

Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Data Citra *Benign* Dan *Malignant* Menggunakan *Convolutional Neural Network*

Findriyani¹, Rizal Adi Saputra²

^{1,2}Universitas Halu Oleo, Kendari

¹findriyn20@gmail.com ²rizaladisaputra@uho.ac.id

Email : rizaladisaputra@uho.ac.id

Abstract

Skin cancer is a condition in which the growth of abnormal cells in the skin develops uncontrollably, forming tumors that can threaten the surrounding tissue and organs. Skin cancer is divided into two main types, namely benign and malignant. Benign does not spread to other parts of the body, while malignant is malignant and can spread. Proper classification between these two types is essential for early diagnosis and appropriate treatment. In this research, a classification study of benign and malignant skin cancer was carried out using the Convolutional Neural Network (CNN) method. CNN enables image classification, with a model architecture that includes Conv2D, Max Pooling, Flatten, Dense, Dropout, and ReLu activation layers. Images are used with a size of 48x48 pixels. The results of this research show that at the 50th epoch, the model achieved an accuracy level of 99.01%. This success indicates CNN's ability to differentiate between benign and malignant skin cancer with a high level of accuracy. The implications can be used to support rapid diagnosis and more effective treatment in skin cancer patients, helping to improve the quality of treatment and providing significant benefits in the medical field.

Keywords: skin cancer, benign, malignant, CNN

Abstrak

Kanker kulit merupakan kondisi di mana pertumbuhan sel-sel abnormal di kulit berkembang secara tidak terkendali, membentuk tumor yang dapat mengancam jaringan dan organ di sekitarnya. Kanker kulit dibagi menjadi dua jenis utama, yaitu *benign* (jinak) dan *malignant* (ganas). Benign tidak menyebar ke bagian tubuh lain, sementara malignant bersifat ganas dan dapat menyebar. Klasifikasi yang tepat antara kedua jenis ini sangat penting untuk diagnosis dini dan perawatan yang sesuai. Dalam penelitian ini, dilakukan studi klasifikasi kanker kulit benign dan malignant menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). CNN memungkinkan pengklasifikasian gambar, dengan arsitektur model yang mencakup lapisan aktivasi Conv2D, Max Pooling, Flatten, Dense, Dropout, dan ReLu. Gambar digunakan dengan ukuran 48x48 piksel. Hasil dari penelitian ini menunjukkan bahwa pada epoch ke-50, model mencapai tingkat akurasi sebesar 99,01%. Keberhasilan ini menandakan kemampuan CNN dalam membedakan antara kanker kulit benign dan malignant dengan tingkat akurasi yang tinggi. Implikasinya dapat digunakan untuk mendukung diagnosis cepat dan perawatan yang lebih efektif pada pasien kanker kulit, membantu meningkatkan kualitas pengobatan dan memberikan manfaat signifikan dalam bidang medis.

Kata Kunci: kanker kulit, *benign*, *malignant*, CNN

PENDAHULUAN

Kulit pada manusia merupakan organ tubuh paling besar. Seharusnya kulit mendapatkan prioritas agar bebas dari segala macam penyakit. Namun tidak dapat dipungkiri karena kurangnya disiplin pada kebersihan diri sendiri dan lingkungan, perubahan cuaca yang ekstrim dan alergi terhadap zat tertentu hal tersebut menjadi celah terbesar penyebab timbulnya penyakit kulit. Maka salah satu alternatif cara yang tepat untuk mengantisipasinya yaitu proses klasifikasi penyakit kulit dengan memanfaatkan citra digital (Hanin et al., n.d.) .

Untuk membantu dalam diagnosis dan pengenalan kanker kulit, teknologi pemrosesan citra telah berkembang pesat, termasuk penggunaan CNN sebagai metode yang efektif. CNN merupakan algoritma deep learning yang telah terbukti efektif dalam pengenalan pola pada gambar. CNN adalah algoritma deep learning yang sangat efektif dalam memproses dan menganalisis data citra. Dalam konteks kanker kulit, penggunaan metode CNN dapat membantu membedakan antara kanker kulit *benign* dan *malignant* secara otomatis melalui analisis citra kulit. Hal ini dapat memberikan bantuan penting bagi para profesional medis dalam mengambil keputusan yang tepat mengenai pengobatan dan tindak lanjut pasien.

Langkah pengolahan citra pada klasifikasi citra menggunakan convolutional neural network (CNN) meliputi beberapa langkah utama. Pertama, gambar dimasukkan ke dalam model CNN yang terdiri dari lapisan konvolusional, lapisan aktivasi, dan lapisan pengumpulan untuk mengekstrak fitur-fitur penting. Hasilnya kemudian ditarik ke lapisan yang terhubung sepenuhnya untuk klasifikasi. Setelah model dilatih menggunakan data pelatihan dengan label yang diketahui, akurasi diukur menggunakan data pengujian yang tidak terlihat. Akurasi model dicapai dengan membandingkan prediksi lapisan model dengan label sebenarnya pada data pengujian. Penentuan

akurasi ini memberikan gambaran tentang seberapa baik model CNN dapat mengenali dan mengklasifikasikan gambar dengan benar.

Penggunaan TensorFlow dan Keras, serta lapisan Conv2D, MaxPooling2D, Flatten dan Dense, serta ImageDataGenerator menunjukkan bahwa arsitektur yang digunakan adalah Convolutional Neural Network (CNN). Dengan menyertakan fungsionalitas untuk memuat model yang telah dilatih sebelumnya dan menggunakan metrik presisi dan perolehan untuk mengevaluasi performa model klasifikasi.

Penelitian ini hanya menggunakan data citra dari sumber tertentu atau dataset kanker kulit tertentu yaitu dari <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign>. Proses pelatihan dilakukan dengan menyajikan data pelatihan kepada model, menghitung prediksi model, mengukur jarak antara prediksi dengan nilai sebenarnya (loss), kemudian menggunakan teknik optimasi (seperti backpropagation) untuk memperbarui parameter model agar dapat menghasilkan prediksi yang lebih baik. Melakukan beberapa epoch memiliki risiko *overfitting*, karena model mungkin melakukan *overfitting* pada data pelatihan dan kehilangan kemampuan untuk membuat prediksi yang baik tentang data baru.

Berdasarkan penjelasan diatas didapati penggunaan metode *Convolutional Neural Network* mampu mendapati hasil pada proses klasifikasi dengan akurasi tinggi. Metode ini juga banyak digunakan pada penelitian untuk melakukan proses klasifikasi sehingga penelitian ini akan melakukan klasifikasi jenis kanker kulit pada wajah manusia menggunakan metode tersebut (Ezar Al Rivan, M., & Kunci, K.).

METODE

Studi literatur

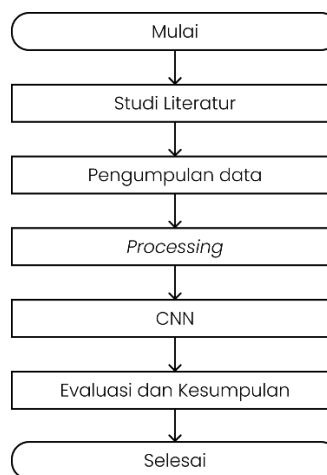
Pendekatan pembelajaran yang komprehensif melibatkan akses ke berbagai sumber informasi untuk mendapatkan

pemahaman yang mendalam tentang penelitian ini. Berikut adalah penjelasan lebih lengkap mengenai jenis-jenis sumber yang dapat diakses:

- **Jurnal Ilmiah:**
Jurnal ilmiah adalah publikasi akademis yang berisi artikel penelitian terbaru dalam bidang tertentu. Membaca jurnal ilmiah memberikan wawasan tentang penemuan dan metode penelitian terkini.
- **Skripsi dan Tesis:**
Skripsi dan tesis merupakan karya ilmiah yang dihasilkan oleh mahasiswa tingkat sarjana dan pascasarjana. Membaca karya-karya ini dapat memberikan pemahaman mendalam tentang topik tertentu dan pendekatan penelitian yang digunakan.
- **Buku Referensi:**
Buku referensi adalah sumber yang mendalam dan komprehensif tentang suatu topik. Membaca buku-buku tersebut membantu dalam memahami dasar-dasar konsep dan teori.
- **Website dan Materi Online:**
Sumber informasi online, seperti artikel, blog, dan tutorial, dapat memberikan wawasan yang lebih praktis dan terkini. Namun, perlu berhati-hati terhadap kredibilitas sumber tersebut.
- **Wawancara dengan Ahli:**
Berbicara dengan ahli atau spesialis yang memiliki pengalaman praktis dalam bidang tertentu dapat memberikan perspektif yang berharga. Wawancara dapat mencakup pemahaman mendalam tentang aplikasi konsep dalam situasi dunia nyata.
- **Database Penelitian:**
Mengakses database penelitian seperti Google Scholar memungkinkan pencarian dan akses ke ribuan artikel penelitian dari berbagai disiplin ilmu.

Dengan mengakses berbagai sumber tersebut, seorang pembelajar dapat membangun pemahaman yang komprehensif, memperoleh sudut pandang

yang beragam, dan mengembangkan pengetahuan yang lebih luas dan mendalam dalam bidang yang diminatinya.



Gambar 1 Diagram alir penelitian

Dataset

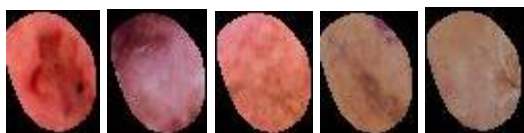
Penelitian ini mengumpulkan data melalui website Kaggle menggunakan dataset yang dapat diakses melalui link <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign>. Kumpulan data ini mencakup 2.637 gambar kulit termasuk klasifikasi jinak dan ganas.

Proses klasifikasi penelitian ini bertujuan untuk mengidentifikasi jenis kanker kulit berdasarkan gambar yang diberikan. Kumpulan data ini memiliki struktur yang terorganisir dengan baik, membagi citra kulit menjadi dua kelas utama: jinak (1440 gambar) dan ganas (1197 gambar). Format gambar yang digunakan dalam dataset ini adalah jpg yang merupakan format populer untuk menyimpan gambar digital. Memisahkan gambar ke dalam kelas jinak dan ganas memungkinkan peneliti untuk melatih dan menguji model atau algoritma klasifikasi menggunakan data yang relevan dengan tujuan penelitian. Jumlah gambar yang cukup di setiap kelas akan memberikan variasi yang cukup untuk melatih model secara efektif. Menggunakan kumpulan data ini sebagai dasar penelitian untuk mengembangkan sistem klasifikasi yang akurat dan andal untuk mengidentifikasi jenis kanker kulit. Selain itu, kumpulan data

yang dikumpulkan memberikan dasar yang kuat untuk analisis dan evaluasi, memungkinkan peneliti mengukur kinerja model dan mengidentifikasi potensi keterbatasan atau tantangan selama proses pengklasifikasian. Oleh karena itu, penggunaan dataset Kaggle diharapkan dapat membantu mencapai tujuan penelitian dalam mengembangkan solusi klasifikasi yang efektif untuk deteksi dini kanker kulit.



Gambar 2. Dataset *Benign*



Gambar 3. Dataset *Malignant*

Processing

Pemrosesan citra dengan arsitektur Convolutional Neural Network (CNN) melibatkan beberapa tahap utama dalam analisis dan ekstraksi fitur dari gambar. Berikut adalah penjelasan singkat tentang tahap-tahap tersebut:

- **Pengumpulan Data:** Tahap pertama dalam pemrosesan citra adalah mengumpulkan dataset citra yang sesuai dengan tujuan analisis. Dataset ini harus mencakup berbagai contoh citra yang mencerminkan variasi dalam data yang akan dianalisis.
- **Preprocessing:** Sebelum citra dimasukkan ke dalam CNN, mereka sering kali perlu diproses untuk memastikan kualitas dan konsistensi yang baik. Langkah preprocessing dapat mencakup normalisasi intensitas, resizing citra ke ukuran yang seragam, dan augmentasi data (misalnya, rotasi, pemangkasan, atau pergeseran) untuk memperkaya dataset.
- **Convolution:** Ini adalah inti dari CNN. Pada tahap ini, citra melewati lapisan

konvolusi yang menggunakan filter untuk mengekstraksi fitur-fitur lokal. Filter ini bergerak di seluruh citra dengan langkah tertentu dan menghasilkan peta fitur.

- **Pooling:** Setelah konvolusi, umumnya digunakan lapisan pooling seperti max pooling atau average pooling. Ini membantu mengurangi dimensi peta fitur, mengurangi *overfitting*, dan mempertahankan fitur-fitur yang paling penting.
- **Lapisan Fully Connected:** Setelah beberapa lapisan konvolusi dan pooling, hasilnya kemudian dikonversi menjadi vektor melalui lapisan fully connected (FC). Ini adalah tahap di mana pengklasifikasi dilakukan, dan pengambilan keputusan berdasarkan fitur-fitur yang telah diekstraksi.
- **Aktivasi:** Setelah setiap lapisan konvolusi, lapisan fully connected, dan sebagainya, fungsi aktivasi (seperti ReLU - Rectified Linear Unit) diterapkan untuk memperkenalkan non-linearitas ke dalam jaringan.
- **Dropout:** Untuk mengurangi *overfitting*, dropout dapat diterapkan pada lapisan-lapisan fully connected. Ini secara acak menonaktifkan sebagian unit dalam lapisan selama pelatihan.
- **Output Layer:** Ini adalah lapisan terakhir yang menghasilkan keluaran yang sesuai dengan tujuan analisis. Misalnya, untuk klasifikasi citra, output layer dapat menggunakan fungsi aktivasi softmax untuk menghasilkan probabilitas kelas-kelas yang mungkin.
- **Pelatihan:** CNN diberi tugas untuk mempelajari bobot-bobot yang optimal selama proses pelatihan. Ini melibatkan penggunaan data pelatihan dan fungsi kerugian (loss function) untuk mengukur sejauh mana prediksi CNN cocok dengan label yang sebenarnya.
- **Validasi dan Evaluasi:** Setelah pelatihan, model CNN dievaluasi dengan menggunakan data validasi atau uji untuk mengukur kinerjanya. Metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, dan

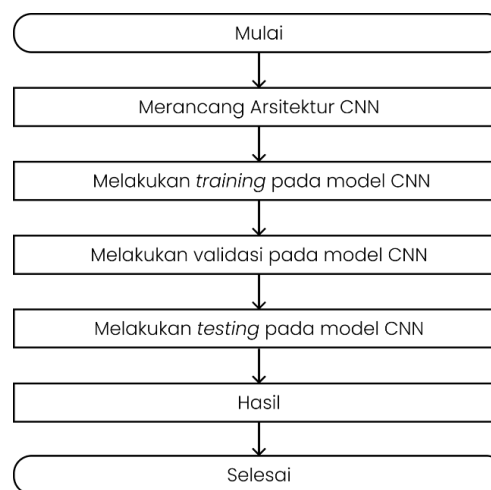
recall dapat digunakan tergantung pada tujuan analisis.

- Inferensi: Setelah pelatihan dan evaluasi, model CNN dapat digunakan untuk memproses citra baru dan menghasilkan hasil prediksi atau tindakan sesuai dengan tujuan aplikasi.

Proses preprocessing terdiri dari dua tahap utama, yaitu pembagian data dan perubahan ukuran. Dalam tahap pembagian data, dataset akan dibagi menjadi tiga bagian yang berbeda: data training dan data testing. Presentase pembagian untuk setiap bagian ini adalah 80% untuk data training dan 20% untuk data testing.

Pembagian data ini bertujuan untuk memisahkan dataset menjadi subset yang digunakan untuk melatih model (data training) dan subset yang digunakan untuk menguji performa model yang dilatih (data testing). Dengan memisahkan data menjadi bagian pelatihan dan pengujian, kita dapat mengevaluasi sejauh mana model yang dikembangkan dapat melakukan prediksi yang akurat pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Selanjutnya, dalam tahap perubahan ukuran (resize), citra-citra dalam dataset dapat disesuaikan ukurannya agar memiliki dimensi yang seragam. Hal ini dilakukan agar memudahkan proses pengolahan dan analisis lebih lanjut pada citra-citra tersebut. Perubahan ukuran ini dapat dilakukan dengan mengubah dimensi lebar dan tinggi citra, sehingga semua citra memiliki ukuran yang sama, yang sesuai dengan kebutuhan penelitian atau model yang akan digunakan.

Dengan melakukan proses preprocessing ini, kita dapat mempersiapkan data dengan cara yang lebih terstruktur dan siap untuk digunakan dalam tahap berikutnya, seperti pelatihan model dan evaluasi performanya pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya.



Gambar 4. Diagram alir CNN

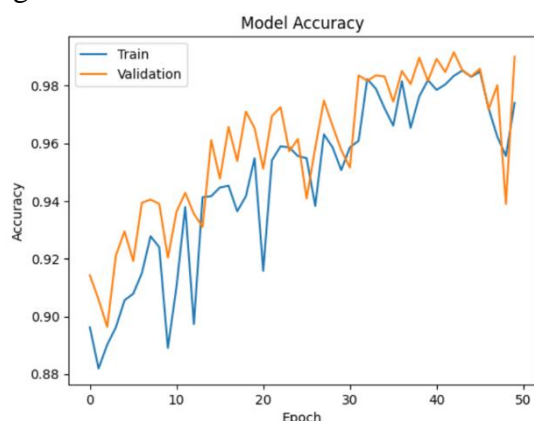
HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini diuji menggunakan jaringan saraf konvolusional (CNN) untuk mengklasifikasikan dua kategori yaitu jinak dan ganas pada kumpulan data gambar kanker kulit. CNN adalah arsitektur jaringan saraf yang efisien untuk tugas pemrosesan gambar, termasuk klasifikasi gambar. Pemilihan kedua kelas ini sesuai dengan tujuan penelitian untuk mengidentifikasi jenis kanker kulit. CNN menyertakan Conv2D (konvolusi), MaxPooling2D (pengurangan dimensi), Flatten (perataan peta fitur) dan Dense (lapisan yang terhubung sepenuhnya). kelas untuk tugas klasifikasi gambar. Dalam pengaturan pengujian, jumlah epoch yang digunakan adalah 50. Epoch adalah perulangan lengkap dari seluruh kumpulan data melalui model. Penggunaan 50 epoch menunjukkan bahwa seluruh kumpulan data digunakan sebanyak 50 kali untuk melatih model. Jumlah epoch yang optimal sering kali memerlukan pengujian dan penyesuaian berdasarkan pemantauan performa model selama pelatihan. Angka ini mencerminkan seberapa sering model melihat dan memperbarui parameter berdasarkan kumpulan data. Selain itu, ukuran batch yang digunakan dalam pengujian ini adalah 64. Ukuran batch mengacu pada jumlah sampel yang diproses oleh model di setiap iterasi. Menggunakan ukuran batch 64 berarti

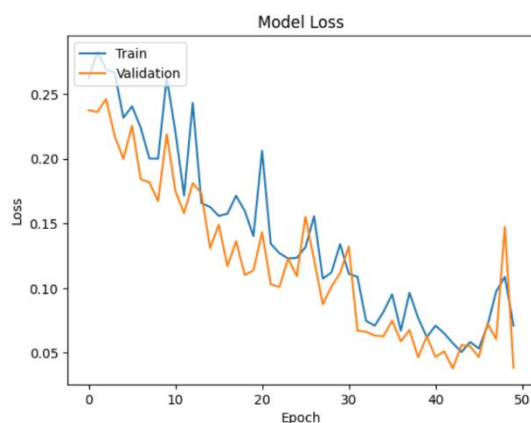
model akan memeriksa dan memperbarui parameter setelah memproses 64 gambar di setiap iterasi. Pilihan ukuran batch mempengaruhi kecepatan pelatihan dan penggunaan sumber daya komputasi. Pengaturan ini, dengan 50 epoch dan ukuran batch 64, dapat mempengaruhi keseimbangan antara kecepatan pelatihan dan kualitas model. Melacak metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, perolehan kembali, dan kerugian selama dan setelah pelatihan dapat membantu mengevaluasi performa model dan memastikan bahwa model berhasil belajar dari data dan dapat melakukan klasifikasi data pengujian secara akurat.

Hasil

Dalam penelitian ini, berhasil melatih dan memvalidasi arsitektur CNN yang telah dirancang. Mencapai hasil yang signifikan.



Gambar 5. Model akurasi



Gambar 6. Model loss

Pernyataan gambar diatas menunjukkan bahwa ini adalah epoch ke-50 dari pelatihan model. Pada epoch ke-50, hasil pelatihan model CNN menunjukkan kinerja yang sangat baik. Dalam konteks pelatihan model machine learning, informasi berikut memberikan pemahaman yang lebih mendalam:

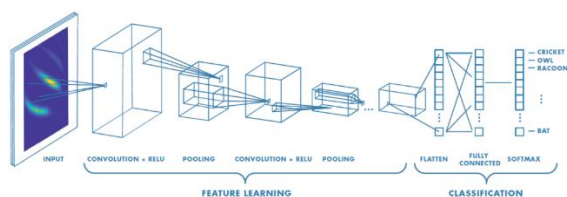
- **Langkah Pelatihan:**
Telah menyelesaikan 42 langkah pelatihan dari total 42 langkah yang diperlukan dalam satu epoch. Setiap langkah melibatkan pemrosesan satu batch data gambar. Jumlah langkah yang sesuai dengan jumlah batch yang diolah selama satu epoch.
- **Waktu Eksekusi Setiap Langkah:**
Setiap langkah pelatihan membutuhkan waktu sekitar 17,396 detik untuk menyelesaikan satu langkah. Informasi ini memberikan gambaran tentang kecepatan eksekusi pelatihan dan dapat membantu dalam mengoptimalkan pengaturan pelatihan.
- **Loss dan Akurasi pada Data Pelatihan:**
Loss pada data pelatihan pada epoch ini adalah 0.0710, yang menunjukkan seberapa baik model dapat menyesuaikan diri dengan data pelatihan. Akurasi sebesar 0.9741 mencerminkan tingkat keakuratan prediksi model pada data pelatihan. Akurasi tinggi menunjukkan bahwa model berhasil mempelajari pola pada data pelatihan.
- **Loss dan Akurasi pada Data Validasi:**
Val_loss (loss pada data validasi) sebesar 0.9901, dan val_accuracy (akurasi pada data validasi) sebesar 0.9741. Hasil ini menunjukkan bahwa model tidak hanya tampil baik pada data pelatihan tetapi juga pada data validasi yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini mengindikasikan kemampuan model untuk generalisasi.
- **Interpretasi Hasil:**
Akurasi yang tinggi pada data pelatihan dan validasi menunjukkan bahwa model CNN mampu dengan baik dalam mengklasifikasikan citra kulit menjadi

dua kelas yang diinginkan (bening dan ganas). Namun, nilai loss pada data validasi yang lebih tinggi sedikit dari data pelatihan menunjukkan adanya potensi *overfitting*. Diperlukan evaluasi lebih lanjut dan mungkin penyesuaian parameter untuk mengoptimalkan kinerja model.

- **Perbandingan dan Evaluasi:**
Untuk penilaian yang lebih komprehensif, penting untuk membandingkan hasil ini dengan model sebelumnya atau model alternatif. Selain itu, penggunaan metrik evaluasi lain seperti presisi, recall, dan F1-score dapat memberikan pemahaman yang lebih lengkap tentang kinerja model, terutama dalam kasus ketidakseimbangan kelas.

Dalam menginterpretasi hasil pelatihan model, perlu diingat bahwa keakuratan (accuracy) adalah metrik yang baik, tetapi untuk kasus kanker kulit, sebaiknya juga memperhatikan metrik lain seperti recall untuk memastikan bahwa model dapat mendeteksi sebanyak mungkin kasus yang sebenarnya positif. Evaluasi komprehensif ini membantu memahami kekuatan dan potensi kelemahan model serta memandu langkah-langkah perbaikan atau peningkatan yang dapat dilakukan.

Pembahasan



Gambar 7. Tahapan proses pada CNN

Penelitian ini menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis kanker kulit. Proses dimulai dengan membagi dataset menjadi kelas jinak dan ganas dengan rasio 80:20, sesuai dengan penelitian sebelumnya yang menunjukkan hasil terbaik dengan pembagian ini.

Kemudian dilakukan augmentasi data pada data latih untuk mencapai keseimbangan data.

Arsitektur CNN yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 4 lapisan konvolusional (Conv2D), diikuti oleh 4 lapisan penyatuan maksimal (MaxPooling2D) yang ditempatkan setelah setiap lapisan konvolusional, 1 lapisan penghalusan, 1 lapisan padat, dan 1 lapisan dilewati. Convolution layer dan max pooling layer berfungsi untuk mengekstrak fitur dari gambar, sedangkan layer flattening digunakan untuk meratakan keluaran dari lapisan sebelumnya dan lapisan padat bertugas untuk memproses fitur yang diekstraksi. Kelas dropout diatur untuk mengurangi *overfitting* dengan melewati unit tertentu secara acak selama pelatihan. Selanjutnya dilakukan kompilasi model dengan menentukan fungsi kerugian, pengoptimal, dan metrik yang sesuai. Fungsi kerugian digunakan untuk mengukur efektivitas prediksi model, pengoptimal bertanggung jawab untuk memperbarui bobot model, dan metrik evaluasi dipantau selama pelatihan.

Pelatihan model menggunakan metode `fit()` dengan argumen yang ditentukan. Model dilatih menggunakan data pelatihan, dengan setiap periode menggunakan kumpulan data dan mengukur performa menggunakan data validasi. Parameter model (bobot) diperbarui berdasarkan hasil kerugian dan dioptimalkan menggunakan pengoptimal. Kemudian, saat menginisialisasi generator data gambar untuk kumpulan data pengujian, diperoleh informasi tentang jumlah gambar dalam direktori kumpulan data pengujian dan jumlah lapisan yang ada. Hal ini berguna untuk mengevaluasi dan menguji model pada kumpulan data yang sebelumnya tidak terlihat.

Dalam evaluasi model, metrik seperti kerugian dan presisi digunakan. Kerugian adalah nilai terhitung yang mengukur seberapa baik model memprediksi kelas, sedangkan presisi mengukur seberapa sukses model dalam

mengklasifikasikan dengan benar. Rincian metrik evaluasi ini memberikan pemahaman yang lebih mendalam tentang kinerja model pada data uji dan validasi. Secara keseluruhan, arsitektur CNN dan langkah-langkah pelatihan yang dijelaskan ini membentuk dasar metodologi penelitian untuk mengklasifikasikan jenis kanker kulit. Evaluasi menggunakan metrik yang relevan memberikan insight tentang seberapa baik model mampu mengenali dan mengklasifikasikan citra kulit pada dataset yang digunakan.

SIMPULAN (PENUTUP)

Hasil evaluasi model pada dataset test menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan tingkat akurasi mencapai 99.01%. Interpretasi yang lebih mendalam tentang hasil ini dapat memberikan pemahaman yang lebih luas terkait dengan kemampuan model dan implikasinya dalam konteks aplikatif:

1. Kinerja Model yang Sangat Baik: Tingkat akurasi sebesar 99.01% menunjukkan bahwa model dapat mengklasifikasikan jenis kanker kulit (benign dan malignant) dengan sangat tinggi secara benar pada dataset test yang belum pernah dilihat sebelumnya. Hal ini menegaskan kemampuan generalisasi model, yaitu kemampuan untuk memberikan prediksi yang baik pada data baru.
2. Keandalan Prediksi pada Data Tidak Terlihat Sebelumnya: Tingkat akurasi yang tinggi pada dataset test memberikan keyakinan bahwa model dapat diandalkan dalam mengidentifikasi kanker kulit pada gambar yang tidak termasuk dalam dataset pelatihan dan validasi. Hal ini menunjukkan bahwa model tidak hanya "memorize" data pelatihan, tetapi juga dapat mengenali pola dan fitur yang umum pada citra kanker kulit.
3. Kemungkinan Kesesuaian dengan Tujuan Klinis: Dalam konteks medis, tingkat akurasi sebesar 99.01% dapat dianggap sangat baik untuk suatu model

klasifikasi. Hal ini dapat memiliki implikasi positif dalam mendukung pengidentifikasian dini jenis kanker kulit dan memberikan potensi bantuan kepada praktisi medis dalam proses diagnostik.

4. Perlu Evaluasi Tambahan: Meskipun tingkat akurasi yang tinggi, perlu diingat bahwa evaluasi model tidak hanya bergantung pada akurasi. Metrik evaluasi tambahan seperti presisi, recall, dan F1-score dapat memberikan gambaran yang lebih lengkap tentang kinerja model, terutama dalam kasus ketidakseimbangan kelas.
5. Keberlanjutan dan Peningkatan Model: Keberhasilan model pada dataset test menjadi dasar yang kuat untuk keberlanjutan penelitian dan peningkatan model. Evaluasi performa secara berkala dan integrasi dengan pembaruan dataset yang lebih besar dapat membantu memperbaiki dan meningkatkan model untuk tugas di masa depan.
6. Implikasi Klinis dan Kemanfaatan Praktis: Hasil ini memiliki implikasi klinis yang potensial dengan meningkatkan deteksi dini dan pengklasifikasian jenis kanker kulit. Kemampuan model yang tinggi dalam mengidentifikasi gambar kanker kulit dapat memberikan manfaat praktis dalam praktek medis.

Dalam keseluruhan, tingkat akurasi yang tinggi pada dataset test memberikan keyakinan pada kehandalan model, namun, evaluasi yang lebih holistik dengan mempertimbangkan metrik lainnya dan implikasinya dalam konteks aplikatif dan klinis tetap diperlukan untuk memahami secara menyeluruh kemampuan model dan potensi dampaknya dalam praktik medis.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada Bapak Rizal Adi Saputra, S.T., M.Com. selaku dosen mata kuliah atas saran dan dukungannya selama proses penelitian ini. Penulis juga mengakui

kontribusi berharga dari teman-teman di peminatan komputasi cerdas dan visualisasi, yang memberikan kontribusi dan saran berharga untuk penelitian ini. Akhirnya, dalam menyelesaikan penelitian ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih yang tulus kepada keluarga dan teman-teman atas dukungan, pengertian dan dorongan mereka selama penelitian.

DAFTAR PUSTAKA

Aina Fitroh, Q. (n.d.). *Deep Transfer Learning untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi pada Citra Dermoskopi Kanker Kulit*.

Ezar Al Rivian, M., & Kunci, K. (n.d.). *2 ND MDP STUDENT CONFERENCE (MSC) 2023 144| Universitas Multi Data Palembang KLASIFIKASI JENIS KANKER KULIT MANUSIA MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK*.

Hanin, M. A., Patmasari, R., Yunendah, R., & Fu'adah, N. (n.d.). *SISTEM KLASIFIKASI PENYAKIT KULIT MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) SKIN DISEASE CLASSIFICATION SYSTEM USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)*.

Luqman Hakim, Sari, Z., & Handhajani, H. (2021). Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network. *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem Dan Teknologi Informasi)*, 5(2), 379–385. <https://doi.org/10.29207/resti.v5i2.3001>

Sa'idah, S., Putu, I., Nugraha Suparta, Y., & Suhartono, E. (2022). Modification of Convolutional Neural Network GoogLeNet Architecture with Dull

Razor Filtering for Classifying Skin Cancer. In *Jurnal Nasional Teknik Elektro dan Teknologi Informasi* / (Vol. 11, Issue 2).

Winanti, N. A., Martiyaningsih, D. P., Soemedhy, C. A. A., & Athiyah, U. (2023). Analisis Klasifikasi Citra Kanker Kulit dengan Random Forest. *Remik*, 7(1), 506–515. <https://doi.org/10.33395/remik.v7i1.12102>