

**PENGEMBANGAN SISTEM DETEKSI DINI KANKER KULIT
MELANOMA BERBASIS *ANDROID* MENGGUNAKAN
ARSITEKTUR *MOBILENETV3***

SKRIPSI

Diajukan Guna Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Komputer (S. Kom.)
Pada Program Studi Teknik Informatika



Oleh :

Raya Osgibran
NPM : 2213020139

**FAKULTAS TEKNIK DAN ILMU KOMPUTER
UNIVERSITAS NUSANTARA PGRI KEDIRI
2026**

Skripsi oleh:

Raya Osgibran
NPM : 2213020139

Judul :

**PENGEMBANGAN SISTEM DETEKSI DINI KANKER KULIT
MELANOMA BERBASIS *ANDROID* MENGGUNAKAN ARSITEKTUR
*MOBILENETV3***

Telah Disetujui Untuk Diajukan Kepada Panitia Ujian/Sidang Skripsi
Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer
Universitas Nusantara PGRI Kediri

Tanggal : 17 Juli 2026

Pembimbing I



Dr. Resty Wulanningrum, M.Kom
NIDN. 0719068702

Pembimbing II



Dr. Risty Aswi Ramadhani, M.Kom
NIDN. 0708049001

Skripsi oleh:

Raya Osgibran
NPM : 2213020139

Judul :

**PENGEMBANGAN SISTEM DETEKSI DINI KANKER KULIT
MELANOMA BERBASIS ANDROID MENGGUNAKAN ARSITEKTUR
MOBILENETV3**

Telah dipertahankan di depan Panitia Ujian/Sidang Skripsi
Program Studi Teknik Informatika Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas

Nusantara PGRI Kediri

Pada tanggal : 17 Juli 2026

Dan Dinyatakan telah Memenuhi Syarat

Panitia Penguji :

1. Ketua : Dr. Resty Wulanningrum, M.Kom
2. Penguji I : Ardi Sanjaya, S.Kom, M.Kom
3. Penguji II : Dr. Risky Aswi Ramadhani, M.Kom



Mengetahui,
Dekan FTIK


Dr. Sulistiono, M.Si.
NIDN. 0007076801

HALAMAN PERNYATAAN

Yang bertanda tangan di bawah ini saya,

Nama : Raya Osgibran
Jenis Kelamin : Laki-laki
Tempat/Tgl Lahir : Kediri 30 April 2003
NPM : 2213020139
Fakultas/Prodi : Teknik dan Ilmu Komputer/ Teknik Informatika

Menyatakan dengan sebenarnya, bahwa dalam Skripsi ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu perguruan tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya tidak dapat karya tulis atau pendapat yang pernah diterbitkan oleh orang lain, kecuali yang secara sengaja dan tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka.

Kediri, 17 Juli 2026

Yang Menyatakan



Raya Osgibran

NPM : 2213020139

HALAMAN PERSEMBAHAN

Penulisan skripsi ini dengan tulus saya dedikasikan kepada:

1. Kedua orang tua saya, yang dengan penuh kesabaran senantiasa mendoakan, memberikan dukungan terbaik, serta menjadi sumber motivasi tak henti-hentinya dalam perjalanan menyelesaikan skripsi ini.
2. Adik-adik saya, yang selalu memberikan semangat dan dukungan moral, sehingga saya dapat menyelesaikan proses ini dengan baik.
3. Seluruh dosen Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang telah memberikan bimbingan, ilmu, dan pelajaran berharga, baik dalam ranah akademik maupun kehidupan sehari-hari.
4. Teman-teman seperjuangan di kampus, yang menjadi tempat berbagi suka dan duka, serta saling menyemangati selama menjalani masa perkuliahan hingga tahap akhir ini.
5. Almamater tercinta, Universitas Nusantara PGRI Kediri, yang telah menjadi tempat saya tumbuh, belajar, dan mengembangkan diri selama masa perkuliahan.
6. Semua pihak yang tidak dapat saya sebutkan satu per satu, yang telah memberikan kontribusi dalam berbagai bentuk dukungan selama proses penyusunan skripsi ini.

Semoga dedikasi ini dapat menjadi penghormatan atas semua dukungan, doa, dan kebersamaan yang telah diberikan.

HALAMAN MOTTO

"Ilmu adalah kesempurnaan jiwa manusia melalui pemahaman terhadap kebenaran." —

Ibnu Sina

"Jawaban yang salah bukanlah jawaban yang tidak bermakna. " — ***Hubert***

"Perjalanan seribu mil dimulai dengan satu langkah. — ***Laozi***

"Ilmu adalah harta yang tidak akan pernah habis, maka carilah ilmu sebanyak mungkin
sebelum waktumu habis."

— ***Ali bin Abi Thalib RA***

RINGKASAN

Raya Osgibran Pengembangan Sistem Deteksi Dini Kanker Kulit Melanoma Berbasis Android Menggunakan Arsitektur MobileNetV3, Skripsi, Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer, Universitas Nusantara PGRI Kediri, 2026

Kata Kunci : Melanoma, MobileNetV3-Small, Class Imbalance, HAM10000, Android, Recall

Kanker kulit melanoma merupakan subtype kanker kulit yang paling mematikan meskipun jumlah kasusnya hanya sekitar 5% dari seluruh kasus kanker kulit, sehingga deteksi dini menjadi faktor penentu keberhasilan pengobatan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi biner Melanoma dan Nevus berbasis arsitektur MobileNetV3-Small pada dataset HAM10000 yang memiliki ketidakseimbangan kelas sebesar 1:6, serta mengimplementasikannya ke dalam aplikasi Android. Penelitian dilakukan melalui empat skenario eksperimen berurutan. Skenario 1 menetapkan baseline tanpa penanganan ketidakseimbangan data, menghasilkan recall melanoma sebesar 0,5676. Skenario 2 membandingkan lima strategi penanganan ketidakseimbangan data secara sistematis pada kerangka eksperimen yang identik, yaitu Class Weight, SMOTE, Weighted Random Sampler, kombinasi SMOTE dan Class Weight, serta Focal Loss, dengan Class Weight terpilih sebagai metode terbaik karena menghasilkan recall 0,8649 tanpa mengalami precision collapse. Skenario 3 melakukan optimasi hiperparameter menggunakan Optuna berbasis Tree-structured Parzen Estimator, menghasilkan konfigurasi optimal yang kemudian digunakan pada Skenario 4 untuk pelatihan akhir dengan strategi fine-tuning menyeluruh pada seluruh lapisan backbone. Model akhir mencapai recall melanoma sebesar 0,8829 dan AUC sebesar 0,9437 pada test set. Analisis threshold tuning menunjukkan bahwa pergeseran batas keputusan ke nilai 0,67 dapat meningkatkan precision menjadi 0,5610 dengan recall yang masih terjaga di atas 0,82, meskipun threshold default 0,5 tetap dipilih untuk implementasi pada aplikasi guna memaksimalkan sensitivitas deteksi. Model berhasil dikonversi ke format PyTorch Mobile dengan ukuran hanya 5,93 MB dan diuji pada perangkat Android (Samsung Galaxy A07), menghasilkan akurasi pengujian 90% dengan waktu inferensi rata-rata 1,235 detik. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa arsitektur lightweight MobileNetV3-Small, ketika dikombinasikan dengan strategi penanganan ketidakseimbangan data dan optimasi hiperparameter yang tepat, dapat menghasilkan sistem deteksi dini melanoma yang efisien secara komputasi dan layak diimplementasikan pada perangkat mobile dengan keterbatasan sumber daya.

PRAKATA

Puji Syukur dipanjatkan kepada Tuhan Yang Maha Esa, karena atas ridua dan karunianya peneliti dapat menyelesaikan penyusunan laporan penelitian ini. Penulisan ini juga tak lepas dari dukungan pihak yang selalu membantu dalam penulisan penelitian ini. Oleh karenanya peneliti ingin mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Zainal Afandi, M.Pd. selaku Rektor Universitas Nusantara PGRI Kediri.
2. Dr. Sulistiono, M.Si. selaku Dekan Fakultas Teknik dan Ilmu Komputer Universitas Nusantara PGRI Kediri.
3. Risa Helilintar, M.Kom selaku Ketua Program Studi Teknik Informatika Universitas Nusantara PGRI Kediri.
4. Dr. Resty Wulanningrum, S.Kom, M.Kom dan Dr. Risky Aswi Ramadhani, S.Kom, M.Kom selaku Dosen Pembimbing Skripsi are telah dan mengarahkan kami selama mengerjakan skripsi.
5. Kedua Orang Tua saya dan Keluarga atas doa dan dukungannya.
6. Ucapan terimakasih juga disampaikan kepada pihak-pihak lain yang tidak dapat disebutkan satu persatu, yang telah banyak membantu menyelesaikan penulisan penelitian ini.

Disadari penelitian ini masih banyak kekurangan, maka diharapkan kritik dan saran dari berbagai pihak sangat diharapkan. Semoga penelitian ini bermanfaat bagi semua pihak.

Kediri, 17 Juli 2026



Raya Osgibran
2213020139

DAFTAR ISI

HALAMAN PERSEMBAHAN	iv
HALAMAN MOTTO	v
RINGKASAN	vi
PRAKATA	vii
DAFTAR ISI.....	viii
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xii
BAB I	1
A. Latar Belakang	1
B. Identifikasi Masalah	3
C. Rumusan Masalah	3
D. Batasan Masalah.....	4
E. Tujuan Penelitian	4
F. Manfaat Penelitian	4
BAB II.....	6
A. Teori dan Penelitian Terdahulu.....	6
1. Landasan Teori.....	6
2. Kajian Pustaka.....	30
B. Kerangka berpikir.....	35
BAB III	38
A. Desain Penelitian.....	38
1. Jenis Penelitian.....	38
2. Variabel Penelitian	38

B. Instrumen Penelitian.....	40
1. Perangkat Keras	40
2. Perangkat Lunak.....	41
3. Dataset.....	41
4. Analisis Hasil (Alat Ukur Evaluasi).....	43
C. Jadwal Penelitian.....	44
D. Objek Penelitian/Subjek Penelitian.....	45
1. Analisis Kebutuhan Sistem	45
2. Objek Penelitian	46
3. Subjek Penelitian.....	47
E. Prosedur Penelitian.....	47
F. Teknik dan Analisis Data	52
1. Desain Sistem.....	52
2. Simulasi Proses Penyelesaian Masalah	64
BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	79
A. Hasil Penelitian	79
1. Implementasi Desain Sistem	79
2. Pengujian Fungsional	97
3. Pengujian Non Fungsional	98
B. Pembahasan.....	103
1. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu.....	103
2. Analisis Kelebihan dan Kekurangan	105
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	108
A. Kesimpulan	108
B. Saran.....	109

DAFTAR PUSTAKA	111
LAMPIRAN.....	114

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Perbedaan <i>Melanoma</i> dan <i>Nevus</i>	7
Tabel 2. 2 Tabel sintesis penelitian terdahulu	33
Tabel 3. 1 Variabel Kontrol	40
Tabel 3. 2 Spesifikasi Perangkat	40
Tabel 3. 3 Software dan Tools yang digunakan	41
Tabel 3. 4 Deskripsi Lesi Kulit	42
Tabel 3. 5 Jadwal Penelitian	44
Tabel 3. 6 Alur skenario eksperimen penelitian	70
Tabel 4. 1 Daftar Notebook Pelatihan Model	79
Tabel 4. 2 Perbandingan Metode Imbalance data	81
Tabel 4. 3 Hasil lengkap seluruh skenario eksperimen (Test set)	90
Tabel 4. 4 Hasil Pengujian Fungsional Aplikasi Android	97
Tabel 4. 5 Hasil Benchmark Model MobileNetV3-Small	98
Tabel 4. 6 Konfigurasi Hiperparameter Terpilih (Trial 9 Optuna)	99
Tabel 4. 7 Hasil Pengujian Inferensi di Perangkat Android	101
Tabel 4. 8 Perbandingan Hasil Penelitian dengan Penelitian Terdahulu	103

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Perbedaan alur kerja <i>Machine Learning</i>	10
Gambar 2. 2 Arsitektur umum CNN (Bill Kromydas, 2023).....	10
Gambar 2. 3 Blok Arsitektur MobileNetV3 yang mengintegrasikan modul Squeeze-and-Excitation (SE) pada layer residual (Howard et al., 2019).....	20
Gambar 2. 4 Perbandingan fungsi aktivasi Sigmoid dan Swish dengan versi efisiennya (Howard et al., 2019).....	21
Gambar 2. 5 Kerangka Berpikir	35
Gambar 3. 1 Citra lesi kulit Nevus (kiri) dan Melanoma (kanan)	43
Gambar 3. 2 Model CRISP-DM	48
Gambar 3. 3 Diagram Use Case	52
Gambar 3. 4 Diagram Aktivitas	53
Gambar 3. 5 Diagram sekuensial	55
Gambar 3. 6 Diagram kelas.....	58
Gambar 3. 7 Gambar arsitektur MobileNetV3.....	60
Gambar 3. 8 Desain Aplikasi	63
Gambar 4. 1 kurva training validasi skenario 1	81
Gambar 4. 2 Confusion matrix skenario 1	81
Gambar 4. 3 kurva training validasi skenario 2 class weight.....	82
Gambar 4. 4 Confusion matrix skenario 2 class weight.....	82
Gambar 4. 5 kurva training validasi skenario 2 SMOTE.....	83
Gambar 4. 6 Confusion matrix skenario 2 SMOTE.....	83
Gambar 4. 7 kurva training validasi skenario 2 Weighted Random Sampling.....	84
Gambar 4. 8 Confusion matrix skenario 2 Weighted Random Sampling.....	84
Gambar 4. 9 kurva training validasi skenario 2 kombinasi.....	85
Gambar 4. 10 Confusion matrix skenario 2 kombinasi.....	85
Gambar 4. 11 kurva training validasi skenario 2 focal loss	86
Gambar 4. 12 Confusion matrix skenario 2 focal loss	86
Gambar 4. 13 Visualisasi 20 Trial Hyperparameter tuning	87

Gambar 4. 14 confusion matrix skenario 4	88
Gambar 4. 15 kurva training validasi skenario 4	88
Gambar 4. 16 Analisis Threshold Tuning: Kurva Precision-Recall vs Threshold	89
Gambar 4. 17 Layar Utama Aplikasi Deteksi Dini Melanoma	92
Gambar 4. 18 Layar Input Gambar via Kamera.....	92
Gambar 4. 19 Layar Konfirmasi Gambar Sebelum Diklasifikasi	93
Gambar 4. 20 Layar Hasil Analisis: (a) Prediksi Melanoma confidence tinggi, (b) Prediksi Nevus, (c) Prediksi Melanoma confidence sedang	94
Gambar 4. 21 Diagram Alur Integrasi Sistem dari Proses Pelatihan hingga Aplikasi Android.....	96

BAB I

Pendahuluan

A. Latar Belakang

Kanker kulit merupakan salah satu penyakit kanker dengan angka kejadian tertinggi di dunia. *World Health Organization* (WHO) mencatat sekitar 20 juta kasus kanker baru dan 9,9 juta kematian secara global pada tahun 2020, dan kanker kulit termasuk dalam kelompok yang paling banyak didiagnosis (Sung et al., 2021). Di antara seluruh tipe kanker kulit *melanoma* adalah bentuk yang paling mematikan. Meskipun kasusnya hanya mencakup sekitar 5% dari seluruh kasus kanker kulit, *melanoma* bertanggung jawab atas sebagian besar kematian akibat penyakit ini karena kemampuannya *bermetastasis* secara cepat (Alotaibi & AlSaeed, 2025). WHO memperkirakan lebih dari 132.000 penderita baru terdiagnosis setiap tahunnya di seluruh dunia (Alotaibi & AlSaeed, 2025). Deteksi dini menjadi faktor penentu keberhasilan pengobatan. Apabila ditemukan pada tahap awal, tingkat kelangsungan hidup pasien dapat mencapai 99%, namun angka ini turun drastis apabila penyakit telah menyebar ke organ lain (Nguyen et al., 2022).

Secara konvensional, diagnosis *Melanoma* dilakukan melalui pemeriksaan visual *dermoskopi* oleh dokter spesialis, kemudian dikonfirmasi melalui biopsi jaringan. Meskipun biopsi memiliki akurasi mendekati 100%, prosedur ini bersifat invasif, mahal, dan memakan waktu antara satu hari hingga beberapa minggu (Alotaibi & AlSaeed, 2025). Selain itu, pemeriksaan visual sangat bergantung pada keahlian individu dan rentan terhadap ketidakkonsistenan antar pemeriksa, khususnya di fasilitas kesehatan dengan keterbatasan tenaga ahli dermatologi (Kumar Lilhore et al., 2024).

Tantangan fundamental yang secara konsisten menghambat performa model pada *dataset dermoskopi* adalah ketidakseimbangan kelas.

Pada *dataset HAM10000*, kelas *Nevus* mendominasi dengan lebih dari 6.700 sampel, sementara kelas *Melanoma* hanya berjumlah sekitar 1.113 sampel, menciptakan rasio ketidakseimbangan mendekati 1:6 (Al-Asadi & Altun, 2022). Kondisi ini mendorong model untuk memiliki bias terhadap kelas mayoritas, sehingga menghasilkan nilai *Recall* yang rendah pada kelas *Melanoma*. Dalam konteks klinis, kondisi ini berbahaya karena berarti banyak kasus kanker yang luput dari deteksi (Nguyen et al., 2022). Berbagai strategi telah diusulkan untuk mengatasi masalah ini. Al-Asadi & Altun (2022) menggunakan *SMOTE* pada *HAM10000* dan mencapai *Recall* 88%. Javaid et al. (2025) mengintegrasikan *SMOTE-Tomek* dengan arsitektur *CNN* khusus dan memperoleh *Recall* 97%. Nguyen et al. (2022) mengusulkan fungsi *loss* baru yang peka terhadap ketidakseimbangan data dan menemukan bahwa *MobileNetV3 Large* mampu berjalan 30 kali lebih cepat dari *InceptionResNetV2* dengan akurasi 86%. Oktoeberza et al. (2025) menggunakan *random oversampling* dengan *DenseNet201* dan mencapai akurasi 97%. Namun, penelitian-penelitian tersebut umumnya menguji satu strategi penanganan *imbalance*, berfokus pada klasifikasi multi kelas, dan menggunakan arsitektur besar yang tidak dirancang untuk perangkat *mobile*. Belum ada kajian yang secara sistematis membandingkan beberapa strategi penanganan ketidakseimbangan kelas, termasuk *class weighting*, *SMOTE*, *weighted random sampling*, kombinasi keduanya, dan *Focal Loss*, pada arsitektur *MobileNetV3-Small* untuk klasifikasi biner.

Pada penelitian skripsi ini mengusulkan perbandingan sistematis lima strategi penanganan ketidakseimbangan kelas, yaitu *class weighting*, *SMOTE*, *weighted random sampler*, kombinasi *class weighting* dan *SMOTE*, serta *Focal Loss*, pada arsitektur *MobileNetV3-Small* untuk klasifikasi biner *Melanoma* versus *Nevus* menggunakan *dataset HAM10000*. *MobileNetV3-Small* dipilih karena dirancang khusus untuk efisiensi komputasi pada perangkat *mobile*, dengan jumlah parameter yang jauh lebih kecil dibandingkan arsitektur konvensional tanpa kehilangan akurasi secara signifikan (Mamun et al., 2025). Kumar Lilhore et al. (2024)

telah menunjukkan bahwa varian *MobileNetV3* yang dioptimalkan mampu mencapai presisi 97,84% pada *HAM10000*, sementara Nguyen et al. (2022) membuktikan efisiensi *MobileNetV3* dalam skenario *inferensi* cepat. Seluruh skenario eksperimen dalam penelitian ini menggunakan kerangka pelatihan yang identik sehingga perbedaan performa yang terukur dapat sepenuhnya dikaitkan dengan strategi penanganan *imbalance* yang divariasikan. Metrik utama yang digunakan adalah *Recall* kelas *Melanoma*, sebagai representasi klinis dari kemampuan model meminimalkan kasus kanker yang tidak terdeteksi.

B. Identifikasi Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan di atas, maka dapat diidentifikasi beberapa permasalahan sebagai berikut:

1. Terdapat kemiripan visual yang tinggi antara lesi *Melanoma* dan *Nevus*, khususnya pada tahap awal.
2. Distribusi kelas pada *dataset HAM10000* tidak seimbang di mana jumlah citra *Nevus* jauh lebih dominan dibandingkan citra *Melanoma* yang berpotensi menyebabkan bias prediksi terhadap kelas mayoritas.
3. Model klasifikasi dengan performa tinggi umumnya memiliki kompleksitas komputasi yang besar, sehingga kurang optimal untuk diterapkan pada perangkat *mobile* dengan keterbatasan sumber daya.

C. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi masalah yang telah diuraikan, maka rumusan masalah dalam penelitian ini adalah:

1. Bagaimana kinerja arsitektur *MobileNetV3* dalam mengklasifikasikan citra biner *Melanoma* dan *Nevus* pada *dataset HAM10000* yang memiliki distribusi kelas tidak seimbang?
2. Bagaimana pengaruh penerapan strategi penanganan ketidakseimbangan data (*data imbalance handling*) terhadap peningkatan nilai sensitivitas (*Recall*) model dalam mendeteksi kelas *Melanoma*?

3. Bagaimana konfigurasi hiperparameter optimal yang dapat meningkatkan nilai *Recall* pada model?

D. Batasan Masalah

Batasan masalah yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Penelitian difokuskan pada klasifikasi biner citra *dermoskopi*, yaitu *Melanoma* dan *Nevus*, menggunakan arsitektur *MobileNetV3-Small*.
2. Menggunakan *dataset HAM10000* dari arsip ISIC.
3. Penelitian ini tidak mencakup deteksi atau klasifikasi jenis penyakit kulit lainnya di luar dua kelas melanoma dan nevus.
4. Implementasi menggunakan bahasa pemrograman Python dengan *framework PyTorch*.
5. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi akurasi, *Recall*, presisi, *F1-Score*, *confusion matrix* dan *AUC (Area Under the Curve)*
6. Penelitian ini hanya menggunakan model *MobileNetV3-Small*

E. Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dipaparkan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah:

1. Mengimplementasikan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* berbasis *MobileNetV3* untuk melakukan klasifikasi biner pada citra *dermoskopi Melanoma* dan *Nevus* menggunakan *dataset HAM10000*.
2. Menerapkan strategi penanganan ketidakseimbangan data guna meningkatkan nilai *Recall* model dalam mendeteksi kelas *Melanoma*.
3. Melakukan optimasi hiperparameter menggunakan metode pencarian otomatis untuk mendapatkan konfigurasi terbaik yang menghasilkan nilai *Recall* (Sensitivitas) *Melanoma* yang optimal tanpa mengorbankan presisi yang signifikan.

F. Manfaat Penelitian

Manfaat Penelitian yang diharapkan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Manfaat Teoritis: Memberikan kontribusi pada literatur ilmiah mengenai efektivitas arsitektur *lightweight* (*MobileNetV3*) dalam pengolahan citra medis dalam data yang tidak seimbang. Hasil penelitian ini dapat dijadikan referensi untuk pengembangan model *Deep Learning* yang hemat secara komputasi untuk skenario deteksi dini kelas binerm melanoma dan nevus.
2. Manfaat Praktis: Menghasilkan sebuah aplikasi dan *prototipe model* klasifikasi *Melanoma* yang memiliki tingkat sensitivitas tinggi dan efisien secara komputasi. Model ini dapat menjadi fondasi teknis bagi pengembangan sistem deteksi dini berbasis perangkat *mobile*.

DAFTAR PUSTAKA

- Al-Asadi, M. A., & Altun, A. (2022). Deep learning with SMOTE techniques for improved skin lesion classification on unbalanced data. *Selcuk University Journal of Engineering Sciences*, 21(03), 97–104. <http://sujes.selcuk.edu.tr>
- Alotaibi, A., & AlSaeed, D. (2025). Skin Cancer Detection Using Transfer Learning and Deep Attention Mechanisms. *Diagnostics*, 15(1). <https://doi.org/10.3390/diagnostics15010099>
- Bill Kromydas. (2023, January 18). *Convolutional Neural Network: A Complete Guide*. <https://learnopencv.com/understanding-convolutional-neural-networks-cnn/>
- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O., & Kegelmeyer, W. P. (2002). SMOTE: Synthetic Minority Over-sampling Technique. In *Journal of Artificial Intelligence Research* (Vol. 16).
- Deng, J., Dong, W., Socher, R., Li, L.-J., Li, K., & Fei-Fei, L. (2009). ImageNet: A large-scale hierarchical image database. *2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 248–255. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848>
- Ghosh, K., Bellinger, C., Corizzo, R., Branco, P., Krawczyk, B., & Japkowicz, N. (2024). The class imbalance problem in deep learning. *Machine Learning*, 113(7), 4845–4901. <https://doi.org/10.1007/s10994-022-06268-8>
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.
- Hicks, S. A., Strümke, I., Thambawita, V., Hammou, M., Riegler, M. A., Halvorsen, P., & Parasa, S. (2022). On evaluation metrics for medical applications of artificial intelligence. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-09954-8>
- Howard, A., Sandler, M., Chu, G., Chen, L.-C., Chen, B., Tan, M., Wang, W., Zhu, Y., Pang, R., Vasudevan, V., Le, Q. V., & Adam, H. (2019). *Searching for MobileNetV3*. <http://arxiv.org/abs/1905.02244>
- Ismail, J., Tanti, L., & Wanayumini, W. (2025). DEVELOPMENT OF SKIN CANCER PIGMENT IMAGE CLASSIFICATION USING A COMBINATION OF MOBILENETV2 AND CBAM. *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan Dan Teknologi Komputer)*, 10(4), 770–780. <https://doi.org/10.33480/jitk.v10i4.6541>
- Javid, M. A., Shahzad, M. S., Shehzad, H. M. F., Razzaq, S., Ali, S., Shah, D., & Tahir, M. (2025). DSSCC net enhanced skin cancer classification using SMOTE

- Tomek and optimized convolutional neural network. *Scientific Reports*, 15(1).
<https://doi.org/10.1038/s41598-025-25428-z>
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2017). *Adam: A Method for Stochastic Optimization*.
<http://arxiv.org/abs/1412.6980>
- Kumar Lilhore, U., Simaiya, S., Sharma, Y. K., Kaswan, K. S., Rao, K. B. V. B., Rao, V. V. R. M., Baliyan, A., Bijalwan, A., & Alroobaea, R. (2024). A precise model for skin cancer diagnosis using hybrid U-Net and improved MobileNet-V3 with hyperparameters optimization. *Scientific Reports*, 14(1).
<https://doi.org/10.1038/s41598-024-54212-8>
- Lin, T.-Y., Goyal, P., Girshick, R. B., He, K., & Dollár, P. (2017). Focal Loss for Dense Object Detection. *CoRR*, abs/1708.02002. <http://arxiv.org/abs/1708.02002>
- Mamun, A. Al, Ray, P. C., Nasib, M. R. U., Das, A., Uddin, J., & Absur, M. N. (2025). *Optimizing Deep Learning for Skin Cancer Classification: A Computationally Efficient CNN with Minimal Accuracy Trade-Off*. <http://arxiv.org/abs/2505.21597>
- Mateen, M., Hayat, S., Arshad, F., Gu, Y.-H., & Al-antari, M. A. (2024). Hybrid Deep Learning Framework for Melanoma Diagnosis Using Dermoscopic Medical Images. *Diagnostics*, 14(19). <https://doi.org/10.3390/diagnostics14192242>
- Naseri, H., & Safaei, A. A. (2025). Diagnosis and prognosis of melanoma from dermoscopy images using machine learning and deep learning: a systematic literature review. In *BMC Cancer* (Vol. 25, Number 1). BioMed Central Ltd.
<https://doi.org/10.1186/s12885-024-13423-y>
- Nguyen, V. D., Bui, N. D., & Do, H. K. (2022). Skin Lesion Classification on Imbalanced Data Using Deep Learning with Soft Attention. *Sensors*, 22(19).
<https://doi.org/10.3390/s22197530>
- Oktoeberza, W. K., Rahman, M. F. Al, Vasiguhamiaz, A., Huda, W. N., Mainil, A. K., & Sari, J. P. (2025). Comparative Study of Deep Learning Models to Classify of Multi-Class Skin Cancer on Imbalanced Data. *Jurnal Nasional Pendidikan Teknik Informatika (JANAPATI)*, 14(2), 421–431.
<https://doi.org/10.23887/janapati.v14i2.85544>
- Pan, S. J., & Yang, Q. (2010). A Survey on Transfer Learning. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 22(10), 1345–1359.
<https://doi.org/10.1109/TKDE.2009.191>
- Prechelt, L. (1998). Early Stopping - But When? In G. B. Orr & K.-R. Müller (Eds.), *Neural Networks: Tricks of the Trade* (pp. 55–69). Springer Berlin Heidelberg.
https://doi.org/10.1007/3-540-49430-8_3
- Qin, D., Lechner, C., Delakis, M., Fornoni, M., Luo, S., Yang, F., Wang, W., Banbury, C., Ye, C., Akin, B., Aggarwal, V., Zhu, T., Moro, D., & Howard, A.

- (2024). *MobileNetV4 -- Universal Models for the Mobile Ecosystem*. <http://arxiv.org/abs/2404.10518>
- Raschka, S. (2020). *Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning*. <http://arxiv.org/abs/1811.12808>
- Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, 6(1), 60. <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0>
- Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R. L., Laversanne, M., Soerjomataram, I., Jemal, A., & Bray, F. (2021). Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, 71(3), 209–249. <https://doi.org/https://doi.org/10.3322/caac.21660>
- Tan, C., Sun, F., Kong, T., Zhang, W., Yang, C., & Liu, C. (2018). A Survey on Deep Transfer Learning. In V. Kůrková, Y. Manolopoulos, B. Hammer, L. Iliadis, & I. Maglogiannis (Eds.), *Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2018* (pp. 270–279). Springer International Publishing.
- Tschandl, P., Rosendahl, C., & Kittler, H. (2018). Data descriptor: The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. *Scientific Data*, 5. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.161>
- Vakalopoulou, M., Christodoulidis, S., Burgos, N., Colliot, O., & Lepetit, V. (2023). Deep Learning: Basics and Convolutional Neural Networks (CNNs). In *Neuromethods* (Vol. 197, pp. 77–115). Humana Press Inc. https://doi.org/10.1007/978-1-0716-3195-9_3
- Yosinski, J., Clune, J., Bengio, Y., & Lipson, H. (2014). *How transferable are features in deep neural networks?* <http://arxiv.org/abs/1411.1792>
- Zhang, Y., Ostrowski, S. M., & Fisher, D. E. (2024). Nevi and Melanoma. In *Hematology/Oncology Clinics of North America* (Vol. 38, Number 5, pp. 939–952). W.B. Saunders. <https://doi.org/10.1016/j.hoc.2024.05.005>