

Tugas Mata Kuliah

Rekayasa Fitur dan Pengenalan Pola (RFPP)

Klasifikasi Melanoma dengan Pendekatan *Hand-crafted Features*
dan Pemelajaran Mesin

Khalilullah Al Faath

NIU: 566643

Magister Ilmu Komputer



Universitas Gadjah Mada
Semester Gasal 2025/2026

Daftar Isi

1	Pendahuluan	1
2	Metode	2
2.1	Akuisisi	3
2.2	<i>Pre-processing</i>	4
2.3	Segmentasi	6
2.3.1	<i>Thresholding</i> dengan Otsu	6
2.3.2	Cek Intensitas Pusat dan Inversi Masker	7
2.3.3	Memilih Objek Terbesar di Pusat	7
2.3.4	Simpan Mask Akhir	7
3	Hasil dan Pembahasan	8
3.1	Dataset yang digunakan	8
3.2	Lingkungan pengujian	8
3.3	Hasil	8
3.4	Diskusi	8
4	Kesimpulan	8

Daftar Gambar

1	Karakteristik Melanoma	1
2	Diagram alir metode yang dilakukan	3
3	Contoh citra yang ada pada Dataset ISIC 2016 Task 3.	3
4	Contoh citra <i>benign</i> dan <i>malignant</i>	4
5	Diagram alir pra-pemrosesan.	5
6	(1) Konversi ke Grayscale; (2) Menambahkan <i>salt and pepper noise</i> ; (3) Menerapkan <i>Iterative median filtering</i>	6
7	Diagram alir segmentasi.	6
8	Diagram alir Otsu.	7
9	Contoh hasil segmentasi citra dermoskopik: (a) berhasil, (b) gagal.	7

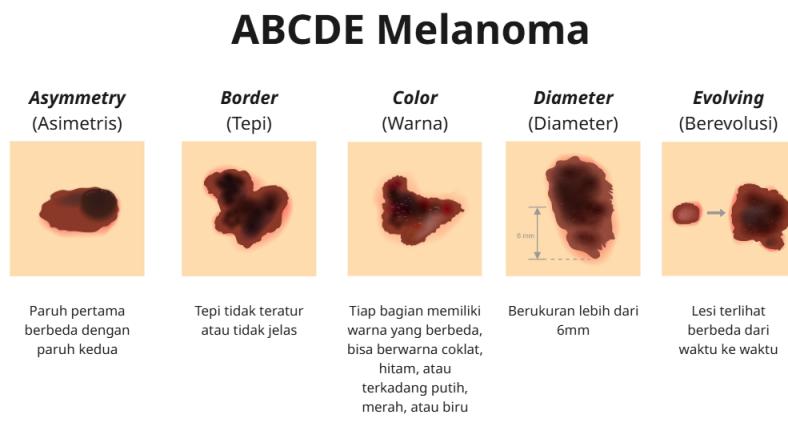
Daftar Tabel

1 Pendahuluan

Melanoma maligna merupakan bentuk neoplasma kulit yang paling mematikan yang merupakan hasil transformasi melanosit, yaitu sel yang berasal dari *neural crest*. Karena asal-usul embriologisnya, melanoma tidak hanya terbatas pada kulit, tetapi juga dapat berkembang di lokasi lain tempat sel *neural crest* bermigrasi, seperti traktus gastrointestinal, otak, dan mata (melanoma okular). Secara patofisiologis, perkembangan melanoma sangat dipengaruhi oleh faktor lingkungan (terutama paparan radiasi UV), genetik (seperti mutasi pada gen BRAF, CDKN2A, CDK4), dan imunologis [1].

Urgensi pengembangan sistem deteksi dan klasifikasi melanoma didasari oleh tren peningkatan insiden dan risiko fatalitas yang yang tinggi. Berdasarkan data *National Cancer Institute (NCI) Surveillance, Epidemiology, and End Results (SEER)*, (1) melanoma kini merupakan kanker ganas yang paling umum yang terjadi di pria dan wanita, (2) pada tahun 2023, diperkirakan terdapat 97.000 kasus baru di Amerika Serikat dengan estimasi 7.990 kematian [2], (3) Tingkat kelangsungan hidup relatif 5 tahun (5-year relative survival rate) sangat bergantung pada stadium saat diagnosis: pasien dengan melanoma stadium 0 (in-situ) memiliki tingkat kelangsungan hidup mencapai 97% hingga 100%. Sebaliknya, angka ini menurun drastis menjadi sekitar 30% hingga 52% bagi pasien yang terdiagnosis pada stadium IV (metastatik) [1], (4) di Indonesia, pada tahun 2020, angka kasus kanker kulit mencapai 18.000 kasus dengan angka kematian sekitar 3.000 [3].

Deteksi dini melanoma dapat dilakukan dengan menggunakan metode jembatan keledai "ABCDE", yaitu "A" untuk *Asymmetry* atau asimetris, "B" untuk *Border* atau tepi, "C" untuk *color* atau warna, "D" untuk *Diameter*, dan "E" untuk *Evolving* atau berevolusi [1]. Gambar 1 menggambarkan karakteristik khusus dari melanoma.



Gambar 1: Karakteristik Melanoma

Pengembangan sistem *Computer-Aided Diagnosis (CAD)* untuk deteksi melanoma telah menjadi fokus penelitian intensif dalam beberapa dekade terakhir. Secara garis besar, penelitian-penelitian sebelumnya dapat dikelompokkan menjadi dua pendekatan

utama: metode berbasis ekstraksi fitur manual atau (*hand-crafted features*) dan metode berbasis pemelajaran dalam atau *Deep Learning*.

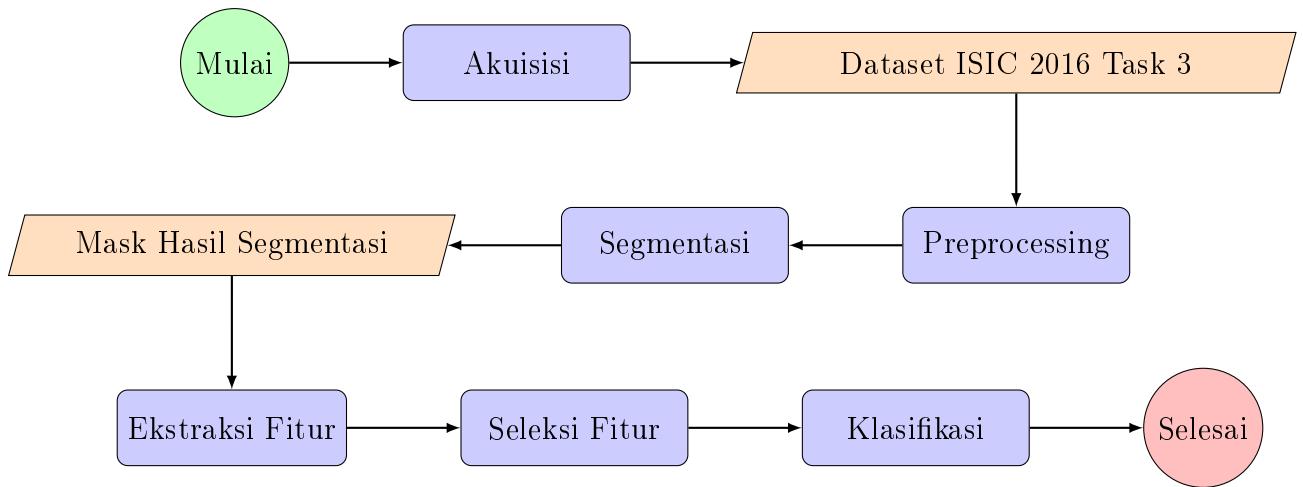
Pendekatan ekstraksi manual Pendekatan pertama, yaitu metode ekstraksi fitur manual, berfokus pada pemodelan karakteristik visual melanoma berdasarkan pengetahuan klinis dan aturan morfologi. Pada pendekatan ini, proses analisis citra dilakukan melalui tahapan pra-pemrosesan, segmentasi lesi, dan ekstraksi fitur berbasis ciri geometris, tekstur, atau warna. Contohnya termasuk penggunaan fitur statistik orde pertama, *Histogram of Oriented Gradients (HOG)*, *Local Binary Patterns (LBP)*, momen bentuk, hingga parameter geometrik seperti asimetri, *compactness*, dan *eccentricity*. Pendekatan ini memiliki keunggulan berupa interpretabilitas yang tinggi karena parameter yang dianalisis selaras dengan kriteria klinis seperti aturan ABCDE. Namun, performanya sangat bergantung pada kualitas segmentasi dan sensitivitas model terhadap variasi perangkat fotografi, pencahayaan, serta keberadaan artefak seperti rambut, bayangan, dan variasi kulit [4], [5], [6].

Pendekatan pemelajaran dalam Sebaliknya, pendekatan berbasis pemelajaran dalam (*Deep Learning*) memanfaatkan jaringan saraf tiruan berlapis banyak, khususnya *Convolutional Neural Network (CNN)*, untuk mengekstraksi representasi fitur secara otomatis tanpa memerlukan desain fitur manual oleh pakar. Model seperti ResNet, EfficientNet, dan Vision Transformer (ViT) telah menunjukkan performa unggul dalam kompetisi internasional seperti International Skin Imaging Collaboration (ISIC). Keunggulan utama pendekatan ini adalah kemampuannya untuk belajar dari data berskala besar, mengurangi ketergantungan pada pra-pemrosesan, serta meningkatkan robustnes terhadap variasi pola, warna, dan tekstur lesi kulit. Namun, tantangannya mencakup kebutuhan dataset besar yang teranotasi dengan baik, risiko bias algoritmik akibat ketidakseimbangan distribusi data (misalnya warna kulit pasien), serta keterbatasan interpretabilitas (*black-box problem*) [7], [8], [9].

Klasifikasi melanoma yang dilakukan pada tugas ini dilakukan dengan menggunakan ekstraksi fitur manual dengan model pemelajaran mesin *Support Vector Machine (SVM)*.

2 Metode

Bagian ini menjelaskan alur langkah yang dilakukan pada tugas ini. Gambar 2 menunjukkan alur langkah metode yang diusulkan.



Gambar 2: Diagram alir metode yang dilakukan

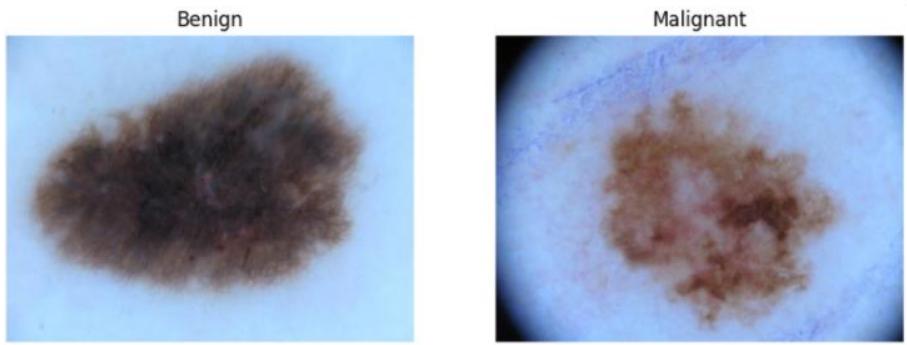
2.1 Akuisisi

Dataset yang digunakan pada tugas ini adalah Dataset ISIC 2016 Task 3.¹ Dataset ini merupakan himpunan citra dermoskopik yang digunakan untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi lesi kulit menjadi dua kategori, yaitu *benign* (non-malignant) dan *malignant*. Gambar 3 menunjukkan contoh data yang ada pada Dataset, sementara Gambar 4 menunjukkan contoh citra berlabel *benign* dan *malignant*.



Gambar 3: Contoh citra yang ada pada Dataset ISIC 2016 Task 3.

¹Dataset ini dapat diunduh di pranala berikut <https://challenge.isic-archive.com/landing/2016/39/>



Gambar 4: Contoh citra *benign* dan *malignant*.

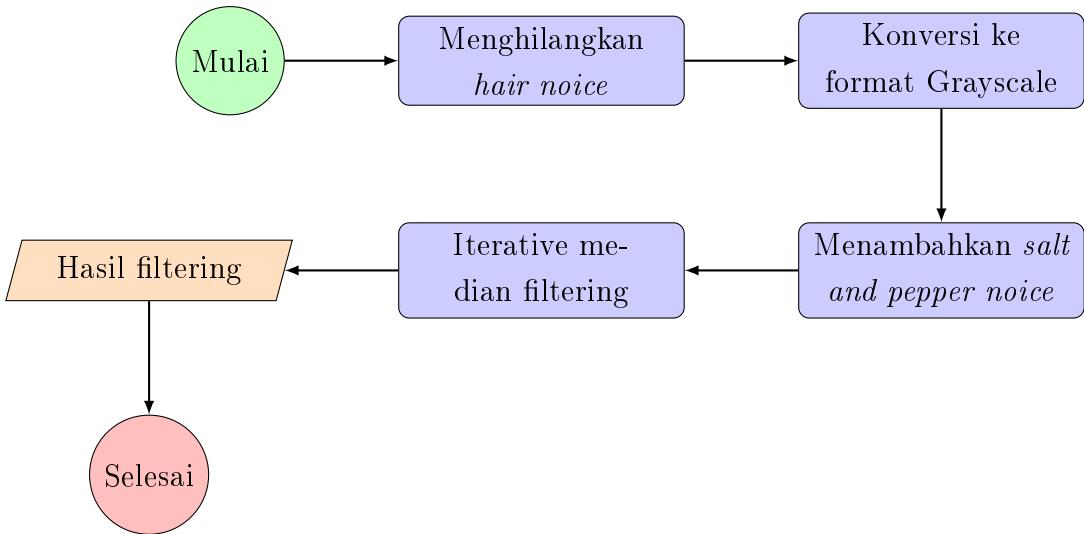
Dataset pelatihan terdiri atas 900 citra lesi kulit dalam format JPEG dengan resolusi bervariasi. Setiap citra dinamai menggunakan pola `ISIC_<image_id>.jpg` dengan tujuh digit pengenal unik. Berkas pelatihan dilengkapi dengan *Training Ground Truth* berupa sebuah berkas CSV yang memuat dua kolom: (1) `image_id` yang sesuai dengan nama berkas citra, dan (2) label diagnosis definitif (*benign* atau *malignant*) yang ditentukan berdasarkan konsensus pakar serta laporan patologi.

Selain itu, disediakan pula seperangkat *Test Data* yang terdiri dari 379 citra dengan format yang sama. Berbeda dengan data pelatihan, data uji tidak disertai label kebenaran untuk menjaga objektivitas evaluasi. Pada proses kompetisi aslinya, peserta diminta mengunggah hasil prediksi dalam format CSV dua kolom berisi `image_id` dan skor probabilistik dalam rentang [0.0, 1.0], dengan nilai di atas 0.5 mengindikasikan prediksi *malignant* [10].

Dapat dilihat pada Gambar 3 terdapat beberapa jenis *noise* yang dapat diidentifikasi, yaitu *border noise*, *hair noise*, dan *object noise*.

2.2 *Pre-processing*

Setelah mendapatkan Dataset, dilakukan *pre-processing* atau pra-pemrosesan untuk menghilangkan sebagian *noise*. Gambar 5 menunjukkan langkah-langkah pra-pemrosesan yang dilakukan.

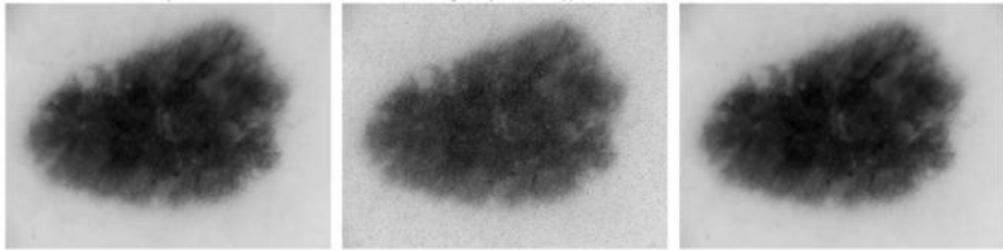


Gambar 5: Diagram alir pra-pemrosesan.

Setiap tahap pra-pemrosesan memiliki tujuan spesifik untuk mempersiapkan citra sebelum dilakukan segmentasi dengan mengikuti alur dari penelitian Jaseema Yasmin dan Mohamed Sadiq [11].

1. **Menghilangkan *hair noise*:** Pada citra dermoskopik, rambut yang menutupi lesi dapat mengganggu analisis dan segmentasi. Oleh karena itu, rambut dihilangkan menggunakan operasi morfologi *black-hat* yang diikuti dengan *inpainting* untuk menutupi area rambut dengan piksel sekitarnya, sehingga citra menjadi lebih bersih.
2. **Konversi ke format Grayscale:** Citra RGB dikonversi menjadi citra intensitas (grayscale) untuk menyederhanakan data dan mengurangi kompleksitas komputasi. Dengan ini, analisis selanjutnya hanya fokus pada intensitas piksel, sehingga pengaruh variasi warna yang tidak relevan dapat diminimalkan.
3. **Menambahkan *salt and pepper noise*:** Tahap ini dilakukan untuk menyiapkan citra dalam kondisi yang memungkinkan pengujian ketahanan metode filter. Noise buatan ditambahkan pada citra grayscale agar metode *iterative median filtering* dapat diuji efektivitasnya dalam menghilangkan noise dan mempertahankan tepi lesi.
4. **Iterative Median Filtering:** Citra yang telah diberi noise kemudian difilter menggunakan metode median secara iteratif. Filter median efektif untuk menghilangkan noise impulsif (*salt and pepper*) tanpa merusak kontur objek penting. Proses iteratif memastikan noise tersisa dapat dihilangkan secara bertahap, sambil mempertahankan detail lesi.
5. **Hasil Filtering:** Tahap ini menghasilkan citra yang bersih dari noise, dengan kontur lesi tetap terjaga. Citra hasil ini siap digunakan untuk tahap segmentasi dan ekstraksi fitur selanjutnya.

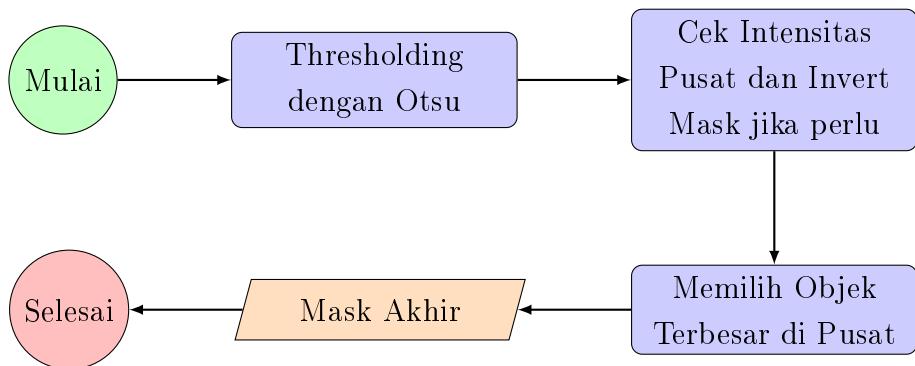
Gambar 6 memperlihatkan contoh hasil tiap tahap filtering pada citra dermoskopik.



Gambar 6: (1) Konversi ke Grayscale; (2) Menambahkan *salt and pepper noise*; (3) Menerapkan *Iterative median filtering*

2.3 Segmentasi

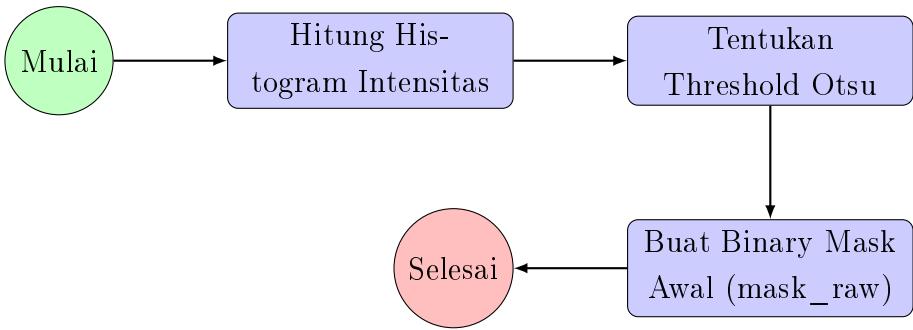
Setelah pra-pemrosesan, didapatkan citra hasil filtering yang siap untuk disegmentasi. Gambar 7 menunjukkan tahapan segmentasi yang dilakukan.



Gambar 7: Diagram alir segmentasi.

2.3.1 *Thresholding* dengan Otsu

Citra hasil pra-pemrosesan difilter menggunakan metode threshold otomatis Otsu (*Otsu's method*) untuk menghasilkan *binary mask* awal (*mask_raw*). *Threshold* Otsu secara adaptif menentukan nilai ambang yang memisahkan piksel gelap (lesi) dan terang (kulit) berdasarkan histogram intensitas, sehingga tidak perlu menentukan *threshold* secara manual.



Gambar 8: Diagram alir Otsu.

2.3.2 Cek Intensitas Pusat dan Inversi Masker

Untuk memastikan lesi berada di area foreground (nilai putih pada mask), intensitas piksel di pusat citra dicek. Jika rata-rata intensitas pusat kurang dari 127, maka *mask* dibalik (`cv2.bitwise_not`) sehingga objek lesi menjadi foreground. Langkah ini mencegah kesalahan orientasi mask yang bisa memengaruhi tahap berikutnya.

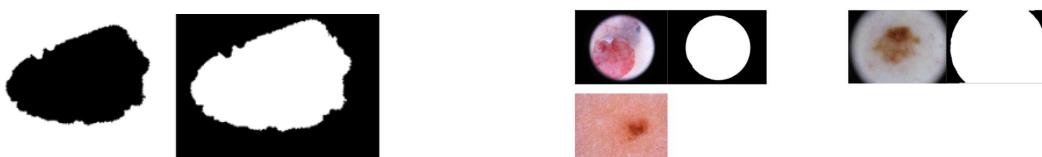
2.3.3 Memilih Objek Terbesar di Pusat

Setelah inversi, semua objek pada mask diperiksa. Fungsi `keep_center_object_only` digunakan untuk memilih objek terbesar yang berada di sekitar pusat citra, sementara objek kecil atau noise di pinggiran diabaikan. Hal ini memastikan hanya lesi utama yang akan dianalisis.

2.3.4 Simpan Mask Akhir

Mask akhir (`final_mask`) yang sudah dibersihkan dan hanya menyisakan lesi utama kemudian disimpan sebagai file gambar. Selain itu, luas area objek utama dicatat (`contour_area`) sebagai informasi tambahan untuk analisis selanjutnya.

Gambar 9 menunjukkan hasil dari tahap segmentasi yang dilakukan.



Gambar 9: Contoh hasil segmentasi citra dermoskopik: (a) berhasil, (b) gagal.

3 Hasil dan Pembahasan

3.1 Dataset yang digunakan

3.2 Lingkungan pengujian

3.3 Hasil

3.4 Diskusi

4 Kesimpulan

Berdasarkan hasil dan analisis yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa:

Kode tersedia pada *repository* GitHub <https://github.com/khalilullahalfaath/RFPP---Melanoma-Classification-Handcrafted-Features->.

Daftar Pustaka

- [1] J. B. Heistein, U. Acharya, dan S. K. R. Mukkamalla, “Malignant melanoma,” in *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2025. Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK470409/>
- [2] R. L. Siegel, K. D. Miller, N. S. Wagle, dan A. Jemal, “Cancer statistics, 2023,” *CA: a cancer journal for clinicians*, vol. 73, no. 1, hlm. 17–48, Jan. 2023, ISSN: 1542-4863. DOI: 10.3322/caac.21763
- [3] Primaya Hospital Editor. “Kanker kulit : Pentingnya memahami risiko dan mencegahnya,” Primaya Hospital. in collab. with Shalina Sebayang, Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://primayahospital.com/kulit-dan-kelamin/risiko-kanker-kulit/>
- [4] P. P. Tumpa dan M. A. Kabir, “An artificial neural network based detection and classification of melanoma skin cancer using hybrid texture features,” *Sensors International*, vol. 2, p. 100 128, Jan. 1, 2021, ISSN: 2666-3511. DOI: 10.1016/j.sintl.2021.100128 Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666351121000498>
- [5] R. Mahum dan S. Aladhadh, “Skin lesion detection using hand-crafted and DL-based features fusion and LSTM,” *Diagnostics*, vol. 12, no. 12, p. 2974, Nov. 28, 2022, ISSN: 2075-4418. DOI: 10.3390/diagnostics12122974 Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9777409/>
- [6] J.-A. Almaraz-Damian dkk. “Melanoma and nevus skin lesion classification using handcraft and deep learning feature fusion via mutual information measures,” *Entropy*, vol. 22, no. 4, Apr. 23, 2020, Company: Multidisciplinary Digital Publishing Institute Distributor: Multidisciplinary Digital Publishing Institute Institution: Multidisciplinary Digital Publishing Institute Label: Multidisciplinary Digital Publishing Institute Publisher: publisher, ISSN: 1099-4300. DOI: 10.3390/e22040484 Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1099-4300/22/4/484>
- [7] A. Esteva dkk. “Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks,” *Nature*, vol. 542, no. 7639, hlm. 115–118, Feb. 2, 2017, ISSN: 0028-0836, 1476-4687. DOI: 10.1038/nature21056 Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://www.nature.com/articles/nature21056>
- [8] Y. Li dan L. Shen, *Skin lesion analysis towards melanoma detection using deep learning network*, Nov. 22, 2017. DOI: 10.48550/arXiv.1703.00577 arXiv: 1703.00577[cs]. Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1703.00577>

- [9] Y. Wu, B. Chen, A. Zeng, D. Pan, R. Wang, dan S. Zhao, “Skin cancer classification with deep learning: A systematic review,” *Frontiers in Oncology*, vol. 12, p. 893 972, Jul. 13, 2022, ISSN: 2234-943X. DOI: 10 . 3389 / fonc . 2022 . 893972 Accessed: Dec. 8, 2025. [Online]. Available: <https://PMC.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC9327733/>
- [10] ISIC Committee. “ISIC challenge,” ISIC 2016 Challenge - Task 3: Lesion Classification [Closed], Accessed: Dec. 10, 2025. [Online]. Available: <https://challenge.isic-archive.com/landing/2016/39/>
- [11] Jaseema Yasmin dan Mohamed Sadiq, “An improved iterative segmentation algorithm using canny edge detector with iterative median filter for skin lesion border detection,” *International Journal of Computer Applications*, vol. 50, no. 6, hlm. 37–42, Jul. 28, 2012, ISSN: 09758887. DOI: 10 . 5120/7779-0865 Accessed: Dec. 10, 2025. [Online]. Available: <http://research.ijcaonline.org/volume50/number6/pxc3880865.pdf>