

Deteksi Kanker Kulit Melanoma Berbasis Android Menggunakan Convolutional Neural Network Arsitektur MobileNET v2

Muhammad Faris Fahru Rozi¹, Sri Mulyono², Ghufro³

Jurusan Teknik Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Islam Sultan Agung

Correspondence Author: farisfahru@std.unissula.ac.id

Abstract

Melanoma adalah jenis kanker kulit yang paling ganas dan berpotensi menyebabkan kematian jika tidak segera terdeteksi dan ditangani sejak dini. Oleh karena itu, pengembangan sistem untuk mendeteksi kanker kulit melanoma sangat penting dalam upaya deteksi dini penyakit tersebut. Pengembangan sistem deteksi penyakit kanker kulit melanoma menggunakan arsitektur MobileNetV2 Convolutional Neural Network yang direpresentasikan pada sistem berbasis android. Arsitektur MobileNetV2 dipilih karena kemampuannya untuk mencapai akurasi tinggi dalam klasifikasi citra dengan ukuran model yang relatif kecil. Untuk mendapatkan performa model terbaik, dilakukan beberapa percobaan konfigurasi yang berbeda. Beberapa konfigurasi yang dieksplorasi meliputi penggunaan optimizer SGD, Adadelta, dan RMSprop, serta variasi jumlah epoch dalam setiap konfigurasi. Berdasarkan evaluasi model menggunakan confusion matrix, Performa model terbaik didapat pada konfigurasi 3 dengan jumlah epoch 20 dan menggunakan optimizer SGD dengan nilai accuracy sebesar 0.9309, precision sebesar 0.9805, recall sebesar 0.8792, dan f1-score sebesar 0.9270. Pengujian aplikasi menggunakan metode black box dengan menggunakan data pengujian dari dataset mendapatkan akurasi tertinggi mencapai 100% baik melanoma maupun non-melanoma.

Keyword: Kanker Kulit Melanoma, MobileNetV2, Convolutional Neural Network, Confusion Matrix, Black Box Testing.

1. PENDAHULUAN

Kanker kulit *melanoma* merupakan salah satu jenis kanker kulit yang jarang terjadi meskipun begitu jenis kanker ini termasuk yang paling mematikan dan berpotensi menyebabkan kematian. Orang dengan banyak tahi lalat atau memiliki keluarga yang pernah menderita kanker kulit *melanoma* memiliki risiko lebih tinggi terjangkit *melanoma* maligna. *Melanoma* bisa dimulai dari tahi lalat baru yang muncul atau perubahan pada tahi lalat yang sudah ada. Pertumbuhan dan perkembangan *melanoma* terjadi karena kerusakan DNA pada sel-sel kulit yang umumnya disebabkan oleh paparan radiasi ultraviolet dari sinar matahari[1]. Paparan sinar matahari yang memiliki sifat *karsinogenik* merupakan salah satu faktor risiko utama kanker kulit[2].

Melanoma adalah satu dari tiga kanker kulit yang memiliki angka kematian rendah, namun menyumbang sekitar 75% dari total kasus kematian akibat kanker kulit. Sangat penting untuk mendeteksi keganasan sel melanosit sejak dini agar diagnosis dapat ditingkatkan, terutama pada lesi baru yang berpigmen atau perubahan pada tahi lalat seperti perubahan warna, permukaan, konsistensi, atau ukuran, serta munculnya gejala seperti panas, rasa terbakar, dan sakit[3].

Data dari RSUP Sanglah Denpasar pada tahun 2017 menunjukkan bahwa terdapat 564 kasus kanker kulit. Dari jumlah tersebut, 25,7% atau sekitar 145 kasus adalah kasus *melanoma*, sementara sisanya, yaitu 74,3% atau sekitar 419 kasus, merupakan kasus non-*melanoma*. Pada tahun 2018, jumlah kasus kanker kulit mencapai 425 kasus. Dari jumlah ini, sekitar 30,2% atau sekitar 129 kasus adalah kasus *melanoma*, dan sekitar 69,8% atau sekitar 296 kasus adalah kasus non-*melanoma*. Dengan demikian, data tersebut menunjukkan tren peningkatan jumlah kasus kanker kulit pada tahun 2018 dibandingkan dengan tahun 2017[4].

Berdasarkan penjelasan tersebut, peneliti bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem yang mampu mendeteksi dini penyakit kanker kulit *melanoma* menggunakan arsitektur *MobileNetV2 Convolutional Neural Network*.

MobileNetV2 merupakan sebuah model jaringan yang merupakan hasil pengembangan dari model sebelumnya yaitu *MobileNets*. Tujuan dari pengembangan model ini adalah untuk menciptakan model *computer vision* yang dapat diadaptasi secara optimal pada perangkat *mobile*. Dibandingkan dengan model sebelumnya, *MobileNetV2* berhasil mengurangi secara signifikan jumlah operasi dan memori yang dibutuhkan tanpa mengorbankan tingkat akurasi yang dihasilkan. Arsitektur *MobileNetV2* dan arsitektur *CNN* lainnya memiliki perbedaan dalam penggunaan

convolutional layer. *Convolutional layer* pada *MobileNetV2* menggunakan filter dengan ketebalan yang sesuai dengan ketebalan citra masukan. Arsitektur *MobileNetV2* mengimplementasikan beberapa teknik konvolusi, termasuk *linear bottleneck*, *depthwise convolutional*, dan *pointwise convolution*[5].

Arsitektur *MobileNetV2* telah banyak digunakan pada penelitian sebelumnya. Seperti penelitian yang dilakukan oleh Zaelani dan Miftahuddin mengenai perbandingan algoritma *EfficientNetB3* dan *MobileNetV2* yang digunakan untuk identifikasi jenis-jenis buah menggunakan fitur daun. Penelitian tersebut menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* yang membandingkan dua model yaitu *EfficientNetB3* dan *MobileNetV2*. Selama proses pelatihan, dilakukan percobaan modifikasi parameter telah diterapkan pada model untuk mencapai akurasi optimal. Kedua metode yang diuji merupakan *pre-trained* model *CNN* yang telah sebelumnya dilatih dengan dataset yang cukup besar, yaitu *ImageNet*. Beberapa parameter juga telah dicoba untuk mendapat hasil terbaik, variasi jumlah *epoch*, variasi *optimizer* dan *batchsize*. Pada model *EfficientNetB3* dengan 20 *epoch*, dengan *optimizer SGD* menghasilkan akurasi sebesar 0,2370, sementara model *EfficientNetB3* dengan 50 *epoch* dan *optimizer Adamax* mencapai akurasi sebesar 0,3051. kemudian model *MobileNetV2* dengan *epoch* 20 dan *optimizer Adam*, akurasi yang tercapai adalah 0,9914, dan pada 50 *epoch* dengan *optimizer Adamax*, akurasi mencapai 0,9860[6].

Penelitian yang dilakukan oleh Ramayanti dan kawan-kawan mengenai perbandingan performa model *VGG16* dengan *MobileNetV2* menggunakan 4955 citra kupu-kupu yang diberi label 50 spesies. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *MobileNetV2* tanpa *fine tuning* mencapai akurasi terbaik, yaitu sebesar 96%. Selain itu, *MobileNetV2* menghasilkan nilai *precision*, *recall*, *f1-score*, dan *cohens kappa* yang lebih tinggi, menunjukkan bahwa model tersebut memiliki keseimbangan yang lebih baik dalam akurasi pada setiap kelasnya[7].

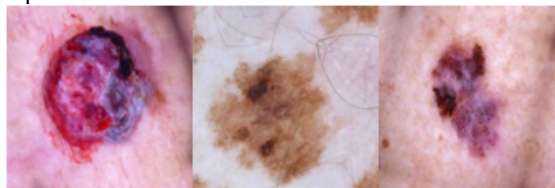
Penelitian yang dilakukan oleh Winnarto dan kawan-kawan mengenai klasifikasi jenis tumor otak dengan menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Penelitian tersebut melalui beberapa tahapan, diantaranya yaitu *data collecting*, *preprocessing data*, pelatihan, evaluasi model, dan implementasi. Dalam penelitian ini, model *MobileNetV2* berhasil melakukan klasifikasi jenis tumor otak dengan performa yang baik, terbukti dengan akurasi mencapai 88,64% dan nilai loss sebesar 0,3424. Hasil dari *confusion matrix* juga menunjukkan bahwa lebih banyak citra telah diklasifikasikan dengan benar daripada yang salah, dan dari 32 citra sampel yang diamati, 38 citra berhasil terdeteksi dengan hasil yang sesuai atau benar[8].

Berdasarkan beberapa penelitian diatas dapat ditarik kesimpulan bahwa penggunaan *MobileNetV2 Convolutional Neural Network* merupakan algoritma yang paling tepat dalam penelitian untuk mendeteksi kanker kulit *melanoma* secara dini. Arsitektur *MobileNetV2* terbukti mampu memberikan akurasi diatas 90%. Tingkat akurasi dapat terus ditingkat dengan memepertimbangkan beberapa hal diantaranya jumlah dan kualitas citra, pemilihan *pre-trained model*, pemilihan *optimizer*, jumlah *epoch*, besar dari *learning rate* dan masih banyak parameter lainnya.

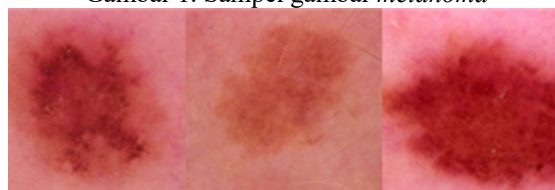
2. METODE PENELITIAN

2.1. Data Collecting

Tahap *data collecting* merupakan tahapan pengumpulan data yang untuk penelitian dalam deteksi penyakit kanker kulit *melanoma*. Dalam penelitian ini, menggunakan dataset berupa gambar kanker kulit yang telah diklasifikasikan ke dalam 2 kategori utama, yaitu *melanoma* dan *non-melanoma*. *Dataset* terdiri dari 17.805 citra kulit yang telah dikelompokkan menjadi dua kelas. *Dataset* berasal dari *kaggle* yaitu <https://www.kaggle.com/datasets/drscarlat/melanoma>. Penelitian ini, menggunakan *dataset HAM10K* yang telah diawasi secara cermat dan telah melawati proses normalisasi. *Diagnosis dataset* telah divalidasi *histopatologi* pada lebih 50% kasus yang didasarkan pada konsensus dokter kulit.



Gambar 1. Sampel gambar *melanoma*



Gambar 2. Sampel gambar *non-melanoma*

2.2. Augmentasi Data

Pada tahap ini akan dilakukan augmentasi. tahap ini digunakan untuk meningkatkan kualitas dari citra masukan supaya mencegah *overfitting*. Tahap pertama menggunakan objek *ImageDataGenerator()*. Dengan objek tersebut menggunakan beberapa paramater diantaranya *rescale* untuk mengubah rentang piksel menjadi 0-1, *rotation range* yang digunakan untuk memudahkan model mempelajari objek dari berbagai sudut pandang, *horizontal flip* yang digunakan untuk mempelajari objek dari berbagai arah dan orientasi, *shear range* digunakan untuk menggeser piksel dalam arah vertikal atau horizontal, *fill mode* untuk menentukan mode yang digunakan untuk mengisi piksel yang kosong akibat proses augmentasi.

Augmentasi selanjutnya menggunakan objek *flow_from_directory()*. Objek ini membutuhkan data untuk dibagi menjadi beberapa direktori, yaitu */train*, */validation* dan */test*. Pada setiap direktori didalamnya terdapat sub direktori untuk tiap kelas, contohnya *train/positif_melanoma*, *train/negatif_melanoma*. Kemudian semua gambar dimasukkan dalam sub direktori sesuai dengan nama kelasnya. Selanjutnya gambar akan diubah dimensinya menjadi 224x224 piksel. Setiap gambar akan diubah menjadi *tensor* dan disesuaikan dengan rentang nilai 0-1.

2.3. Training Data

Tabel 1. *Summary model MobileNetV2*

Input	Operator	T	C	n	S
224x224x3	Conv2d	-	32	1	2
112x112x32	Bottleneck	1	16	1	11
112x112x16	Bottleneck	6	24	2	26
56x56x24	Bottleneck	6	32	3	2
28x28x32	Bottleneck	6	64	4	2
14x14x64	Bottleneck	6	96	3	1
14x14x96	Bottleneck	6	160	3	2
7x7x160	Bottleneck	6	320	1	1
7x7x320	Conv2d 1x1	-	1280	1	1
7x7x1280	Globalavgpoll	-	1280	1	-
1x1x1280	Dense	-	2	-	-

Lapisan pertama merupakan sebuah *input layer* yang akan menerima gambar dengan resolusi 224x224 dan 3 kanal warna *RGB*. Pada layer pertama ini dapat menerima input dengan jumlah sampel yang berbeda-beda karena nantinya akan didefinisikan sebagai *none*, tergantung pada *batch size* yang diberikan. Setiap urutan atau kelompok lapisan dalam arsitektur terdiri dari satu atau lebih lapisan yang memiliki konfigurasi yang sama dan diulang sebanyak *n* kali. Setiap urutan dimulai dengan lapisan pertama yang memiliki langkah (*stridge*) *s*.

Linear Residual Block (Bottleneck) adalah sebuah struktur yang terdiri dari tiga lapisan konvolusi yang berperan penting dalam proses jaringan. Pertama, ada *Expansion Layer*, yang berupa lapisan konvolusi 1x1. Fungsinya adalah untuk meningkatkan jumlah saluran data sebelum data tersebut masuk ke *Depthwise Convolution*. Dengan menggunakan faktor ekspansi (*t*), lapisan ini dapat memperluas jumlah saluran keluaran (*c*) dibandingkan dengan jumlah saluran masukan. Selanjutnya, *Depthwise Convolution* berperan dalam menyaring data yang penting pada tahap jaringan ini. Lapisan ini melakukan konvolusi terhadap setiap saluran data secara terpisah, memungkinkan untuk menangkap informasi yang lebih spesifik dan efisien. Terakhir, *Projection Layer* bertanggung jawab untuk mengembalikan data ke dimensi semula atau mengurangi dimensi data menjadi lebih kecil, sesuai dengan kebutuhan pada saat itu. Secara keseluruhan, *Linear Residual Block (Bottleneck)* dengan tiga lapisan konvolusi ini memainkan peran krusial dalam meningkatkan efisiensi dan kualitas representasi data dalam jaringan. Nilai *default* dari faktor ekspansi adalah 6.

Setelah melewati jaringan dasar, citra akan memiliki resolusi *output* sebesar 7x7x1280. Untuk melakukan klasifikasi pada citra tersebut, digunakan teknik *Global Average Pooling* yang bertujuan untuk mengurangi ukuran citra dari 7x7 menjadi 1x1. Teknik ini dilakukan pada tahap pengklasifikasian pertama. Dalam lapisan *dense* dengan menggunakan fungsi aktivasi *softmax*, akan dilakukan dua jenis klasifikasi pada *dataset* yaitu klasifikasi kanker kulit *melanoma* dan kanker kulit *non-melanoma*.

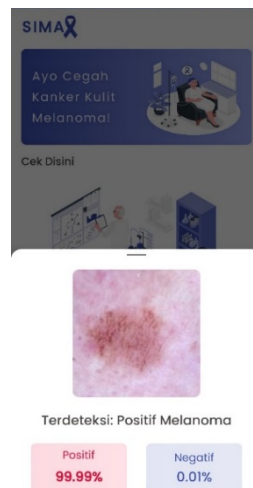
Selanjutnya melakukan kompilasi atau persiapan model sebelum tahap pelatihan model. Pada tahap kompilasi menggunakan *optimizer*. *Loss function* pada model menggunakan *categorical crossentropy*. Fungsi

tersebut cocok digunakan pada label yang tidak saling *overlap* atau eksklusif. Dan menggunakan metrik *accuracy* sebagai evaluasi performa model nantinya.

Selanjutnya dilakukan proses pelatihan model dengan menggunakan fungsi *fit()* dari objek model. Pada fungsi tersebut, dilakukan beberapa hal seperti *steps per epoch* untuk mengatur jumlah *batch* yang akan diambil dari generator pada setiap *epoch*, serta menambahkan objek *callback* yang telah dibuat sebelumnya sebagai argumen dalam parameter *callbacks*. Dengan menggunakan objek *callback* pada proses pelatihan model digunakan untuk memantau dan mengontrol proses pelatihan dengan lebih efektif, termasuk monitoring nilai akurasi, mengurangi *learning rate*, dan memberhentikan proses pelatihan model jika diperlukan.

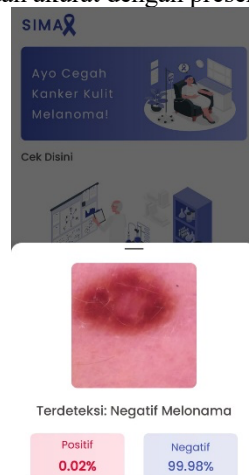
3. HASIL DAN ANALISA

3.1. Hasil Implementasi Sistem



Gambar 3. Hasil pengujian dengan data uji *melanoma*

Pada gambar 3 merupakan tampilan halaman hasil deteksi dengan skenario pengujian menggunakan data uji *melanoma*. Berdasarkan pengujian skenario tersebut, dapat dilihat bahwa aplikasi mampu membedakan gambar *melanoma* dan *non-melanoma* dengan benar dan akurat dengan presentase positif sebesar 99,99% dan negatif 0,01%.

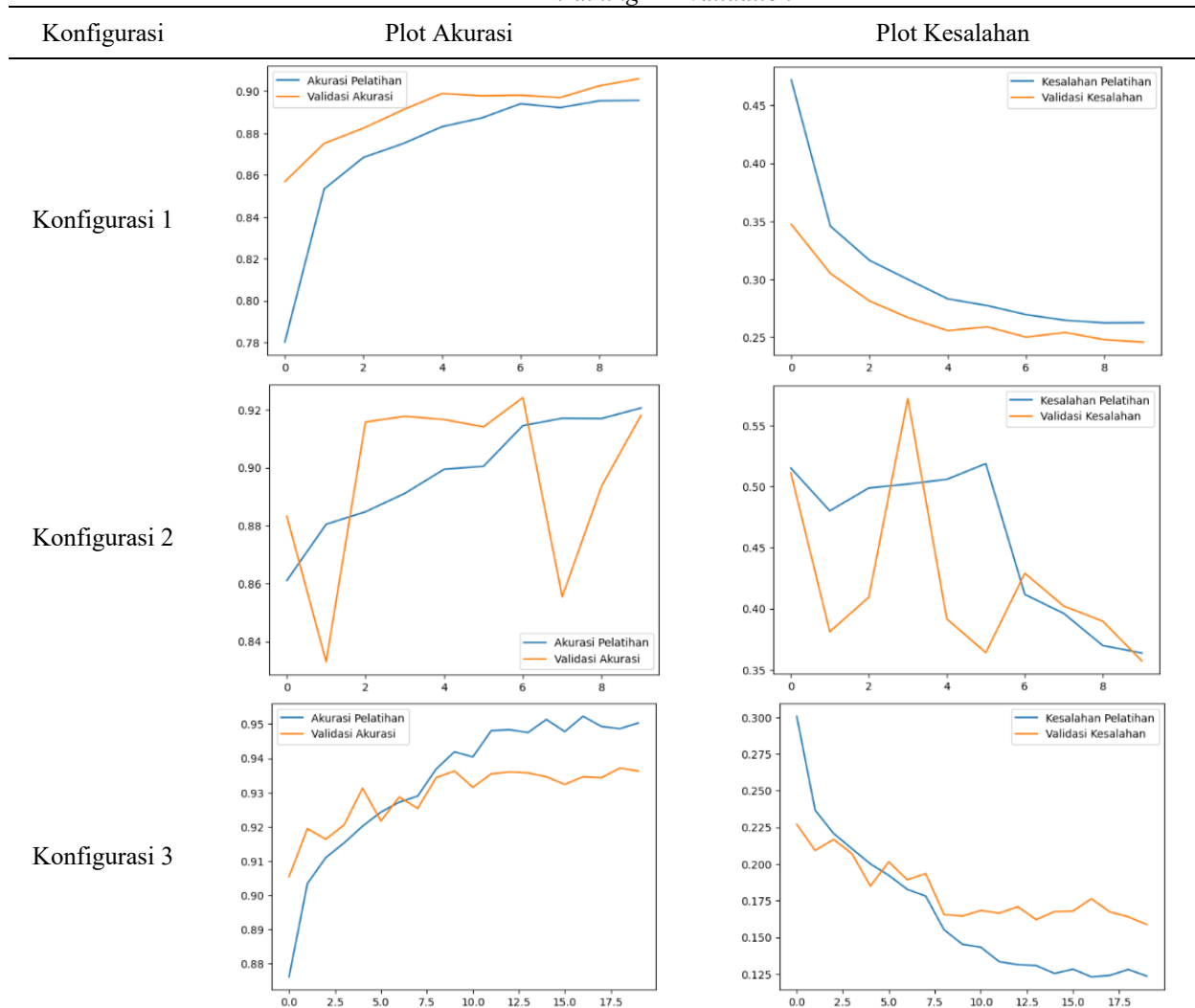


Gambar 4. Hasil pengujian dengan data uji *non-melanoma*

Pada gambar 4 merupakan tampilan halaman hasil deteksi dengan skenario pengujian menggunakan data uji *non-melanoma*. Berdasarkan pengujian skenario tersebut, dapat dilihat bahwa aplikasi mampu membedakan gambar *melanoma* dan *non-melanoma* dengan benar dan akurat dengan presentase negatif sebesar 99,98% dan positif 0,02%.

3.2. Training dan Validation

Tabel 2. Plot *training* dan *validation*



Dapat dilihat pada tabel 2, performa akurasi dan validasi selama pelatihan pada konfigurasi 1 dan 3 saling berdekatan dan cenderung mengikuti satu sama lain. Begitu juga, pada plot kesalahan akurasi dan validasi cenderung mengikuti 1 sama lain. plot akurasi dan kesalahan cenderung stabil seiring waktu dan tidak menunjukkan fluktuasi yang ekstrem, ini bisa menjadi indikasi bahwa model stabil dan tidak mengalami *overfitting*.

3.3. Evaluasi dengan *Confusion Matrix*

Tabel 3. Evaluasi dengan *confusion matrix*

Konfigurasi	<i>Accuracy</i>	<i>Precision</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-Score</i>
Konfigurasi 1	0,9104	0,9607	0,8528	0,9036
Konfigurasi 2	0,9250	0,9749	0,8725	0,9208
Konfigurasi 3	0,9309	0,9805	0,8792	0,9270

Tabel 3 merupakan data hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix*. Berdasarkan evaluasi menggunakan *confusion matrix* konfigurasi 3 merupakan konfigurasi terbaik dengan nilai *accuracy* 0,9309, *precision* 0,9805, *recall* 0,8792 dan *f1-score* 0,9270. Setelah tahap evaluasi dengan menggunakan *confusion matrix*, dapat disimpulkan bahwa model memiliki akurasi yang tinggi, yang mengindikasikan kinerja keseluruhan yang baik. Selain itu, nilai *precision* yang tinggi menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik untuk mengidentifikasi data positif dengan benar. Namun, *recall* yang lebih rendah menandakan bahwa model dapat melewati beberapa kasus positif. Nilai

f1-score yang tinggi mengindikasikan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall*, yang menunjukkan performa yang bagus secara keseluruhan dalam klasifikasi data positif dan negatif.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian yang dilakukan oleh peneliti, mengenai sistem deteksi kanker kulit melanoma menggunakan *MobileNetV2* yang diimplementasikan pada platform android dapat ditarik kesimpulan bahwa konfigurasi terbaik didapat pada percobaan konfigurasi 3. Berdasarkan hasil evaluasi menggunakan *confusion matrix* mendapat *accuracy* 0,9309, *precision* 0,9805, *recall* 0,8792, dan *f1-score* 0,9270. Hasil evaluasi tersebut, menunjukkan bahwa model dapat diandalkan untuk memberikan hasil yang akurat dalam membedakan kanker kulit *melanoma* dan *non-melanoma*. Dari hasil pelatihan model tersebut, dapat disimpulkan bahwa model tidak mengalami *overfitting*. Aplikasi deteksi *melanoma* berbasis android yang diintegrasikan dengan model *MobileNetV2* yang telah dilatih sebelumnya, memberikan hasil deteksi yang akurat dengan akurasi tertinggi mencapai 100%. Menunjukkan bahwa aplikasi dapat diandalkan dalam mendeteksi dini penyakit kanker kulit *melanoma*.

ACKNOWLEDGEMENTS

Paper adalah hasil penelitian tugas akhir mahasiswa Teknik Informatika UNISSULA yang mengambil konsentrasi *Deep Learning*. Penelitian ini mengembangkan sebuah sistem yang mampu mendeteksi kanker kulit *melanoma* dengan menggunakan *MobileNetV2* pada platform android.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ritonga K. Sistem Pakar Mendiagnosa Penyakit Kanker Kulit Melanoma Menggunakan Metode Case Based Reasoning. *J Inf dan Teknol Ilm* 2019;7:5.
- [2] Tarisa RED, Rustam R, Elmatris E. Hubungan Jenis Pekerjaan dengan Kanker Kulit di RSUP Dr. M. Djamil Padang Tahun 2015 - 2020. *J Ilmu Kesehat Indones* 2022;3:67–73. <https://doi.org/10.25077/jikesi.v3i1.739>.
- [3] Ariesta N, Musa Z, Septadina IS. Karakteristik Histopatologi Melanoma Maligna di Bagian Patologi Anatomi RSUP Dr. Moh. Hoesin Palembang Tahun 2009-2013. *Biomed J Indones J Biomedik Fak Kedokt Univ Sriwij* 2018;4:26–31. <https://doi.org/10.32539/bji.v5i1.7955>.
- [4] Yogiswara IGAI, Saputra H, Ekawati NP. Karakteristik pasien kanker kulit non-melanoma di RSUP Sanglah pada periode tahun 2014 - 2018. *Intisari Sains Medis* 2021;12:691–4. <https://doi.org/10.15562/ism.v12i2.1080>.
- [5] Hariman AA, Mulyana DI, Yel MB. Klasifikasi Jajanan Tradisional Jawa Tengah dengan Metode Transfer Learning dan *MobileNetV2*. *J Inf Interaktif* 2023;8:15–23.
- [6] Zaelani F, Miftahuddin Y. Perbandingan Metode *EfficientNetB3* dan *MobileNetV2* Untuk Identifikasi Jenis Buah-buahan Menggunakan Fitur Daun. *J Ilm Teknol Infomasi Terap* 2022;9:1–11. <https://doi.org/10.33197/jitter.vol9.iss1.2022.911>.
- [7] Ramayanti D, Sri Dianing Asri, Lionie Lionie. Implementasi Model Arsitektur VGG16 dan *MobileNetV2* Untuk Klasifikasi Citra Kupu-Kupu. *JSAI (Journal Sci Appl Informatics)* 2022;5:182–7. <https://doi.org/10.36085/jsai.v5i3.2864>.
- [8] Winnarto MN, Mailasari M, Purnamawati A. Klasifikasi Jenis Tumor Otak Menggunakan Arsitektur *MobileNet V2*. *J SIMETRIS* 2022;13:1–12.