Arus Jurnal Sains dan Teknologi (AJST)
Website: http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst
Email: jurnal.ajst@ardenjaya.com

Ekstraksi Fitur Citra Jantung Menggunakan Hybrid CNN dan Swin Transformer untuk Analisis Risiko Penyakit Kardiovaskular

INFO PENPULIS

Nabila Ismail Matta
Universitas Muhammadiyah Makassar
105841100722@student.unismuh.ac.id

Rizki Yusliana Bakti
Universitas Muhammadiyah Makassar
rizkiyuslianabakti@unismuh.ac.id

Muhyiddin AM Hayat
Universitas Muhammadiyah Makassar
muhyiddinamhayat@unismuh.ac.id

INFO ARTIKEL

ISSN: 3026-3603
Vol. 4, No. 2 Oktober 2026
http://jurnal.ardenjaya.com/index.php/ajst

© 2026 Arden Jaya Publisher All rights reserved

Saran Penulisan Referensi:

Matta, N. I., Bakti, R. Y., & Hayat, M. AM. (2026). Ekstraksi Fitur Citra Jantung Menggunakan Hybrid CNN dan Swin Transformer untuk Analisis Risiko Penyakit Kardiovaskular. *Arus Jurnal Sains dan Teknologi , 4* (2), 483-490.

Abstrak

Penyakit jantung koroner (PJK) merupakan salah satu kontributor utama kematian akibat penyakit kardiovaskular, sehingga deteksi dini melalui interpretasi citra CT Scan jantung menjadi penting. Analisis manual terhadap citra tersebut menghadapi kendala berupa kompleksitas variasi anatomi dan keterbatasan tenaga ahli radiologi. Penelitian ini bertujuan mengembangkan dan mengevaluasi arsitektur Hybrid CNN–Swin Transformer untuk ekstraksi fitur citra jantung normal dan jantung koroner menggunakan dataset lokal RSUD Labuang Baji, Makassar. Model menggabungkan fitur lokal dari ResNet-50 dan fitur global dari Swin Transformer Tiny melalui mekanisme learnable feature fusion, dilatih menggunakan strategi Two-Phase Training dengan optimizer AdamW dan Weighted Focal Binary Cross-Entropy Loss. Dataset terdiri atas 400 citra (200 normal dan 200 koroner) yang dibagi dengan rasio 80:10:10. Hasil pengujian pada 40 citra data uji menunjukkan model Hybrid CNN–Swin Transformer memperoleh Accuracy 92,50%, Precision 100,00%, Recall 85,00%, F1-Score 91,89%, Specificity 100,00%, dan AUC 0,9850, mengungguli model tunggal ResNet-50 (Accuracy 85,00%) dan Swin Transformer Tiny (Accuracy 77,50%). Hasil ini menunjukkan bahwa penggabungan fitur lokal dan global melalui mekanisme fusi adaptif mampu meningkatkan efektivitas klasifikasi citra jantung sebagai indikator risiko penyakit kardiovaskular.

Kata Kunci: Hybrid CNN-Swin Transformer; Citra CT Scan Jantung; Penyakit Jantung Koroner; Feature Fusion; Klasifikasi Citra Medis

Coronary heart disease (CHD) is one of the leading causes of death from cardiovascular disease, making early detection through cardiac CT scan interpretation essential. Manual analysis of such images is challenging due to anatomical variability and a shortage of radiology specialists. This study aims to develop and evaluate a Hybrid CNN–Swin Transformer architecture for extracting features from normal and coronary heart CT scan images using a local dataset from RSUD Labuang Baji, Makassar. The model combines local features from ResNet-50 with global features from Swin Transformer Tiny through a learnable feature fusion mechanism, trained using a Two-Phase Training strategy with the AdamW optimizer and Weighted Focal Binary Cross-Entropy Loss. The dataset consisted of 400 images (200 normal and 200 coronary) split with an 80:10:10 ratio. Testing on 40 test images showed that the Hybrid CNN–Swin Transformer model achieved an Accuracy of 92.50%, Precision of 100.00%, Recall of 85.00%, F1-Score of 91.89%, Specificity of 100.00%, and AUC of 0.9850, outperforming the standalone ResNet-50 (85.00% Accuracy) and Swin Transformer Tiny (77.50% Accuracy) models. These results indicate that combining local and global features through an adaptive fusion mechanism improves the effectiveness of cardiac image classification as an indicator of cardiovascular disease risk.

Keywords: Hybrid CNN-Swin Transformer; Cardiac CT Scan Image; Coronary Heart Disease; Feature Fusion; Medical Image Classification

A. Pendahuluan

Penyakit kardiovaskular (Cardiovascular Diseases/CVD) merupakan penyebab kematian utama secara global, dengan angka mencapai 19,8 juta kematian per tahun atau lebih dari 30% dari total kematian dunia (World Health Organization, 2025). Prevalensi CVD terus meningkat setiap tahun dan diproyeksikan akan terus naik tanpa intervensi yang efektif, terutama di negara berkembang yang tengah mengalami transisi epidemiologi (Mensah et al., 2023). Di Indonesia, penyakit jantung koroner (PJK) menjadi kontributor mortalitas nasional yang signifikan, seiring naiknya faktor risiko utama seperti hipertensi, diabetes melitus, dan gaya hidup sedentari yang mempercepat proses aterosklerosis pada pembuluh darah koroner (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2023; Wahidini et al., 2025).

Secara khusus di Sulawesi Selatan, PJK menjadi salah satu penyebab utama kunjungan rawat inap di RSUD Labuang Baji, Makassar, yang berperan sebagai salah satu rumah sakit rujukan utama untuk penanganan kasus kardiovaskular di wilayah tersebut. Ketersediaan rekam medis citra CT Scan jantung pasien PJK yang telah terverifikasi oleh tenaga medis berwenang membuka peluang penelitian ini untuk memanfaatkan dataset lokal yang representatif secara klinis bagi populasi Sulawesi Selatan.

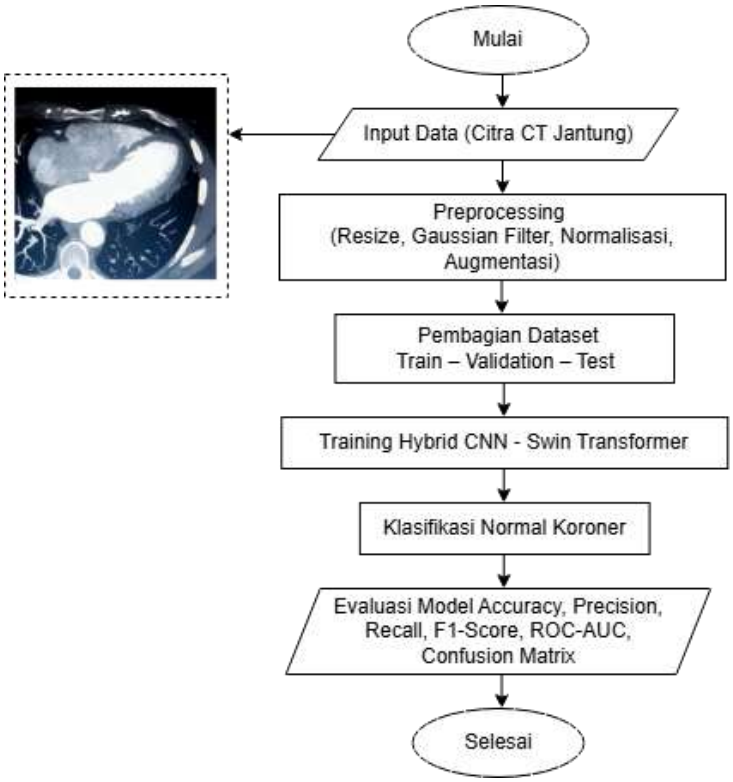
Deteksi dini CVD sangat bergantung pada interpretasi citra medis, namun analisis manual terhadap citra jantung merupakan tantangan besar karena kompleksitas variasi anatomi, artefak citra, dan karakteristik penyakit yang tidak selalu terlihat eksplisit oleh mata manusia (Al-Antari et al., 2025). Pada metode ekstraksi fitur manual (handcrafted features), informasi penting seperti pola tekstur halus dan anomali struktur pembuluh darah sering terlewatkan, menurunkan sensitivitas dan spesifisitas diagnosis (Jiang et al., 2023), sementara keterbatasan jumlah tenaga ahli radiologi mendorong kebutuhan pendekatan otomatis berbasis deep learning (Thakur et al., 2024).

Convolutional Neural Network (CNN) terbukti efektif menangkap fitur lokal citra medis seperti tepi, tekstur, dan pola struktural (Rajpurkar et al., 2022), namun memiliki keterbatasan dalam memodelkan hubungan kontekstual jarak jauh (long-range dependencies) yang penting dalam diagnosis penyakit kompleks (Shamshad et al., 2023). Keterbatasan ini mendorong pengembangan Vision Transformer, khususnya Swin Transformer, yang memperkenalkan mekanisme self-attention dan shifted window untuk memproses hubungan global pada citra secara efektif dan efisien pada citra beresolusi tinggi (Liu et al., 2024). Model hybrid yang menggabungkan kekuatan ekstraksi fitur lokal CNN dengan kemampuan Transformer dalam pemodelan fitur global terbukti lebih superior dibandingkan model tunggal pada berbagai tugas klasifikasi citra medis (Aghapanah et al., 2024).

Penelitian yang secara spesifik menerapkan arsitektur hybrid CNN–Swin Transformer untuk ekstraksi fitur citra jantung, khususnya pada dataset yang membedakan kondisi normal dan penyakit jantung koroner secara klinis, masih sangat terbatas (Aburass et al., 2025). Atas dasar kesenjangan penelitian ini, penelitian ini bertujuan (1) menganalisis dan mengimplementasikan proses ekstraksi dan pengolahan fitur dari citra jantung normal dan citra jantung koroner menggunakan arsitektur hybrid CNN–Swin Transformer, dan (2) mengevaluasi efektivitas model tersebut dalam membedakan citra jantung normal dan citra jantung koroner sebagai indikator risiko penyakit kardiovaskular, berdasarkan metrik Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score.

B. Metodologi

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksperimental dengan menerapkan arsitektur deep learning hybrid yang menggabungkan Convolutional Neural Network (CNN) dan Vision Transformer untuk klasifikasi citra medis. Tahapan penelitian secara umum digambarkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Flowchart Sistem Penelitian

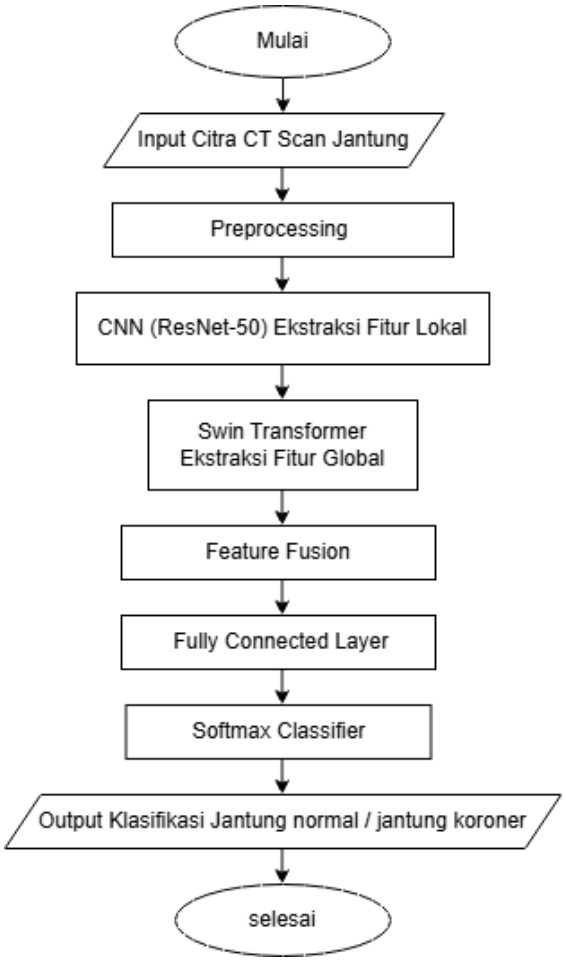
Penelitian dilaksanakan di RSUD Labuang Baji, Makassar, Sulawesi Selatan, menggunakan dataset 400 citra CT Scan jantung (200 citra jantung normal dan 200 citra jantung koroner) yang telah diverifikasi oleh dokter spesialis kardiologi. Dataset dibagi menggunakan metode stratified split dengan rasio 80:10:10, menghasilkan 320 citra data latih, 40 citra data validasi, dan 40 citra data uji, dengan proporsi kelas yang seimbang (1:1) pada setiap subset.

Preprocessing dan Augmentasi Data

Seluruh citra melalui empat tahap preprocessing: (1) resize menjadi 224×224 piksel agar sesuai dengan ukuran masukan backbone; (2) Gaussian filtering (kernel 3×3, sigma 0,6) untuk mengurangi noise tanpa menghilangkan struktur tepi penting; (3) normalisasi nilai piksel menggunakan statistik mean dan standar deviasi ImageNet; dan (4) data augmentation — diterapkan hanya pada data latih berupa random resized crop (scale 0,75–1,0) dan random rotation (±20°) — untuk meningkatkan keragaman data dan mengurangi risiko overfitting.

Arsitektur Hybrid CNN–Swin Transformer

Arsitektur yang diusulkan menggabungkan dua backbone secara paralel, sebagaimana digambarkan pada Gambar 2: ResNet-50 (bobot pretrained ImageNet1K_V2) sebagai ekstraktor fitur lokal yang menangkap pola tepi, tekstur, dan kalsifikasi pembuluh darah melalui operasi konvolusi; dan Swin Transformer Tiny (bobot pretrained ImageNet1K_V1) sebagai ekstraktor fitur global melalui mekanisme shifted window self-attention yang menangkap hubungan antar-region citra secara menyeluruh.



Gambar 2. Arsitektur Hybrid CNN–Swin Transformer untuk Ekstraksi Fitur Citra Jantung

Kedua representasi fitur diproyeksikan ke dimensi fusi yang sama (512) lalu digabungkan melalui mekanisme learnable weighted fusion: fused = α·CNN_feat + (1−α)·swin_feat, dengan α = sigmoid(α_raw) merupakan parameter bobot yang ikut dipelajari selama pelatihan sehingga model dapat menyeimbangkan kontribusi fitur lokal dan global secara adaptif. Fitur hasil fusi diteruskan ke classifier head (fully connected 512→256 dengan aktivasi ReLU, dropout 0,5, lalu fully connected 256→2 dengan aktivasi Softmax). Model memiliki total ±52.602.045 parameter.

Strategi Pelatihan

Model dilatih menggunakan strategi Two-Phase Training. Pada Fase 1 (freeze CNN), seluruh parameter backbone ResNet-50 dibekukan sementara Swin Transformer, lapisan proyeksi, parameter fusi α, dan classifier head dilatih (learning rate 1×10^{-3}, batch size 16, hingga 30 epoch). Pada Fase 2 (partial fine-tuning), lapisan konvolusi terakhir ResNet-50 dan dua stage terakhir Swin Transformer dibuka kembali dan dilatih bersama seluruh komponen model dengan learning rate lebih kecil (1×10^{-4}, hingga 20 epoch). Kedua fase menggunakan optimizer AdamW, weight decay 5×10^{-4}, gradient clipping (max_norm = 1,0), dan fungsi Weighted Focal Binary Cross-Entropy Loss (γ = 2,0) dengan pembobotan kelas untuk mengatasi ketidakseimbangan data, serta early stopping untuk mencegah overfitting. Sebagai pembanding, ResNet-50 dan Swin Transformer Tiny juga dilatih secara terpisah (standalone) menggunakan skema data yang identik. Threshold klasifikasi optimal ditentukan menggunakan metode F1-optimal pada data validasi, dan pengujian akhir menggunakan Test-Time Augmentation (TTA) dengan 4 view untuk meningkatkan ketahanan prediksi.

Teknik Evaluasi

Kinerja model dievaluasi menggunakan confusion matrix, dari mana dihitung metrik Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, dan Specificity, serta kurva ROC dan nilai AUC untuk menilai kemampuan diskriminasi model. Persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut: Accuracy = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN); Precision = TP/(TP+FP); Recall = TP/(TP+FN); F1-Score = 2×(Precision×Recall)/(Precision+Recall); dan Specificity = TN/(TN+FP), dengan TP, TN, FP, dan FN masing-masing merepresentasikan True Positive, True Negative, False Positive, dan False Negative.

C. Hasil dan Pembahasan

Distribusi Dataset dan Implementasi Model

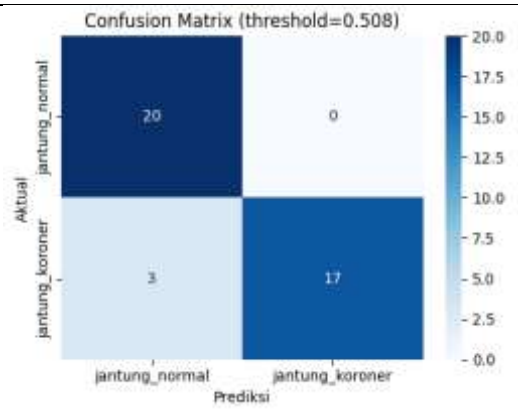
Dataset penelitian terdiri atas 400 citra CT Scan jantung yang seimbang antara kelas normal dan koroner (masing-masing 200 citra), dibagi menjadi 320 citra data latih, 40 citra data validasi, dan 40 citra data uji. Model Hybrid CNN–Swin Transformer, ResNet-50 (Only), dan Swin-T (Only) dilatih menggunakan skema data yang identik untuk memastikan perbandingan performa yang objektif.

Evaluasi Kinerja *Model Hybrid CNN–Swin Transformer*

Evaluasi akhir dilakukan pada 40 citra data uji (20 citra normal dan 20 citra koroner) menggunakan checkpoint terbaik pada Fase 2 dengan threshold klasifikasi 0,5084 dan Test-Time Augmentation 4 view. Komponen confusion matrix hasil pengujian ditunjukkan pada Tabel 1.

Tabel 1. Komponen Confusion Matrix Model Hybrid CNN–Swin Transformer

Komponen	Definisi	Nilai
TP (True Positive)	Jantung koroner diprediksi koroner (benar)	17
TN (True Negative)	Jantung normal diprediksi normal (benar)	20
FP (False Positive)	Jantung normal diprediksi koroner (keliru)	0
FN (False Negative)	Jantung koroner diprediksi normal (keliru)	3
Total Data Uji	–	40



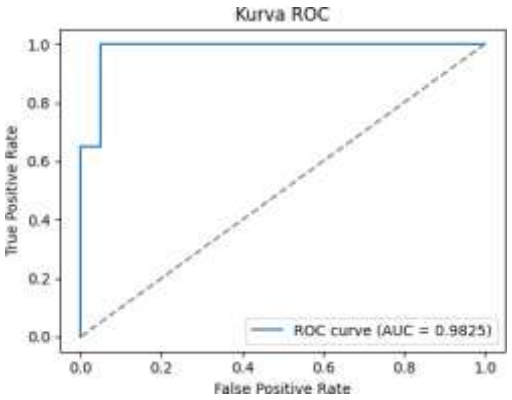
Gambar 3. Confusion Matrix Model Hybrid CNN–Swin Transformer

Berdasarkan komponen confusion matrix tersebut, model berhasil mengklasifikasikan 37 dari 40 citra data uji secara benar. Ringkasan hasil evaluasi model disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Ringkasan Hasil Evaluasi Model Hybrid CNN–Swin Transformer

Metrik	Hasil
Accuracy	0,9250 (92,50%)
Precision	1,0000 (100,00%)
Recall	0,8500 (85,00%)
F1-Score	0,9189 (91,89%)
Specificity	1,0000 (100,00%)
AUC	0,9850

Nilai Precision sebesar 100,00% menunjukkan bahwa seluruh prediksi kelas koroner yang dihasilkan model adalah tepat (tanpa False Positive), sementara Recall sebesar 85,00% menunjukkan model berhasil mengenali 85,00% dari seluruh kasus koroner yang sebenarnya ada pada data uji. Kurva ROC model, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4, menunjukkan bentuk yang mendekati sudut kiri atas grafik dengan nilai AUC sebesar 0,9850, mengindikasikan kemampuan diskriminasi yang sangat baik antara kelas normal dan koroner pada hampir seluruh nilai threshold.



Gambar 4. Kurva ROC Model Hybrid CNN–Swin Transformer

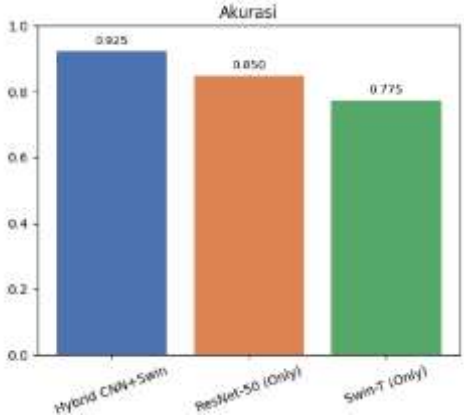
Perbandingan dengan Model Tunggal

Untuk mengetahui kontribusi mekanisme feature fusion, model Hybrid CNN–Swin Transformer dibandingkan dengan performa ResNet-50 dan Swin Transformer Tiny yang dilatih secara terpisah (standalone). Hasil perbandingan disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan Kinerja Model CNN, Swin Transformer, dan Hybrid CNN–Swin Transformer

Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score	Specificity	AUC
ResNet-50 (CNN Only)	0,8500	1,0000	0,8500	0,8500	0,8500	0,9550
Swin-T (Transformer Only)	0,7750	0,8667	0,6500	0,7429	0,9000	0,8950
Hybrid CNN–Swin Transformer	0,9250	1,0000	0,8500	0,9189	1,0000	0,9850

Model Hybrid CNN–Swin Transformer mengungguli kedua model pembanding pada seluruh metrik evaluasi, dengan selisih Accuracy sebesar 7,50 poin persentase dibandingkan ResNet-50 dan 15,00 poin persentase dibandingkan Swin-T. Model ResNet-50 (Only) mencapai Precision dan performa lokal yang baik (Accuracy 85,00%) namun masih di bawah performa keseluruhan Hybrid, terutama pada F1-Score dan AUC. Sementara itu, Swin-T (Only) mencapai akurasi uji terendah (77,50%), mengindikasikan bahwa kemampuan menangkap konteks global saja belum cukup tanpa didukung ekstraksi detail fitur lokal yang tajam, terutama pada dataset berukuran relatif kecil di mana arsitektur Transformer pada umumnya membutuhkan data berskala lebih besar untuk bekerja optimal (Aburass et al., 2025).



Gambar 5. Perbandingan Accuracy antar Model

Keunggulan performa model Hybrid dijelaskan oleh dua faktor utama. Pertama, faktor arsitektur: mekanisme learnable feature fusion menggabungkan fitur lokal ResNet-50 dan fitur global Swin Transformer secara adaptif melalui parameter fusi α yang ikut dipelajari, memungkinkan model menyeimbangkan kontribusi kedua jenis fitur sesuai karakteristik data. Kedua, faktor strategi pelatihan: strategi Two-Phase Training, regularisasi (gradient clipping, weight decay, dropout), dan Weighted Focal BCE Loss membantu menjaga stabilitas pelatihan pada dataset yang berukuran relatif kecil tanpa indikasi overfitting yang signifikan.

Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Hasil penelitian ini sebanding dengan beberapa penelitian terdahulu yang menerapkan arsitektur hybrid CNN–Transformer pada domain citra medis, sebagaimana dirangkum pada Tabel 4.

Tabel 4. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Peneliti	Metode	Domain	Accuracy
Qezelbash-Chamak & Hicklin (2025)	Hybrid ConvNeXt–Swin Transformer (learnable fusion)	Klasifikasi citra umum	92,8%
Alhumaid & Fayoumi (2025)	Hybrid CNN–Swin Transformer + Explainable AI	Sinus maksilaris (CT)	94,2%
Penelitian ini	Hybrid CNN (ResNet-50)–Swin Transformer (learnable fusion)	Cardiac CT – penyakit jantung koroner	92,50%

Penelitian pada domain citra medis lain, seperti Qezelbash-Chamak & Hicklin (2025) pada klasifikasi citra umum dan Alhumaid & Fayoumi (2025) pada citra sinus maksilaris, mencapai akurasi yang sedikit lebih tinggi (92,8% dan 94,2%). Perbedaan tersebut wajar mengingat perbedaan domain, karakteristik data, dan konfigurasi model yang digunakan. Meski demikian, pola peningkatan performa model hybrid dibandingkan model tunggal pada penelitian ini konsisten dengan temuan pada literatur terkait, yang secara umum melaporkan bahwa integrasi CNN dan Transformer melalui mekanisme feature fusion mampu menghasilkan representasi fitur yang lebih informatif dibandingkan penggunaan salah satu arsitektur saja (Aghapanah et al., 2024).

D. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan arsitektur Hybrid CNN–Swin Transformer untuk ekstraksi fitur citra jantung dengan menggabungkan fitur lokal ResNet-50 dan fitur global Swin Transformer melalui mekanisme learnable feature fusion, didukung oleh preprocessing, strategi Two-Phase Training, Weighted Focal BCE Loss, dan optimizer AdamW. Hasil ini menjawab rumusan masalah pertama mengenai proses ekstraksi dan pengolahan fitur citra jantung menggunakan arsitektur hybrid.

Model Hybrid CNN–Swin Transformer menunjukkan performa yang baik dalam membedakan citra jantung normal dan koroner dengan Accuracy sebesar 92,50%, Precision sebesar 100,00%, Recall sebesar 85,00%, F1-Score sebesar 91,89%, Specificity sebesar 100,00%, dan AUC sebesar 0,9850 — performa yang lebih baik dibandingkan model pembanding ResNet-50 (Accuracy 85,00%) dan Swin-T (Accuracy 77,50%). Dari 40 citra data uji, model menghasilkan 17 True Positive, 20 True Negative, 0 False Positive, dan 3 False Negative, sehingga 37 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk mengevaluasi efektivitas model Hybrid CNN–Swin Transformer dalam membedakan citra jantung normal dan koroner telah tercapai.

Penelitian lanjutan disarankan untuk memperluas sumber dataset ke multi-institusi, menerapkan validasi eksternal atau k-fold cross validation, mengakses data langsung dari sistem DICOM/PACS, mengembangkan klasifikasi multi-kelas berdasarkan derajat keparahan stenosis, melakukan validasi klinis bersama tenaga medis ahli, serta mengkaji efisiensi model (pruning, quantization, atau knowledge distillation) untuk implementasi pada perangkat dengan sumber daya terbatas.

E. Referensi

Aburass, S., Dorgham, O., Al Shaqsi, J., Abu Rumman, M., & Al-Kadi, O. (2025). Vision Transformers in medical imaging: A comprehensive review of advancements and applications across multiple diseases. Journal of Imaging Informatics in Medicine, 38(6), 3928–3971. https://doi.org/10.1007/s10278-025-01481-y

Aghapanah, H., Rasti, R., Kermani, S., Tabesh, F., Yousefi Banaem, H., Pour Aliakbar, H., Sanei, H., & Segars, W. P. (2024). CardSegNet: An adaptive hybrid CNN–Vision Transformer model for heart region segmentation in cardiac MRI. Computerized Medical Imaging and Graphics, 115, 102382. https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2024.102382

Al-Antari, M. A., Al-Tam, R. M., Al-Hejri, A. M., Al-Huda, Z., Lee, S., Yıldırım, Ö., & Gu, Y. H. (2025). A hybrid segmentation and classification CAD framework for automated myocardial infarction prediction from MRI images. Scientific Reports, 15(1), 14196. https://doi.org/10.1038/s41598-025-98893-1

Alhumaid, M., & Fayoumi, A. G. (2025). Hybrid CNN–Swin Transformer model to advance the diagnosis of maxillary sinus abnormalities on CT images using explainable AI. Computers, 14(10), 419. https://doi.org/10.3390/computers14100419

Jiang, H., Diao, Z., Shi, T., Zhou, Y., Wang, F., Hu, W., Zhu, X., Luo, S., Tong, G., & Yao, Y.-D. (2023). A review of deep learning-based multiple-lesion recognition from medical images: Classification, detection and segmentation. Computers in Biology and Medicine, 157, 106726. https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2023.106726

Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2023, September 25). Cegah penyakit jantung dengan menerapkan perilaku CERDIK dan PATUH. https://kemkes.go.id/id/cegah-penyakit-jantung-dengan-menerapkan-perilaku-cerdik-dan-patuh

Liu, Y., Wu, Y.-H., Chhatkuli, A., Sun, G., Van Gool, L., & Zhang, L. (2024). Vision Transformers with hierarchical attention. Machine Intelligence Research, 21(4), 670–683. https://doi.org/10.1007/s11633-024-1393-8

Mensah, G. A., Fuster, V., Murray, C. J. L., Roth, G. A., & Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risks Collaborators. (2023). Global burden of cardiovascular diseases and risks, 1990–2022. Journal of the American College of Cardiology, 82(25), 2350–2473. https://doi.org/10.1016/j.jacc.2023.11.007

Qezelbash-Chamak, J., & Hicklin, K. (2025). A hybrid learnable fusion of ConvNeXt and Swin Transformer for optimized image classification. IoT, 6(2), 30. https://doi.org/10.3390/iot6020030

Rajpurkar, P., Chen, E., Banerjee, O., et al. (2022). AI in health and medicine. Nature Medicine, 28, 31–38. https://doi.org/10.1038/s41591-021-01614-0

Shamshad, F., Khan, S., Zamir, S. W., Khan, M. H., Hayat, M., Khan, F. S., & Fu, H. (2023). Transformers in medical imaging: A survey. Medical Image Analysis, 88, 102802. https://doi.org/10.1016/j.media.2023.102802

Thakur, G. K., Thakur, A., Kulkarni, S., Khan, N., & Khan, S. (2024). Deep learning approaches for medical image analysis and diagnosis. Cureus, 16(5), e59507. https://doi.org/10.7759/cureus.59507

Tsao, C. W., Aday, A. W., Almarzooq, Z. I., et al. (2023). Heart disease and stroke statistics—2023 update: A report from the American Heart Association. Circulation, 147, e93–e621.

Wahidini, M., Mustikawati, I. S., Handayani, R., & Letelay, A. M. (2025). Gambaran prevalensi hipertensi dan faktor risiko utama di Indonesia: Analisis data tingkat kabupaten/kota. Amerta Nutrition, 9(3), 438–442. https://doi.org/10.20473/amnt.v9i3.2025.438-442

World Health Organization. (2025, July 31). Cardiovascular diseases (CVDs). https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/cardiovascular-diseases-(cvds)