

Analisis Performa Model CNN Pada Identifikasi Awal Penyakit Kanker Kulit

Deisya Dzakiyyah Rahmawati¹, Faisal Muttaqin^{2*}, Chrystia Aji Putra³

¹Informatika/Ilmu Komputer
UPN “Veteran” Jawa Timur

¹22081010087@student.upnjatim.ac.id

²Informatika/Ilmu Komputer
UPN “Veteran” Jawa Timur

^{2*}faisalmuttaqin.if@upnjatim.ac.id

³Informatika/Ilmu Komputer
UPN “Veteran” Jawa Timur

³ajiputra@upnjatim.ac.id

Abstrak— Kanker kulit merupakan salah satu jenis kanker yang banyak disebabkan oleh paparan radiasi ultraviolet (UV) dan memerlukan deteksi dini untuk meningkatkan peluang penanganan. Perkembangan *Deep Learning*, khususnya *Convolutional Neural Network* (CNN), memberikan alternatif dalam membantu proses klasifikasi citra medis secara cepat dan akurat. Penelitian ini bertujuan menganalisis performa arsitektur EfficientNetV2-S dalam mengidentifikasi kanker kulit berdasarkan citra yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*. Dataset yang digunakan berasal dari Mendeley Data sebanyak 20.000 citra, yang dibagi menjadi data *training* (60%), *validation* (20%), dan *testing* (20%). Proses pelatihan menerapkan metode *transfer learning* dengan optimizer AdamW, fungsi *Cross Entropy Loss*, ukuran citra 224×224 piksel, *batch size* 16, *learning rate* 0,0001, dan 32 *epoch*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S memperoleh nilai *accuracy* sebesar 94,05%, *precision* 97,72%, *recall* 90,20%, *F1-score* 93,81%, dan ROC-AUC 98,95%. Selain itu, kurva *accuracy* dan *loss* menunjukkan proses pelatihan yang stabil dengan kecenderungan *overfitting* yang rendah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S mampu memberikan performa yang baik dalam mengidentifikasi kanker kulit sehingga berpotensi mendukung proses deteksi dini berbasis kecerdasan buatan.

Kata kunci— EfficientNetV2-S, Convolutional Neural Network (CNN), Kanker Kulit, Klasifikasi Citra, Deep Learning

Abstract— Skin cancer is one of the most common cancers caused by excessive exposure to ultraviolet (UV) radiation and requires early detection to improve treatment outcomes. Advances in Deep Learning, particularly Convolutional Neural Networks (CNN), have provided an effective approach for medical image classification. This study aims to evaluate the performance of the EfficientNetV2-S architecture in classifying skin cancer images into two categories: benign and malignant. The dataset was obtained from Mendeley Data and consists of 20,000 images, divided into training (60%), validation (20%), and testing (20%) sets. The model was trained using transfer learning with the AdamW optimizer, Cross Entropy Loss, an input size of 224×224 pixels, a batch size of 16, a learning rate of 0.0001, and 32 epochs. Experimental results achieved an accuracy of 94.05%, precision of 97.72%, recall of 90.20%, F1-score of 93.81%, and ROC-AUC of 98.95%. Furthermore, the accuracy and loss curves indicate a stable training process with minimal overfitting. These findings demonstrate that EfficientNetV2-S is capable of accurately classifying skin cancer images and has the potential to support AI-based early skin cancer detection.

Keywords— EfficientNetV2-S, Convolutional Neural Network, Skin Cancer, Image Classification, Deep Learning

I. PENDAHULUAN

Kanker kulit ditandai dengan pertumbuhan sel kulit yang tidak terkendali akibat radiasi ultraviolet (UV) sebagai penyebab utamanya. Penipisan lapisan ozon meningkatkan risiko ini karena radiasi UVB mengenai permukaan Bumi secara langsung, dan paparan sinar UV merusak DNA penyusun gen, menyebabkan sel berkembang menjadi kanker jika kerusakan tersebut parah[1]. Kanker kulit adalah kondisi yang ditandai oleh pertumbuhan sel kulit yang tidak terkendali. Penyakit ini menjadi perhatian karena prevalensinya yang cukup tinggi di Indonesia. Paparan radiasi ultraviolet diketahui sebagai faktor risiko utama yang dapat mengganggu fungsi dan kelangsungan hidup sel kulit[2].

Pengolahan citra medis telah sangat dipengaruhi oleh kemajuan AI, khususnya Deep Learning. Beberapa penelitian menunjukkan bahwa metode Deep Learning mengungguli metode tradisional dalam pengolahan citra, visi komputer, dan pengenalan pola[3]. Karena kemampuan untuk melakukan ekstraksi fitur citra secara otomatis dan efektif, *Convolutional Neural Network* (CNN) adalah salah satu metode yang paling umum digunakan. Untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi gambar medis, berbagai arsitektur CNN terus dikembangkan[4].

CNN merupakan metode *deep learning* yang efektif untuk analisis citra medis seperti MRI, CT Scan, dan X-ray. Melalui proses ekstraksi fitur otomatis pada lapisan konvolusi dan reduksi

dimensi pada lapisan pooling, CNN mampu menghasilkan klasifikasi, deteksi, dan segmentasi citra dengan akurasi yang tinggi[5]. Dengan menggunakan CNN dalam analisis citra medis, diagnosis yang cepat dan akurat dimungkinkan, mengatasi kelemahan diagnosis manual yang memakan waktu dan rentan terhadap kesalahan. Teknologi ini meningkatkan hasil kesehatan pasien secara keseluruhan melalui ekstraksi fitur otomatis[6].

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan metode yang sangat efektif dalam analisis citra dan klasifikasi kanker kulit, dengan tingkat akurasi yang dapat mencapai 99,50%. Kemampuan ini menjadikan CNN berpotensi membantu tenaga medis dalam mempercepat dan meningkatkan ketepatan diagnosis. Selain itu, penggunaan fungsi aktivasi ReLU pada arsitektur CNN turut mempercepat proses pelatihan model[7]. Teknik *Convolutional Neural Network* (CNN) telah menunjukkan kinerja yang baik dalam diagnosis penyakit berdasarkan citra lesi kulit. Salah satu arsitektur CNN yang banyak digunakan adalah EfficientNet, yang dikenal memiliki efisiensi tinggi dalam penggunaan parameter tanpa mengurangi akurasi. Pada penelitian sebelumnya, model EfficientNet-B0 mencapai akurasi sebesar 85,12% dan menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan beberapa model lain, seperti MobileNet dan InceptionV[8].

EfficientNet adalah arsitektur CNN yang mengutamakan keseimbangan antara akurasi dan efisiensi komputasi. Model ini memiliki beberapa varian, mulai dari EfficientNetV2-B0 hingga EfficientNetV2-XL, yang dapat dipilih sesuai kebutuhan performa dan sumber daya[9]. Hasil penelitian terdahulu menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S memiliki kinerja yang unggul dalam klasifikasi citra, dengan akurasi mencapai 98,20%. Model ini juga menunjukkan stabilitas performa yang baik antar kelas, ditunjukkan oleh nilai presisi dan *recall* yang tinggi, bahkan sempurna pada beberapa kategori[10].

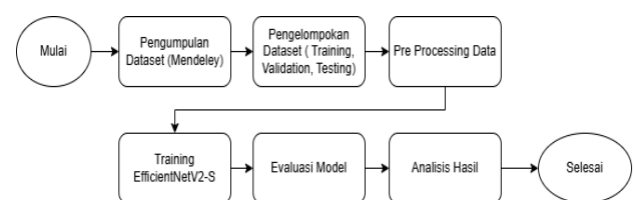
Berdasarkan uraian tersebut, arsitektur EfficientNetV2-S memiliki potensi yang besar dalam mendukung deteksi dini kanker kulit melalui analisis citra medis. Meskipun telah

menunjukkan performa yang baik pada berbagai tugas klasifikasi citra, diperlukan evaluasi lebih lanjut terhadap kemampuannya dalam mengklasifikasikan kanker kulit ke dalam kategori *benign* dan *malignant*.

Oleh karena itu, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi performa model EfficientNetV2-S menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *ROC-AUC* guna menilai tingkat akurasi serta kemampuan generalisasinya. Hasil penelitian diharapkan dapat menjadi alternatif metode berbasis kecerdasan buatan untuk mendukung deteksi dini kanker kulit secara cepat dan akurat, serta menjadi referensi bagi pengembangan penelitian lanjutan terkait penerapan *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam klasifikasi citra medis.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi penelitian menjelaskan tahapan yang dilakukan dalam proses klasifikasi citra kanker kulit menggunakan arsitektur EfficientNetV2-S. Tahapan penelitian dimulai dari pengumpulan dataset, pembagian data menjadi data pelatihan, validasi, dan pengujian, kemudian dilakukan preprocessing citra sebelum proses pelatihan model menggunakan metode transfer learning. Selanjutnya, model dievaluasi menggunakan data testing dengan beberapa metrik evaluasi untuk mengetahui performa klasifikasi. Alur penelitian secara keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Data penelitian diperoleh dari dataset kanker kulit yang tersedia pada platform Mendeley Data. Dataset terdiri dari 20.000 citra yang terbagi ke dalam dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*. Kelas *benign* merupakan lesi kulit yang bersifat jinak, sedangkan kelas *malignant* merupakan lesi kulit ganas yang berpotensi menjadi kanker kulit. Dataset ini digunakan sebagai data pelatihan dan

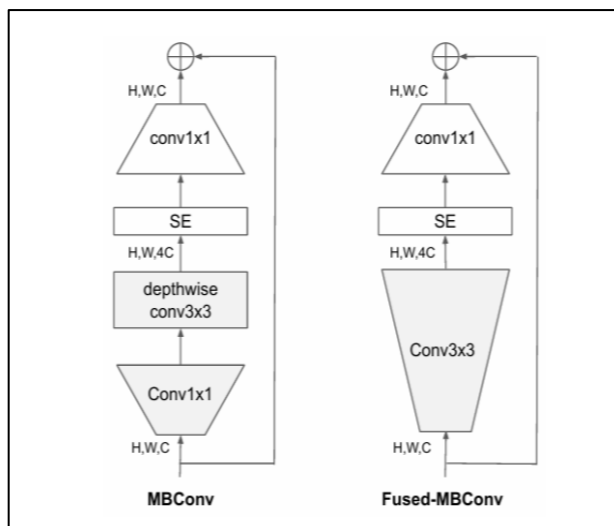
pengujian model CNN dalam proses identifikasi awal kanker kulit.

B. Pengelompokan Data

Dataset kanker kulit yang diperoleh dari Mendeley Data terdiri dari 20.000 citra yang terbagi ke dalam dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*. Masing-masing kelas memiliki jumlah data yang seimbang, yaitu 10.000 citra *benign* dan 10.000 citra *malignant*. Dataset kemudian dibagi menjadi tiga subset, yaitu data *training*, *validation*, dan *testing*. Pada data *training* terdapat 12.000 citra yang terdiri dari 6.000 citra *benign* dan 6.000 citra *malignant*.

Data *validation* berjumlah 4.000 citra dengan masing-masing 2.000 citra pada setiap kelas. Sementara itu, data *testing* juga terdiri dari 4.000 citra, yaitu 2.000 citra *benign* dan 2.000 citra *malignant*. Pembagian dataset dilakukan untuk membantu proses pelatihan, validasi, dan pengujian model CNN agar performa klasifikasi kanker kulit dapat dievaluasi secara optimal.

C. Arsitektur Model CNN



Gambar 2. Arsitektur EfficientNetV2-S

Berdasarkan gambar 1 EfficientNetV2-S merupakan salah satu varian EfficientNetV2 yang dirancang untuk mengoptimalkan kecepatan pelatihan, efisiensi parameter, dan akurasi. Arsitekturnya mengombinasikan blok Fused-MBConv pada lapisan awal dan MBConv pada lapisan yang lebih dalam untuk meningkatkan efisiensi komputasi. Dengan

sekitar 22 juta parameter, EfficientNetV2-S tetap mampu memberikan performa yang tinggi, dengan akurasi mencapai 83,9% pada dataset ImageNet[9].

Dalam proses kerjanya, EfficientNetV2-S menerima citra sebagai masukan dan mengekstraksi fitur secara bertahap menggunakan blok Fused-MBConv dan MBConv. Fitur yang dihasilkan kemudian diringkas melalui lapisan Global Average Pooling untuk mengurangi dimensi tanpa menambah parameter secara signifikan. Selanjutnya, lapisan dropout diterapkan untuk mengurangi risiko *overfitting* sebelum fitur diteruskan ke lapisan klasifikasi guna menentukan kelas citra. Selama proses pelatihan, model juga menerapkan metode *progressive learning*, yaitu meningkatkan ukuran citra dan regularisasi secara bertahap sehingga proses pelatihan menjadi lebih efisien dengan kemampuan generalisasi yang tetap baik[11].

D. Proses Training

Setelah tahap preprocessing selesai dilakukan, langkah berikutnya adalah proses training model menggunakan arsitektur EfficientNetV2-S. Proses pelatihan bertujuan agar model mampu mempelajari pola dan karakteristik citra kanker kulit pada kelas *benign* dan *malignant* berdasarkan dataset yang telah disiapkan sebelumnya.

Setelah tahap *preprocessing* selesai dilakukan, proses selanjutnya adalah pelatihan model menggunakan arsitektur EfficientNetV2-S. Tahap ini bertujuan agar model mampu mempelajari pola dan karakteristik citra kanker kulit berdasarkan dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*, sehingga dapat melakukan proses klasifikasi secara akurat.

Pelatihan model menerapkan metode transfer learning dengan memanfaatkan bobot awal (*pre-trained weights*) yang telah dilatih pada dataset berskala besar. Pendekatan ini memungkinkan proses pembelajaran berlangsung lebih cepat, meningkatkan kemampuan ekstraksi fitur, serta menghasilkan performa klasifikasi yang lebih baik dibandingkan pelatihan model dari awal (*training from scratch*).

Berdasarkan Tabel 1, proses pelatihan menggunakan ukuran citra masukan sebesar 224×224 piksel, optimizer AdamW, Cross Entropy Loss sebagai fungsi loss, batch size 16, epoch 32, serta learning rate sebesar 0,0001. Selama proses pelatihan, model dievaluasi pada setiap epoch menggunakan data validasi untuk memantau perkembangan nilai *accuracy* dan *loss*. Pengaturan hyperparameter tersebut dipilih untuk memperoleh proses pelatihan yang stabil, mempercepat konvergensi model, serta meningkatkan kemampuan generalisasi dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit.

Tabel 1. Parameter training

Parameter	Nilai
Arsitektur Model	EfficientNetV2-S
Ukuran Input	224x224
Optimizer	AdamW
Loss Function	Cross Entropy Loss
Batch Size	16
Epoch	32
Learning Rate	0.0001
Metode	Transfer Learning

E. Evaluasi Model

Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kemampuan EfficientNetV2-S dalam mengklasifikasikan citra kanker kulit ke dalam dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*. Proses evaluasi menggunakan data *testing* yang tidak terlibat pada tahap pelatihan maupun validasi, sehingga hasil yang diperoleh dapat mencerminkan kemampuan model dalam melakukan klasifikasi terhadap data baru.

Kinerja model dievaluasi menggunakan beberapa metrik, yaitu *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *ROC-AUC*. *Accuracy* digunakan untuk mengukur tingkat ketepatan klasifikasi secara keseluruhan, sedangkan *precision* menunjukkan ketepatan model dalam memberikan prediksi pada setiap kelas. *Recall* digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali citra kanker kulit secara benar, sementara *F1-score* memberikan gambaran keseimbangan antara nilai *precision* dan *recall*. Selain itu, nilai *ROC-AUC* digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam

membedakan kedua kelas pada berbagai nilai ambang (*threshold*).

Selain menggunakan metrik evaluasi, penelitian ini juga memanfaatkan confusion matrix untuk menganalisis jumlah prediksi benar maupun prediksi yang mengalami kesalahan pada masing-masing kelas. Hasil evaluasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam menganalisis performa EfficientNetV2-S pada proses identifikasi awal kanker kulit serta menilai efektivitas model dalam melakukan klasifikasi citra.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil penelitian hendaknya dituliskan secara jelas dan padat. Diskusi hendaknya menguraikan arti pentingnya hasil penelitian, bukan mengulanginya.

A. Dataset Penelitian

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset citra kanker kulit yang diperoleh dari Mendeley Data. Dataset terdiri dari dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*, yang masing-masing berjumlah 10.000 citra sehingga total keseluruhan dataset mencapai 20.000 citra. Citra pada kelas *benign* menunjukkan lesi kulit yang bersifat jinak, sedangkan citra pada kelas *malignant* menunjukkan lesi kulit yang berpotensi ganas atau bersifat kanker.

Untuk mendukung proses pelatihan dan evaluasi model, dataset dibagi menjadi tiga subset, yaitu data training, validation, dan testing. Data training digunakan untuk melatih model dalam mempelajari pola dan karakteristik citra kanker kulit, data validation digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan, sedangkan data testing digunakan untuk mengukur kemampuan model dalam melakukan klasifikasi pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

Distribusi jumlah data pada masing-masing subset ditunjukkan pada Tabel 2.

Tabel 2. Distribusi Dataset

Kategori	Jumlah Data	Presentase
Training	12.000	60%
Validation	4.000	20%
Testing	4.000	20%

Total 20.000 100%

B. Hasil Pelatihan *EfficientNetV2-S*

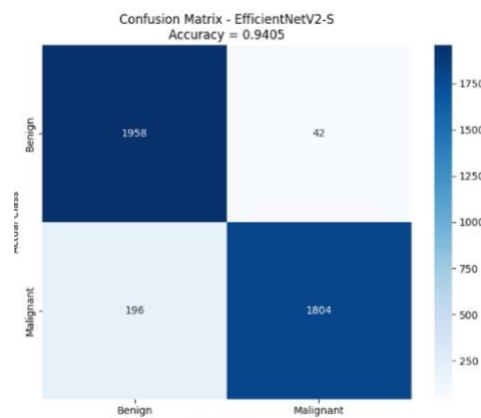
EfficientNetV2-S merupakan arsitektur CNN yang dirancang untuk meningkatkan efisiensi pelatihan sekaligus mempertahankan performa klasifikasi yang tinggi. Pada penelitian ini, model *EfficientNetV2-S* diterapkan untuk mengidentifikasi citra kanker kulit ke dalam dua kelas, yaitu benign dan malignant. Proses pelatihan dilakukan menggunakan pendekatan transfer learning sehingga model dapat memanfaatkan fitur visual yang telah dipelajari sebelumnya untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi.

Setelah proses pelatihan selesai, model dievaluasi menggunakan data testing yang tidak terlibat selama proses training maupun validation. Hasil evaluasi yang diperoleh ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Evaluasi *EfficientNetV2-S*

Metrik	Nilai
Accuracy	94,05%
Precision	97,72%
Recall	90,20%
F1- Score	93,81%
ROC-AUC	98,95%

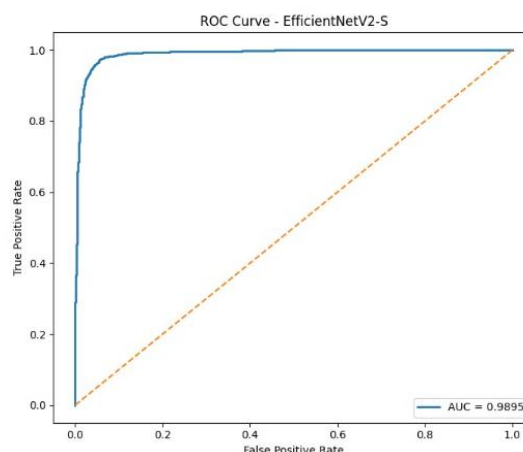
Berdasarkan hasil evaluasi pada Tabel 3, model *EfficientNetV2-S* memperoleh accuracy sebesar 94,05%, yang menunjukkan kemampuan klasifikasi citra kanker kulit dengan tingkat ketepatan yang tinggi. Nilai precision sebesar 97,72%, recall sebesar 90,20%, dan F1-score sebesar 93,81% menunjukkan bahwa model memiliki performa yang baik dalam mengenali kedua kelas dengan hasil prediksi yang konsisten. Selain itu, nilai ROC-AUC sebesar 98,95% mengindikasikan bahwa *EfficientNetV2-S* memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan citra *benign* dan *malignant*.



Gambar 3. Confusion Matrix *EfficientNetV2-S*

Berdasarkan Gambar 3 confusion matrix, model berhasil mengidentifikasi 1.958 citra benign secara benar dan hanya melakukan kesalahan pada 42 citra benign yang diprediksi sebagai malignant. Hasil ini menunjukkan bahwa *EfficientNetV2-S* memiliki kemampuan yang sangat baik dalam mengenali karakteristik citra benign.

Pada kelas malignant, model berhasil mengklasifikasikan 1.804 citra dengan benar, namun masih terdapat 196 citra malignant yang diprediksi sebagai benign. Kondisi ini menyebabkan nilai recall model lebih rendah dibandingkan nilai precision yang diperoleh. Meskipun demikian, jumlah prediksi yang benar masih mendominasi keseluruhan hasil klasifikasi sehingga performa model tetap tergolong sangat baik.



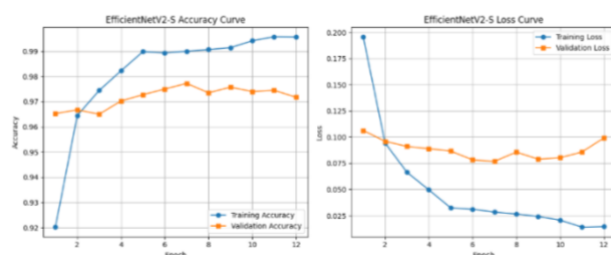
Gambar 4. ROC Curve *EfficientNetV2-S*

Kurva ROC pada Gambar 4 terlihat berada sangat dekat dengan sudut kiri atas grafik, yang

menunjukkan kemampuan model dalam membedakan kedua kelas secara efektif. Nilai AUC sebesar 0,9895 mengindikasikan bahwa model memiliki tingkat separabilitas yang sangat tinggi antara kelas benign dan malignant. Hasil ini menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S mampu menghasilkan probabilitas prediksi yang konsisten dan stabil pada berbagai nilai threshold klasifikasi.

Secara keseluruhan, EfficientNetV2-S menunjukkan performa yang sangat baik dalam klasifikasi kanker kulit, terutama dari sisi precision dan ROC-AUC. Hasil ini menunjukkan bahwa arsitektur EfficientNetV2-S mampu mengekstraksi fitur citra secara efektif sehingga dapat digunakan sebagai salah satu model yang potensial untuk mendukung proses identifikasi dini kanker kulit.

C. Hasil Evaluasi Model



Gambar 5. Accuracy dan Loss Curve EfficientNetV2-S

Berdasarkan Gambar 4, nilai training accuracy mengalami peningkatan secara bertahap hingga mencapai sekitar 99%, sedangkan validation accuracy relatif stabil pada kisaran 97–98%. Hal ini menunjukkan bahwa model EfficientNetV2-S mampu mempelajari pola pada data pelatihan dengan baik serta mempertahankan performa yang konsisten pada data validasi.

Sementara itu, kurva training loss menunjukkan tren penurunan selama proses pelatihan, sedangkan validation loss mengalami penurunan pada beberapa epoch awal dan cenderung stabil meskipun sedikit meningkat pada akhir pelatihan. Kondisi tersebut mengindikasikan adanya kecenderungan *overfitting* ringan, namun tidak memberikan pengaruh yang signifikan terhadap performa model karena nilai akurasi validasi tetap tinggi. Secara keseluruhan, hasil pelatihan menunjukkan

bahwa EfficientNetV2-S mampu mencapai konvergensi dengan baik dan menghasilkan performa klasifikasi yang optimal.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan arsitektur EfficientNetV2-S untuk mengidentifikasi kanker kulit berdasarkan citra yang diklasifikasikan ke dalam dua kelas, yaitu *benign* dan *malignant*. Berdasarkan hasil pengujian, model memperoleh nilai *accuracy* sebesar 94,05%, *precision* 97,72%, *recall* 90,20%, *F1-score* 93,81%, dan ROC-AUC 98,95%. Hasil tersebut menunjukkan bahwa EfficientNetV2-S mampu melakukan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi serta memiliki kemampuan yang sangat baik dalam membedakan kedua kelas citra. Selain itu, kurva *accuracy* dan *loss* menunjukkan proses pelatihan yang stabil dengan kecenderungan *overfitting* yang rendah. Dengan demikian, tujuan penelitian untuk mengevaluasi performa EfficientNetV2-S dalam identifikasi awal kanker kulit telah tercapai. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan metode ini dengan menggunakan dataset yang lebih beragam atau membandingkan performa EfficientNetV2-S dengan arsitektur CNN lainnya maupun mengintegrasikan teknik Explainable Artificial Intelligence (XAI) untuk meningkatkan interpretabilitas hasil klasifikasi.

REFERENSI

- [1] J. Gupta, S. Pathak, and G. Kumar, "Deep Learning (CNN) and Transfer Learning: A Review," in *Journal of Physics: Conference Series*, Institute of Physics, 2022. doi: 10.1088/1742-6596/2273/1/012029.
- [2] L. Alzubaidi et al., "Review of deep learning: concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions," *J. Big Data*, vol. 8, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1186/s40537-021-00444-8.
- [3] D. Gunawan and H. Setiawan, "Convolutional Neural Network dalam Analisis Citra Medis," 2022.
- [4] J. Filsafat, S. Budaya, and A. N. Pratama, "Paradigma: Sistem Klasifikasi Penyakit Kulit pada Manusia Convolutional Neural Network (CNN) EfficientNet B2," vol. 30, pp. 30–37, 2024, doi: 10.33503/paradigma.v29i3.
- [5] N. Wedayani, N. A. Putri R, and D. Hidayat, "Edukasi Tentang Pengenalan Tanda Gejala, Pencegahan dan Penanganan Kanker Kulit Sebagai Dampak Paparan Sinar Matahari dan Penggunaan Kosmetik Berbahan Kimia Berbahaya di Poli Kulit Rumah Sakit Akademik Universitas Mataram," *Jurnal Pengabdian Magister Pendidikan IPA*, vol. 5, no. 3, pp. 223–226, Sep. 2022, doi: 10.29303/jpmipi.v5i3.2133.
- [6] A. B. Pratama, R. Herowati, and H. M. Ansory, "Studi Docking Molekuler Senyawa Dalam Minyak Atsiri Pala (*Myristica fragrans* H.) Dan Senyawa Turunan Miristisin Terhadap Target Terapi Kanker Kulit," *Majalah Farmaseutik*, vol. 17, no. 2, p. 233, Apr. 2021, doi: 10.22146/farmaseutik.v17i2.59297.

- [7] D. A. Nurlitasari, R. Magdalena, and R. Y. N. Fu'adah, "ANALISIS PERFORMANSI SISTEM KLASIFIKASI KANKER KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK," JOURNAL OF ELECTRICAL AND SYSTEM CONTROL ENGINEERING, vol. 5, no. 2, pp. 91–99, Feb. 2022, doi: 10.31289/jesce.v5i2.5691.
- [8] M. Tan and Q. V Le, "EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training," 2021. [Online]. Available: <https://github.com/google/>
- [9] P. E. N. Taruno, G. S. Nugraha, R. Dwiyanaputra, and F. Bimantoro, "Monkeypox Classification based on Skin Images using CNN: EfficientNet-B0," in E3S Web of Conferences, EDP Sciences, Dec. 2023. doi: 10.1051/e3sconf/202346502031.
- [10] K. Gencer, "A Comparative Analysis of EfficientNetB0 and EfficientNetV2 Variants for Brain Tumor Classification Using MRI Images," International Journal of Innovative Engineering Applications, vol. 9, no. 1, pp. 1–7, Jun. 2025, doi: 10.46460/ijiea.1523782.
- [11] Z. Zhao, E. B. A. Bakar, N. B. A. Razak, and M. N. Akhtar, "Corrosion image classification method based on EfficientNetV2," Heliyon, vol. 10, no. 17, Sep. 2024, . doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e36754