://doi.org/10.1002/ohn.70114

Vu, T. A., Phuong, D. T. T., Huy, H. Q., Kien, N. P., & Huong, P. T. V. (2024). A sleep apnea detection methodology based on SE-ResNeXt model using single-lead ECG. *Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering*, 64, 85–93. https://doi.org/10.4028/p-cbr55f

Xu, X., Gan, Y.-H., Yuan, X., Cheng, Y., & Zhou, L. (2025). Non-contact screening of OSAHS using multi-feature snore segmentation and deep learning. *Sensors*, 25(17), 5483. https://doi.org/10.3390/s25175483

Yulina, S., & Rachmawati, H. (2023). Performance analysis of classification models in multiclass facial expression recognition based on Eigenface features. *Jurnal*

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer), 12(3), 401–407. https://doi.org/10.32736/sisfokom.v12i3.1742

Zakariya, R. A. I., & Ramli, K. (2023). Desain penilaian risiko privasi pada aplikasi seluler melalui model machine learning berbasis ensemble learning dan multiple application attributes. *Jurnal Teknologi Informasi dan Ilmu Komputer*, 10(4), 831–842. https://doi.org/10.25126/jtiik.20241047029

Zhao, E. (2025). FCEKNet: A multiscale fusion network based on fast NVG algorithm for sleep apnea detection. *Proceedings of SPIE.* https://doi.org/10.1117/12.3094426