

Klasifikasi Lesi Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network

Suryani Rachmawati¹, Agus Eko Minarno², Yufis Azhar³

^{1, 2, 3}Universitas Muhammadiyah Malang

suryanirachma@webmail.umm.ac.id¹, aguseko@umm.ac.id², yufis@umm.ac.id³

Abstrak

Lesi kulit merupakan suatu kondisi bagian kulit yang memiliki pertumbuhan atau penampakan yang abnormal. Reaksi ini muncul disebabkan oleh infeksi virus seperti herpes simplex (HSV) yang ditandai munculnya kemerahan pada kulit. Mendeteksi jenis penyakit kulit secara otomatis dari hasil dermoskopi dapat membantu mendiagnosa secara cepat dan meningkatkan akurasi untuk menghemat waktu. Pada penelitian ini mengusulkan metode machine learning yaitu Convolutional Neural Network untuk mendiagnosa penyakit kulit secara otomatis. Pengujian penelitian ini menggunakan teknik augmentasi data dan penyeimbangan data untuk diimplementasikan pada dataset citra lesi kulit ISIC 2018. Pada pengujian dengan teknik dan metode yang diusulkan dapat menghasilkan akurasi sebesar 98%. Teknik augmentasi dan penyeimbangan data yang diusulkan, dapat mempengaruhi model yang diusulkan dari segi peningkatan performa.

Kata Kunci: Dermoskopi, Herpes Simplex, Lesi Kulit, Machine Learning, Convolutional Neural Network

Abstract

A skin lesion is a condition where the skin has an abnormal growth or appearance. This reaction appears to be caused by a virus infection such as herpes simplex (HSV) which is characterized by the appearance of redness on the skin. Detecting the type of skin disease automatically from dermoscopy result can help diagnose quickly and increase accuracy to saving time. This research proposes a method, machine learning that is Convolutional Neural Network to diagnose skin disease automatically. This examination research uses data augmentation and data balancing techniques to be implemented in the skin lesion image dataset ISIC 2018. This examination with the proposed techniques and method can produce an accuracy of 98%. The proposed data augmentation and balancing techniques can affect the proposed model in terms of improving performance.

Keywords: Dermoscopy, herpes simplex, Skin lesion, Machine learning, Convolutional Neural Network

1. Pendahuluan

Kulit merupakan bagian terluar dari organ tubuh manusia yang melindungi tubuh, otot, serta sel-sel yang ada dalam tubuh. Kulit tersusun dari beberapa lapisan *epidermis*, *dermis*, dan *hipodermis*. Lesi kulit merupakan suatu kondisi bagian kulit yang memiliki pertumbuhan dan penampakan yang abnormal. Lesi pada kulit dapat muncul dalam berbagai bentuk seperti benjolan, lecet, kista, atau area berwarna yang terlihat abnormal pada kulit. Biasanya reaksi yang ditimbulkan beragam, contoh reaksi yang biasa terjadi dinamakan hipersensitivitas pada kulit yang disebabkan oleh infeksi virus seperti *herpes simplex* (HSV) yang ditandai dengan munculnya lesi kemerahan pada kulit. Kondisi ini tidak menular dan dapat sembuh dengan sendirinya. Akan tetapi suatu kondisi lesi kulit bisa menjadi pertanda penyakit lain yang perlu diobati. Dengan mendiagnosa dini suatu lesi kulit menggunakan alat dermoskopi, dapat mengetahui tingkat keparahan lesi kulit yang diderita.

Dermoskopi ini merupakan alat *non-invasif* serta hemat biaya yang memberikan visualisasi warna serta struktur lesi kulit yang lebih baik. Yang mana memiliki tingkat akurasi sebesar 10% hingga 27% lebih sensitif untuk mendiagnosa melanoma dibandingkan dengan pemeriksaan mata telanjang [1]. Melalui hasil deteksi dan diagnosa dari dermoskopi tersebut tentunya dapat dibedakan langsung antara lesi kulit jinak maupun ganas. Mendeteksi dan mendiagnosa dengan

hasil yang sudah ada mudah dilakukan oleh seorang dokter. Lain halnya dengan komputer, meskipun kecanggihan komputer saat ini semakin pesat tetapi untuk mendeteksi sesuatu hal, komputer dapat terlebih dahulu dilatih untuk mengenalinya. Seiring dengan berkembangnya dunia teknologi mulai bermunculan metode yang dapat mengatasi suatu permasalahan tersebut untuk mempermudah dunia kesehatan mendeteksi sesuatu penyakit.

Deep Learning adalah salah satu bagian dari metode *machine learning*. Yang mana *machine learning* adalah salah satu bagian dari *artificial intelligence* yang berfokus pada bidang ilmu data. Dengan penggunaan metode statistik, algoritma yang telah dilatih untuk mengklasifikasikan atau memprediksi suatu data. Metode *machine learning* ini menggunakan *Artificial Neural Network* (ANN) yang dilakukan oleh mesin dengan cara kerja meniru sistem dasar otak manusia. Sistem dasar otak manusia yang bekerja disebut *neural network*, itulah mengapa sistem kerja *deep learning* menggunakan *artificial neural network*, dengan kata lain menggunakan *neural network* buatan. Di dalam *deep learning* terdapat suatu algoritma yang bernama *Convolutional Neural Network*. *Convolutional Neural Network* adalah pengembangan *multi layer perceptron* (MLP) yang didesign untuk mengolah data dua dimensi [2]. CNN juga memiliki kemampuan untuk mengatasi masalah jumlah data yang besar menurut [3]. Pada *machine learning* tahapan konvolusional melakukan ekstraksi fitur secara manual, artinya terlebih dahulu menentukan fitur-fitur yang akan diekstraksi. Proses ekstraksi fitur pada CNN nantinya akan dilakukan secara otomatis pada *convolutional layer* dan *pooling layer* serta dibantu dengan fungsi aktivasi yaitu ReLU. Selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi yang akan diproses oleh *fully connected layer* dan dibantu dengan fungsi aktivasi softmax pada output layer [4].

Pada penelitian ini membahas tentang klasifikasi jenis citra lesi kulit yang dideteksi seperti *melanoma*, *nevus*, dan *seborrheic keratosis*. Adapun penelitian sebelumnya yang melakukan penelitian dengan metode dan data yang sama, diantaranya ialah Amirreza Mahbod dkk yang mengklasifikasikan lesi kulit menggunakan *VGGNet*, *ResNet*, dan *AlexNet* yang menghasilkan akurasi sebesar 97.55% [5]. Sedangkan yang dilakukan oleh Wahyudi Setiawan [4] dalam membandingkan arsitektur CNN dengan uji coba tahap pertama menghasilkan sensitivitas, spesifisitas dan akurasi yaitu 87.8%, 90.7%, dan 89.3%. dan untuk uji coba pada tahap kedua menghasilkan sensitivitas, spesifisitas, dan akurasi sebesar 94.2%, 90.4%, dan 92.31% dengan menambahkan optimizer GSM, RMSprop, dan Adam. Berikutnya yang dilakukan oleh Shetu Rani Guha dan Dr. S. M. Rafizul Haque [6] mengklasifikasikan melanoma dengan *Convolutional Neural Network Based* menghasilkan akurasi dengan metode CNN sebesar 79.42%, sedangkan menghasilkan akurasi dengan transfer learning sebesar 91.07%. selanjutnya yang dilakukan oleh G.S. Jayalakshmi dan V.Sathiesh Kumar [7] tentang analisis kinerja *Convolutional Neural Network Based* untuk mendeteksi lesi kulit mendapatkan hasil akurasi sebesar 89.30%.

Berdasarkan permasalahan yang dijelaskan pada penelitian [6], yang membandingkan metode convolutional neural network dengan metode transfer learning. Dalam penelitian tugas akhir ini mengusulkan metode *convolutional neural network* untuk klasifikasikan citra lesi kulit.

2. Metode Penelitian

Metode klasifikasi yang digunakan pada penelitian ini menggunakan algoritma Bernama Convolutional Neural Network. Metode ini banyak digunakan dalam bidang analisis citra medis, pengenalan objek, klasifikasi citra pemrosesan Bahasa, dsb [8].

2.1 Dataset

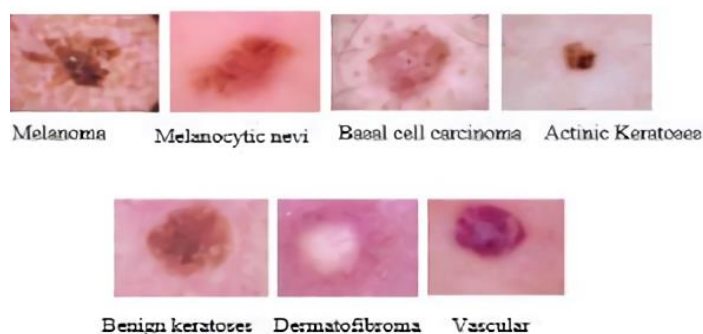
Dataset pada penelitian ini menggunakan data citra dermoskopi lesi kulit dengan format .jpg. didalamnya terdapat 7 jenis penyakit kulit diantaranya *melanocytic nevi*, *melanoma*, *benign keratosis*, *basal cell carcinoma*, *vascular lesion (pyogenic granulomas)*, *actinic keratosis*, *dermatofibroma*. Yang mana dalam data ini terdapat beragam usia dan jenis kelamin yang teridentifikasi salah satu diantara 7 jenis penyakit kulit yang ada. jenis kelamin yang dominan teridentifikasi penyakit kulit ini ialah laki-laki sebesar 54.0% persen dan 45.5% untuk jenis kelamin perempuan. Serta usia yang rentan teridentifikasi penyakit kulit ini ialah rentan usia 45 – 70 tahun.

Dataset ini didapatkan dari website kaggle.com yang bersumber dari *challenge* ISIC 2018. Pada penelitian ini menggunakan data gambar sebanyak 10015, yang dibagi menjadi data train dan test secara random atau acak, dimana akan menggunakan data testing sebesar 25% dan data train sebesar 75%. Maka dari itu pada penelitian ini dilakukan augmentasi gambar, dimana proses augmentasi gambar ini dilakukan pada data test saja yang berfungsi untuk menambah jumlah data test yang ada. Pada setiap masing- masing data berjumlah 35201 untuk data train

dan 11734 untuk data test. Sample data jenis lesi kulit yang akan digunakan akan dijelaskan pada Gambar 1 dan Tabel 1.

Tabel 1. Tabel rincian data lesi kulit

Kelas Data	Jumlah Data
<i>Actinic Keratoses</i>	265
<i>Basal Cell</i>	500
<i>Benign Keratosis</i>	1000
<i>Dermatofibroma</i>	100
<i>Melanocytic Nevi</i>	7000
<i>Vascular</i>	150
<i>Melanoma</i>	1000



Gambar 1. Citra lesi kulit

2.2 Rancangan sistem

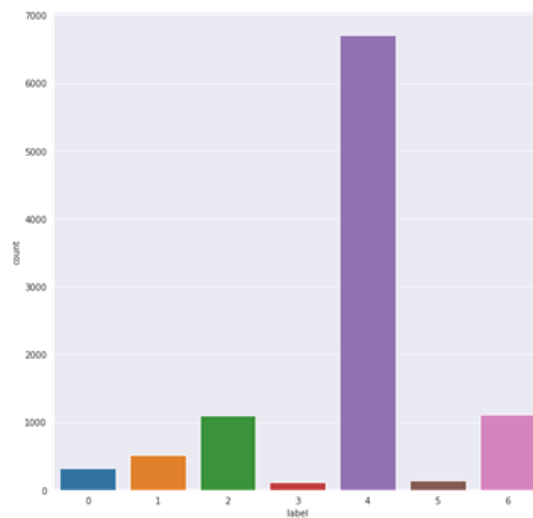
Sebelum masuk ketahap klasifikasi ada beberapa tahapan yang harus dilakukan, diantaranya sebagai berikut:

1. Tahapan pertama yaitu import library, Sebelum menjalankan beberapa *source code* yang ada, pada Gambar 9 dipaparkan beberapa library yang digunakan untuk memanggil file di dalam satu modul yang berbeda pada *source code* penelitian ini. Berikut penjelasan mengenai library yang digunakan:
 - a. Library tensorflow digunakan untuk aplikasi *machine learning*. Library ini memiliki fokus terhadap training dan inferensi *deep neural network*.
 - b. Library ReduceLRonPlateau ini bekerja ketika pada proses pelatihan data nilai matrix tidak meningkat.
 - c. Library RandomOverSampler digunakan untuk mengatasi masalah ketidak seimbangan data. dimana oversampler ini akan menduplikasi secara acak contoh dari kelas minoritas data dan menambahkannya ke dataset pelatihan.
 - d. Library ImageDataGenerator adalah teknik yang menerapkan transformasi yang berbeda ke gambar asli, yang mana memungkinkan untuk menambah gambar secara real time saat model dilatih.
 - e. Library to_categorical digunakan untuk mengkonversi kelas vektor (bilangan bulat) ke dalam kelas matriks biner.
 - f. Library train_test_split digunakan untuk memisahkan suatu data menjadi data pelatihan dan pengujian.
 - g. Library confusion matrix, classification report digunakan untuk mengevaluasi klasifikasi akurasi dan menunjukkan metrik klasifikasi utama.
 - h. Library pandas digunakan untuk preprocessing dan analisis data, serta dapat mengolah data berbentuk csv, txt, html, dsb.
 - i. Library matplotlib digunakan untuk memvisualisasikan data dalam bentuk bar atau chart.
2. Tahapan kedua yaitu visualisasi data, Dimana pada visualisasi data ini menampilkan rincian jumlah data setiap *class* yang ada, untuk memudahkan para pembaca mengetahui jumlah data yang ada dan memudahkan penulis dalam pengolahan data pada penelitian. Pada Gambar 2 menunjukkan diagram jumlah data, dimana pada sumbu X ini menunjukkan 7 jenis

label *class* data yang tertera pada Tabel 2 dan untuk sumbu Y ini menunjukkan jumlah data di setiap classnya.

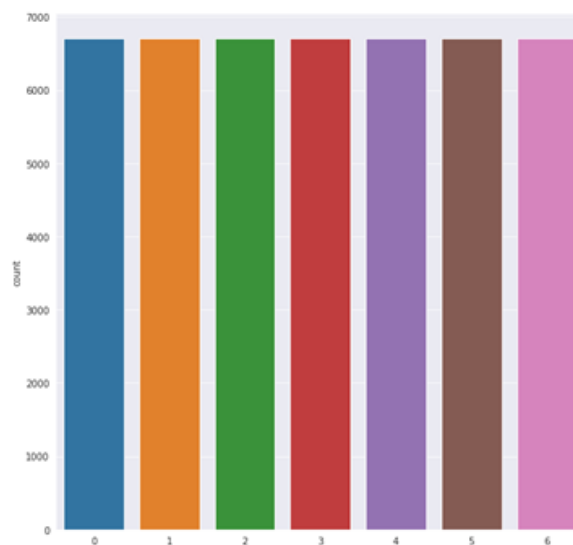
Tabel 2. Class data

Label class	Class data
0	'akiec', <i>Actinic keratosis</i>
1	'bcc', <i>Basal cell carcinoma</i>
2	'bkl', <i>benign keratosis</i>
3	'df', <i>dermatofibroma</i>
4	'nv', <i>melanocytic nevi</i>
5	'vasc', <i>pyogenic granulomas</i>
6	'mel', <i>melanoma</i>



Gambar 2. Output visualisasi data

3. Tahapan ketiga yaitu balanced data, Masalah ketidak seimbangan data pada pembelajaran mesin merupakan masalah umum yang dihadapi. Data yang tidak seimbang dapat menghambat akurasi model. Setelah memvisualisasikan data, terlihat bahwa data yang dimiliki belum seimbang. Terlihat pada Gambar 2 penyebaran jumlah data yang tidak seimbang di setiap classnya, dan pada Gambar 3 setelah melakukan proses penyeimbangan data, data lebih tersebar dengan merata di setiap class nya.



Gambar 3. Data balancing

4. Tahapan ketiga yaitu encoding, Encoding merupakan suatu proses dimana digunakan untuk mengkonversi kelas vektor (kelas bilangan bulat) kedalam bilangan biner. Pada Gambar 4 merupakan array kelas vektor yang sudah dikonversi kedalam bilangan biner.

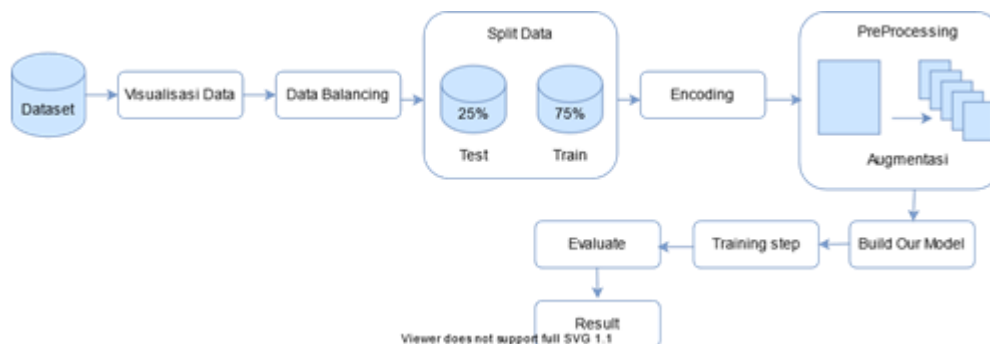
```

[[0. 0. 0. ... 0. 0. 0.]
 [1. 0. 0. ... 0. 0. 0.]
 [0. 1. 0. ... 0. 0. 0.]
 ...
 [1. 0. 0. ... 0. 0. 0.]
 [0. 0. 0. ... 0. 0. 0.]
 [0. 0. 1. ... 0. 0. 0.]

```

Gambar 4. Output encoding

5. Tahapan keempat yaitu augmentasi data, Fungsi utama augmentasi data adalah menyeragamkan data pelatihan dan jumlah data. Penggunaan augmentasi data penting dilakukan untuk memanipulasi data dari berbagai sudut dan ukuran berbeda tanpa kehilangan esensi dari data tersebut dalam efektivitas pelatihan model. Ada beberapa teknik augmentasi yang diimplementasikan pada penelitian ini, diantaranya menerapkan transformasi sederhana pada gambar seperti, rotasi acak, pergeseran acak, dan zoom acak. Rotasi gambar digunakan pada augmentasi ini berguna untuk model mengenali citra dari berbagai sudut yang berbeda, agar model yang diusulkan lebih kuat dalam perubahan orientasi objek. Penggunaan pergeseran gambar pada augmentasi ini untuk menambah pergeseran invarians pada gambar, dikarenakan posisi gambar yang dimiliki tidak sejajar tepat berada di tengah. Dengan mengeser gambar diharapkan dapat mengubah posisi objek dalam gambar dan memberikan lebih banyak variasi pada model. Dan yang terakhir penggunaan zoom pada augmentasi ini berguna agar model lebih spesifik mengenali objek dari gambar. Berikut gambaran dari rancangan sistem klasifikasi lesi kulit yang akan dilakukan ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Rancangan Sistem

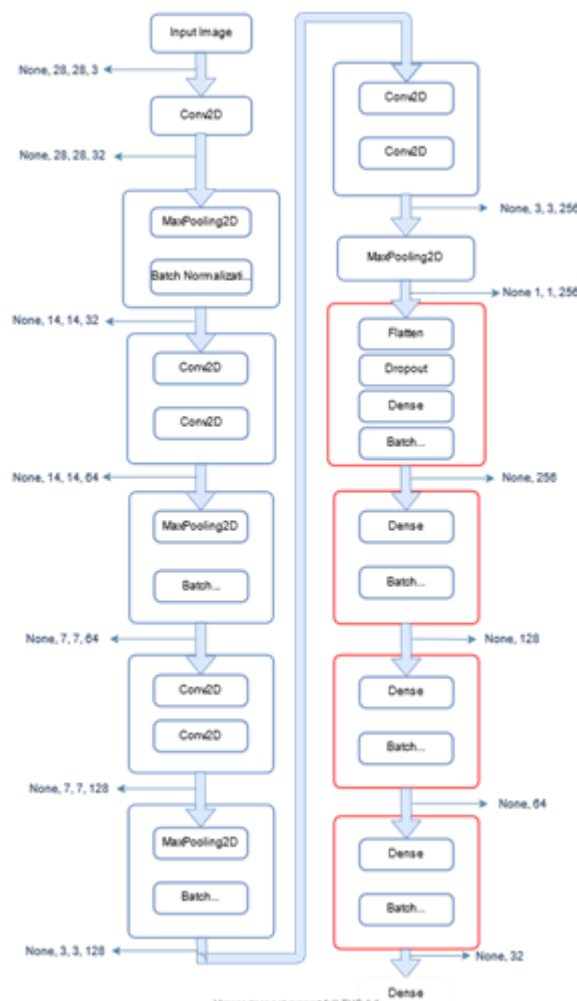
2.3 Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network adalah teknik kombinasi dari jaringan saraf tiruan dan metode *deep learning*, yang digunakan dalam pengenalan dan pemrosesan gambar dengan *input layer*, *hidden layer*, serta *output layer* [9]. Selaras dengan pernyataan sebelumnya menurut [8] CNN banyak digunakan dalam bidang analisis citra medis, pengenalan objek, klasifikasi citra, pemrosesan bahasa, dsb. Pada penelitian kali ini CNN digunakan untuk mengklasifikasikan jenis lesi kulit. Dimana Proses kerja CNN ini mirip dengan *neuron* yang terletak pada sel-sel saraf manusia yang dapat mengenali suatu objek yang ada.

CNN adalah pengembangan suatu *multi layer perceptron* (MLP) yang didesign untuk mengolah data dua dimensi [2]. Metode ini juga memiliki kemampuan untuk mengatasi jumlah data yang besar dan banyak menurut [3]. Pada *machine learning* tahapan konvolusional melakukan ekstraksi fitur secara manual, artinya terlebih dahulu menentukan fitur-fitur yang akan diekstraksi. Proses ekstraksi fitur pada CNN nantinya akan dilakukan secara otomatis pada *convolutional layer* dan *pooling layer* serta dibantu dengan fungsi aktivasi yaitu ReLU.

Selanjutnya akan dilakukan proses klasifikasi yang akan diproses oleh *fully connected layer* dan dibantu dengan fungsi aktivasi softmax pada output layer [4].

Pada Gambar 6 model CNN ini terdiri dari beberapa layer, dimana terdapat *input layer*, *hidden layer*, dan *output layer*. Pada umumnya proses CNN itu terbagi menjadi dua bagian yaitu proses *feature learning* dan *classification*. Di dalam arsitektur model ini *feature learning* terdapat beberapa *convolutional layer* dan *pooling layer*, serta pada tahap *feature learning* ini terdapat fungsi aktivasi ReLU untuk mengubah nilai negatif menjadi 0. Pada tahap *classification* terdiri dari *flatten* dan *fully connected layer*, *flatten* ini berguna untuk menghasilkan sebuah vektor yang nantinya akan dijadikan sebagai input dari *fully connected layer*. Pada *flatten* terdapat dropout yang berfungsi untuk menonaktifkan sejumlah *edge* yang terhubung ke dalam *neuron* agar tidak terjadi *overfitting*. Pada *fully connected layer* atau dengan kata lain *hidden layer* terdapat beberapa neuron diantaranya 256 neuron, 128 neuron, 64 neuron, dan 32 neuron, neuron ini berfungsi untuk menerima data dari lapisan sebelumnya. Pada *fully connected layer* atau *hidden layer* ini menggunakan aktivasi ReLU. Serta yang terakhir *output layer*, pada *output layer* ini menggunakan 7 neuron yang disesuaikan dengan jumlah kelas dalam data, serta menggunakan aktivasi *softmax*. Yang membedakan antara kedua aktivasi adalah penggunaan aktivasi ReLU digunakan pada tahap *feature learning* dan *fully connected layer*, serta aktivasi *softmax* ini digunakan pada *output layer*. Setelah arsitektur CNN selesai dirancang, maka dihasilkan model yang memiliki jumlah total parameter sebanyak 1 juta parameter. Pada Gambar 6 dimana pada kotak berwarna biru adalah proses *feature learning*, untuk melakukan proses *encoding* dari sebuah gambar menjadi *feature* berupa angka-angka. Sedangkan kotak yang berwarna merah adalah *classification*, digunakan pada metode MLP yang bertujuan untuk mengolah data sehingga dapat diklasifikasikan.



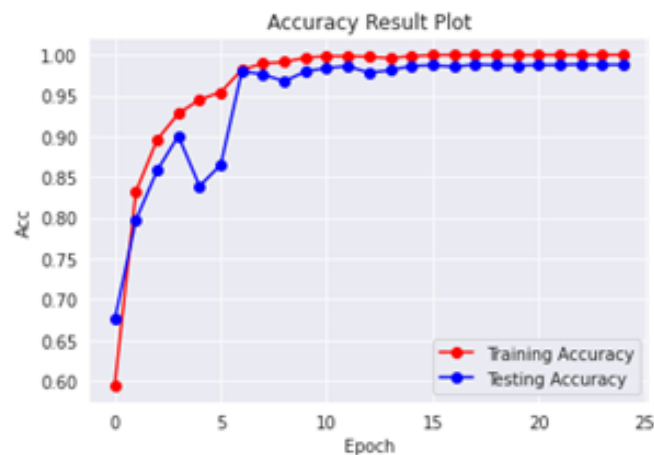
Gambar 6. Arsitektur Model CNN

3. Hasil Penelitian dan Pembahasan

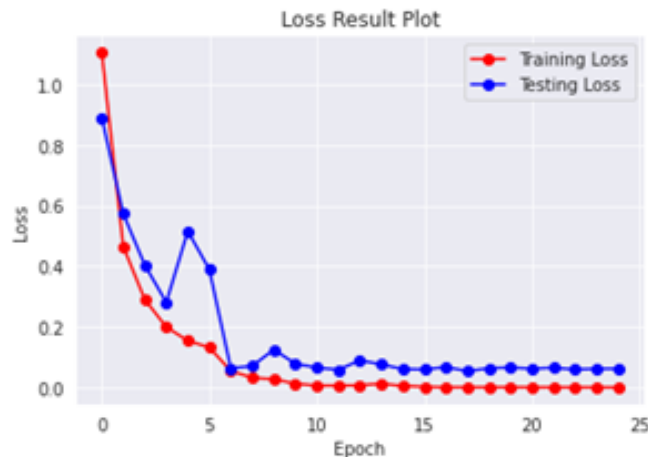
3.1 Pengujian dan Evaluasi

Pada tahap ini dilakukan 1 kali pengujian, dengan menggunakan data citra lesi kulit sebanyak 10015 yang telah dibagi menjadi data test sebesar 25% dan data train sebesar 75%. Pada pengujian model ini data dilatih dengan epoch sebanyak 25, batch size 128, menggunakan optimizer adam, serta menggunakan loss function categorical cross entropy. Pada pengujian model ini data test digunakan sebagai data validasi pada proses pengujian dan validasi model.

Setelah pelatihan model pada Gambar 6, dihasilkan evaluasi hasil diagram yang menunjukkan *accuracy* yang berada pada *training* dan *accuracy* yang berada pada validasi. Terlihat gap diantara kedua data tersebut tidak terlalu jauh atau tidak adanya *overfitting*. Kemudian pada Gambar 7 untuk evaluasi hasil diagram *loss* pada *training* dan validasi menunjukkan bahwa gap di kedua data tersebut juga tidak terlalu jauh atau tidak terjadi *overfitting*. Pada Gambar 8 dan Gambar 9 menunjukkan klasifikasi report model CNN precision, recall, f-score, dan accuracy disetiap class data, serta pada Gambar 10 menunjukkan hasil *confusion matrix* dari model CNN.



Gambar 6. Diagram accuracy dan val_accuracy



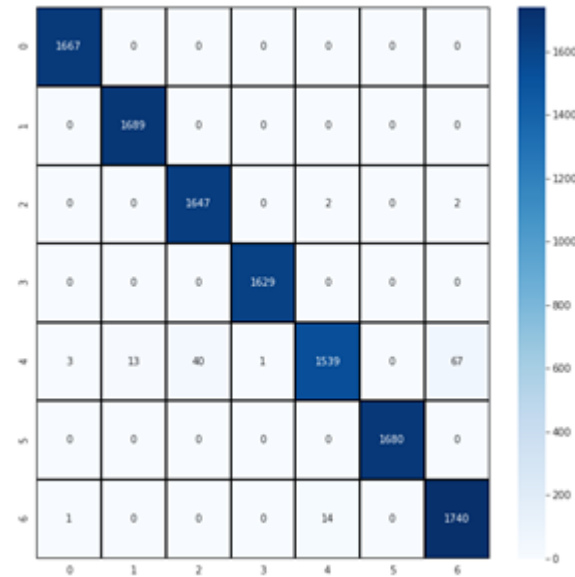
Gambar 7. Diagram loss dan val_loss

```
367/367 [=====] - 16s 44ms/step -
loss: 0.0619 - accuracy: 0.9878
[0.061854615807533264, 0.9878131747245789]
```

Gambar 8. Accuracy model

	precision	recall	f1-score	support
('akiec', 'Actinic keratoses and intraepithelial carcinomae')	0.99	1.00	1.00	1667
('bcc', ' basal cell carcinoma')	0.99	1.00	1.00	1689
('bkl', 'benign keratosis-like lesions')	0.97	0.99	0.98	1651
('df', 'dermatofibroma')	1.00	1.00	1.00	1629
('nv', ' melanocytic nevi')	0.99	0.92	0.95	1663
('vasc', ' pyogenic granulomas and hemorrhage')	1.00	1.00	1.00	1680
('mel', 'melanoma')	0.96	0.99	0.98	1755
micro avg	0.99	0.99	0.99	11734
macro avg	0.99	0.99	0.99	11734
weighted avg	0.99	0.99	0.99	11734
samples avg	0.99	0.99	0.99	11734

Gambar 9. Klasifikasi report



Gambar 10. Confusion matrix

3.2 Evaluasi hasil pengujian

Pada penelitian ini mengusulkan algoritma CNN untuk mengklasifikasikan citra lesi kulit, dan juga penelitian ini melakukan perbandingan dengan penelitian sebelumnya yang terkait dengan bidang yang sama seperti yang tertera pada Tabel 3. Pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Shetu Rani Guha dan M. Rafzul Haque yang mengusulkan model VGG16 dengan data ISIC 2018 menggunakan preprocessing dan thresholding otsu dengan melatih data sebanyak 1137 gambar selama 40 epoch dan menguji 197 gambar menghasilkan akurasi sebesar 91%.

Pada penelitian ini dilakukan menggunakan data yang sama pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Shetu Rani Guha. Pada penelitian ini mengusulkan proses penyeimbangan data dan augmentasi data pada model CNN untuk mengetahui pengaruh akurasi yang dihasilkan. Pada pengujian tersebut menghasilkan akurasi sebesar 98% seperti yang tertera pada Tabel 3.

Tabel 3. Perbandingan penelitian

No	Author	Dataset	Akurasi	Metode
1	Sgetu Rani Guha dan M. Rafzul Haque	ISIC 2018	91.07%	VGG16
2	Model yang diusulkan	ISIC 2018	98.78%	CNN

4. Kesimpulan

Dari pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa baik atau kurangnya suatu kinerja model dapat disebabkan oleh proses pra pemrosesan data yang dilakukan. Hal ini dapat dilihat dari penambahan teknik augmentasi data berupa rotasi, pergeseran, dan perbesar gambar

menghasilkan peningkatan performa model dari penelitian sebelumnya. Hal ini mungkin terjadi dikarenakan data menghasilkan gambar spesifik dari objek yang dimaksud dan sistem dapat mengidentifikasi objek secara detail. Kemudian data balance berpengaruh terhadap peningkatan performa penelitian sebelumnya. Dikarenakan data yang tidak seimbang di setiap kelasnya, akan sulit diprediksi oleh model dan menghasilkan tingkat performa yang kurang baik.

Referensi

- [1] S. B. Basturk, C. E. J. Dancer, and T. McNally, "Dermoscopy as a Tool for Estimating Breslow Thickness in Melanoma," *J. Pre-proof*, p. 104743, 2020, doi: 10.1016/j.adengl.2021.02.007.
- [2] D. L. Z. Astuti and Samsuryadi, "Kajian Pengenalan Ekspresi Wajah menggunakan Metode PCA dan CNN," *Annu. Res. Semin. Fak. Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 1, pp. 293–297, 2018.
- [3] R. Septian, D. I. Saputra, and S. Sambasri, "Klasifikasi Emosi Menggunakan Convolutional Neural Networks Emotion Classification Based on Convolutional Neural Networks," no. November 2019, pp. 53–62, 2019.
- [4] W. Setiawan, "Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus," *J. Simantec*, vol. 7, no. 2, pp. 48–53, 2020, doi: 10.21107/simantec.v7i2.6551.
- [5] A. Mahbod, G. Schaefer, C. Wang, R. Ecker, and I. Ellinger, "Institute for Pathophysiology and Allergy Research , Medical University of Vienna , Austria Department of Research and Development , TissueGnostics GmbH , Austria Department of Computer Science , Loughborough University , U . K . Department of Biomedical," *Ieee*, pp. 1229–1233, 2019.
- [6] S. R. Guha and S. M. R. Haque, "Convolutional neural network based skin lesion analysis for classifying melanoma," *2019 Int. Conf. Sustain. Technol. Ind. 4.0, STI 2019*, vol. 0, pp. 1–5, 2019, doi: 10.1109/STI47673.2019.9067979.
- [7] G. S. Jayalakshmi and V. S. Kumar, "Performance analysis of convolutional neural network (CNN) based cancerous skin lesion detection system," *ICCIDS 2019 - 2nd Int. Conf. Comput. Intell. Data Sci. Proc.*, pp. 1–6, 2019, doi: 10.1109/ICCIDS.2019.8862143.
- [8] K. K. Kumar, K. Kranthi , M. Dileep Kumar, Ch. Samsonu, "Role of convolutional neural networks for any real time image classification, recognition and analysis," *Mater. Proc.*, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.02.186>.
- [9] H. Fonda, "Klasifikasi Batik Riau Dengan Menggunakan Convolutional Neural Networks (Cnn)," *J. Ilmu Komput.*, vol. 9, no. 1, pp. 7–10, 2020, doi: 10.33060/jik/2020/vol9.iss1.144.

