

Klasifikasi Kanker Kulit Ganas Dan Jinak Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*

1st Nur Alyyu
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
liiuna@student.telkomuniversity.a
c.id

2nd R. Yunendah Nur Fuadah
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
yunendah@telkomuniversity.ac.id

3rd Nor Kumalasari Caecar Pratiwi
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia
caesarnkcp@telkomuniversity.ac.i
d

Abstrak—Kulit merupakan bagian terluar pada tubuh manusia, sehingga kulit mudah terserang penyakit salah satunya adalah kanker kulit. Kanker kulit menjadi salah satu kanker yang dapat mematikan. Kanker kulit menduduki peringkat ketiga setelah kanker serviks dan kanker payudara di negara Indonesia. Dalam mendeteksi kanker kulit dokter dermatologis dapat melakukan biopsi. Namun, kekurangan dalam melakukan biopsi memerlukan waktu dan persiapan yang panjang. Inovasi dalam mengklasifikasi dan mendeteksi penyakit kanker kulit dengan menggunakan jaringan saraf tiruan yang berkembang dengan pesat dalam membantu dokter sehingga dapat dilakukan penanganan yang cepat dan tepat. Tugas akhir ini bertujuan untuk membuat suatu sistem yang dapat mengklasifikasikan penyakit kanker kulit. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh secara *online* melalui *kaggle.com* dengan data citra RGB sebanyak 3297 citra di mana terdapat dua kelas yaitu ganas dan jinak dengan menggunakan model *Convolutional Neural Network* (CNN) dan arsitektur ResNet50. Berdasarkan hasil pengujian sistem *hyperparameter* terbaik yang didapatkan menggunakan optimizer AdaMax, learning rate 0.0001, batch size 64 dan epoch sebanyak 50. Hasil peromansi akurasi memperoleh 99%, nilai presisi 99%, nilai recall 99%, dan nilai f1-score 99%.

Kata Kunci — *Convolutional Neural Network* (CNN), kanker kulit, ResNet50.

Abstract—A skin is the outermost part of the human body, so the skin is susceptible to diseases, one of which is skin cancer. Skin cancer is one of the most deadly cancers. Skin cancer ranks third after cervical cancer and breast cancer in Indonesia. In detecting skin cancer, a dermatologist can perform a biopsy. However, the drawbacks of performing a biopsy are that it requires a long time and preparation. Innovations in classifying and detecting skin cancer using artificial neural networks are growing rapidly in helping doctors so that prompt and appropriate treatment can be carried out.

This final project aims to create a system that can classify skin cancer. The dataset used in this study was obtained online through kaggle.com with 3297 RGB image data in which there are two classes, namely malignant and benign which are divided into 80% training data and 20% test data. In this project using the Convolutional Neural Network (CNN) model and ResNet50 architecture. Based on the results of testing the best hyperparameter system obtained using the AdaMax optimizer, the learning rate is 0.0001, the batch size is 64 and the epoch is 50. The accuracy performance results are 99%, the precision value is 99%, the recall value is 99%, and the f1-score value is 99%.

Keywords— *Convolution Neural Network* (CNN), ResNet50, skin cancer.

I. PENDAHULUAN

Kulit merupakan organ terluar dari bagian tubuh manusia yang terdiri dari jutaan sel. Sel kulit yang tumbuh secara tidak normal dan dapat membelah diri tanpa terkendali mengakibatkan penyakit kanker kulit[1]. Di negara Indonesia, penyakit kanker kulit mengalami peningkatan cukup drastis selama sepuluh tahun terakhir, dengan jumlah kasus dua hingga tiga juta kasus non kanker kulit, dan 132 ribu kasus kanker *melanoma maligna* setiap tahunnya[2]. Penyakit kanker kulit menduduki urutan ketiga setelah kanker serviks dan kanker payudara di Indonesia. Jumlah kasus penyakit kanker kulit 5,9 – 7,8 % dari semua jenis kanker pertahun. *karsinoma sel basal* (65,5%) menjadi jenis kanker kulit dengan jumlah terbanyak di Indonesia, selanjutnya urutan kedua yaitu *karsinoma sel skuamosa* (23%), dan urutan ketiga yaitu *melanoma maligna* (7,9%) dan kanker kulit lainnya. Kanker kulit yang dikategorikan paling invasif yaitu kanker kulit *melanoma maligna* karena memiliki risiko tingkat kematian yang

tinggi dan terus meningkat dengan pesat selama dekade terakhir, terutama apabila kanker kulit *melanoma* ini tidak terdeteksi sejak dini. Secara umum jenis kanker *karsinoma sel basal* dan kanker *karisnoma sel skuamosa* merupakan kanker kulit *non melanoma* tetapi pada kasus ini metastasisnya kurang, dan hanya sebagian kecil yang mengarah pada kematian. Untuk itu diperlukan deteksi dini dan diagnosis yang akurat dan tepat untuk kanker kulit untuk membantu proses penyembuhan, pengobatan yang sesuai, dan terhindar dari efek terburuk kanker kulit[3]. Dokter dermatologis melakukan prosedur biopsi untuk mendapatkan informasi histopatologis dari sampel kulit pada tubuh manusia terutama pada kanker kulit[4]. Tetapi dalam proses biopsi membutuhkan waktu satu minggu sampai pembacaan hasil pemeriksaan histopatologi anatomi dan waktu penyembuhan luka sedikit lama hal tersebut merupakan kekurangan pada proses biopsi[5]. Oleh karena itu, diperlukan sistem otomatis deteksi dini untuk penyakit kanker kulit jinak maupun ganas untuk membantu tenaga medis dalam mendiagnosa sehingga dapat memberikan penanganan yang tepat pada pasien.

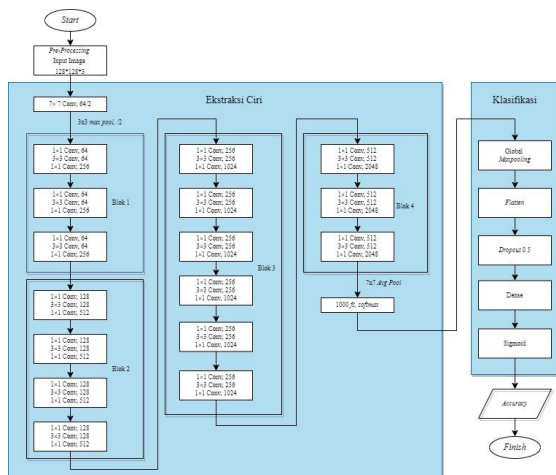
II. KAJIAN TEORI

Beberapa penelitian terkait yang mengembangkan sistem deteksi dini kanker kulit otomatis berbasis pengolahan *Sinyal Processing* dengan *Deep Neural Network* dan *Machine Learning* dengan berbagai arsitektur. Pada penelitian menggunakan metode CNN untuk menklasifikasikan kanker kulit yang terdiri dari 7 kelas antara lain *actinic keratosis*, *melanoma*, *dermato fibroma*, jinak *keratosis*, *vascular lesions*, *basal cell carcinoma* dan *melanocytic nevi*. Penelitian tersebut memberikan performansi akurasi 83.11% dengan citra dataset diperoleh dari *Human Against Machine with 10000 training images* (HAM10000)[6]. Beberapa penelitian lainnya menggunakan dua kelas yaitu kanker kulit ganas dan dan jinak dengan citra dataset yang diperoleh dari *International Skin Imaging Collaboration* (ISIC). Seperti pada penelitian menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet untuk klasifikasi kanker melanoma citra kulit. Pada penelitian ini membandingkan beberapa jenis arsitektur ResNet yaitu 50, 40, 25, 10 dan 7. Pada penelitian ini memperoleh hasil performansi akurasi terbaik dengan menggunakan ResNet50 sebanyak 83%[7]. Penelitian selanjutnya membandingkan

dua metode yaitu dengan menggunakan model *K-Nearest Neighbors* (KNN) dan metode CNN. Pada penelitian ini perfromansi akurasi klasifikasi kanker kulit terbaik ketika menggunakan metode CNN memperoleh perfromansi akurasi 76,56%, sedangkan metode KNN memperoleh perfromansi akurasi 75%[8]. Penelitian selanjutnya menggunakan metode CNN dengan 8 layer arsitektur *Convolutional 2D* yaitu (16, 16, 32, 32, 64, 64, 128,128). Pada penelitian ini layer pertama yang digunakan adalah (20,20) dan layer berikutnya adalah (5,5 dan 3,3) menggunakan *MaxPooling* dan *AveragePooling* dan Dropout (0.2). Pada penelitian ini memperoleh perfromansi akurasi sebesar 75%[9]. Berbeda dengan penelitian sebelumnya, pada penelitian ini memperoleh dataset dari *kaggle* yang dapat di akses secara *online* dengan dua kelas yaitu kanker kulit ganas dan jinak. Penelitian ini membandingkan dua metode yaitu *Support Vector Machine* (SVM) dan KNN untuk klasifikasi jenis kanker kulit berdasarkan warna citra *grayscale* dan fitur tekstur . Fitur yang digunakan adalah fitur tekstur dan warna, yaitu nilai rata-rata, standar deviasi, skewness, entropi, variance, kontras, energi, korelasi, dan homogeneity. Perfromansi akurasi yang di dapat ketika menggunakan metode SVM sebanyak 69.85%, sedangkan pada metode KNN memperoleh perfromansi akurasi terbaik ketika K=5 dengan akurasi 70,61%, pada saat K=2 memperoleh akurasi 67,27%, ketika K=3 memperoleh akurasi 67,88%, ketika K=4 memperoleh akurasi 70,15%, dan ketika K=6 memperoleh akurasi 69,55%[10].

III. METODE

Pada penelitian ini dibuat sistem klasifikasi kanker kulit menggunakan metode CNN dengan model ResNet50. Penelitian ini menguji pengukuran hasil perfromansi sistem menggunakan akurasi, *recall*, *presisi* dan *f1-score*. Dengan melakukan beberapa percobaan dengan merubah parameter seperti Optimizer, Learning Rate, Batch size dan Epoch untuk mendapatkan hasil terbaik. Pada perancangan sistem ini digunakan Google Colab sebagai perangkat lunak (*software*) untuk melakukan proses pelatihan dan pengujian sistem. Dan digunakan perangkat keras (*hardware*) Laptop Asus VivoBook flip 14 dengan *processor AMD Ryzen 5 5500U*.



GAMBAR 1
DESAIN SISTEM KLASIFIKASI KANKER KULIT

Gambar 1 merupakan desain sistem untuk menklasifikasi kanker kulit ganas dan jinak. Pada penelitian ini metode yang digunakan adalah CNN dengan arsitektur ResNet50. Terdapat empat blok *layer* konvensional dan di antara blok *layer* terdapat *skip connection* dan *batch normalization*. Berikut ini penjelasan secara lengkap mengenai desain sistem klasifikasi kanker kulit :

1. Citra input pada sistem merupakan citra RGB dengan total citra kanker kulit sebanyak 3297 yang merupakan data sekunder yang dapat di akses secara *online* melalui *kaggle* dengan dua kelas. Selanjutnya dilakukan *preprocessing* untuk merubah ukuran pada citra dengan melakukan *resize* ukuran pada citra yaitu 128×128 .
2. Pada tahap ekstraksi fitur terdapat empat blok *layer* konvensional dengan menggunakan *kernel* 7×7 , *strides* 2 dan ditambahkan *ReLU* sebagai fungsi aktivasi.
3. *Filter* pada layer konvolusi yang terdapat pada blok 1 berukuran 64, blok 2 berukuran 128, blok 3 berukuran 256 dan blok 4 berukuran 512.
4. proses konvolusi yang menghasilkan *feature map* dengan *batch normalization* dan aktivasi *ReLU* untuk menghasilkan nilai non-linear.
5. Selanjutnya dilakukan reduksi dengan *pooling* dan dilakukan klasifikasi dengan menggunakan parameter-parameter terbaik.
6. Pada tahap klasifikasi fungsi *fully connected* terdapat *flatten* berguna untuk merubah data satu dimensi dari output yang dihasilkan pada tahap ekstraksi dalam bentuk *matriks*. Selain itu, *sigmoid* digunakan untuk menghitung dan mencari probabilitas kelas.

7. Sehingga menghasilkan *Output* dapat mendeteksi objek untuk di klasifikasikan sesuai dengan kelas yang telah ditentukan.

A. Dataset

Pada penelitian ini digunakan dataset sekunder untuk kanker kulit yang dengan dua kelas yaitu ganas dan jinak. Dataset ini dapat di akses secara *online* pada <https://www.kaggle.com/fanconic/skin-cancer-malignant-vs-benign> dengan total sebanyak 3297 citra kanker kulit dan jumlah citra yang tidak seimbang antar kelas yaitu 1800 citra untuk kelas jinak dan 1497 untuk kelas ganas.

B. Preprocessing

Preprocessing merupakan kegiatan yang dilakukan sebelum pelatihan model dengan tujuan untuk memperbaiki dan meningkatkan kualitas citra. Skema *preprocessing* pada penelitian ini yaitu dengan *resize*. Proses *Resize* dilakukan berguna untuk mempermudah sistem dalam menklasifikasi citra dengan cara menyetarakan beberapa ukuran piksel pada citra yang berbeda yang dijadikan satu ukuran yang sama. Ukuran citra asli dari dataset *kaggle* memiliki ukuran 224×224 . Pada penelitian ini dilakukan *resize* ukuran citra 128×128 .

C. Skenario pengujian optimizer

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan perbandingan dalam menentukan optimizer terbaik. *Optimizer* yang dibandingkan antara lain Adam, AdaMax, Nadam dan RMSprop untuk menklasifikasi kanker kulit ganas dan jinak.

D. Skenario pengujian learning rate

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan perbandingan dalam menentukan *learning rate* terbaik. *Learning rate* yang dibandingkan antara lain 0.1, 0.01, 0.001 dan 0.0001 untuk menklasifikasi kanker kulit ganas dan jinak.

E. Skenario pengujian batch size

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan perbandingan dalam menentukan *batch size* terbaik. *Batch size* yang dibandingkan antara lain 8, 16, 32 dan 64 untuk menklasifikasi kanker kulit ganas dan jinak.

F. Skenario pengujian epoch

Pada skenario ini dilakukan pengujian dan perbandingan dalam menentukan *epoch* terbaik. *Epoch* yang dibandingkan antara lain 20, 30, 40 dan

50 untuk mengklasifikasi kanker kulit ganas dan jinak.

G. Confusion Matrix

Confusion Matrix adalah suatu metode yang berguna untuk melakukan perbandingan gkesalahan klasifikasi data yang dinyatakan dalam bentuk matriks. Pada *Confusion Matrix* memiliki berbagai macam parameter peromansi seperti *True Positif*, *True Negatif*, *False Positif*, dan *False Negatif* [11].

| | | Predicted Values | |
|---------------|-----------|------------------|-----------|
| | | Benign | Malignant |
| Actual Values | Benign | TN | FP |
| | Malignant | FN | TP |

GAMBAR 2
CONFUSION MATRIX

Berdasarkan nilai data yang telah diperoleh dari *confusion matrix* seperti *True Positive (TP)*, *True Negative (TN)*, *False Negative (FN)*, dan *False Positive (FP)* sebagai berikut :

1. *True Positive (TP)* adalah kondisi dimana citra data kanker kulit ganas terprediksi benar kanker kulit ganas sesuai dengan kelasnya.
2. *True Negative (TN)* adalah kondisi dimana citra data kanker kulit jinak terprediksi benar kanker kulit jinak sesuai dengan kelasnya.
3. *False Negative (FN)* adalah kondisi dimana citra data kanker kulit ganas tetapi terdeteksi kanker kulit jinak tidak sesuai dengan kelasnya.
4. *False Positive (FP)* adalah kondisi dimana citra data kanker kulit jinak tetapi terdeteksi kanker kulit ganas tidak sesuai dengan kelasnya.

H. Parameter Peromansi sistem

Berdasarkan nilai data yang telah diperoleh dari *confusion matrix* dapat dijadikan sebagai nilai kinerja *classifier* sebagai berikut :

1. Akurasi

Akurasi adalah ukuran nilai yang menjadi ketetapan dari suatu sistem dalam melakukan klasifikasi dengan benar antara *true positif* dan *true negative*. Nilai akurasi yang besar menunjukkan bahwa semakin banyak data yang terklasifikasi dengan benar. Secara matematis persamaan akurasi sebagai berikut [11]:

$$Akurasi = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \times 100\% \quad (3.1)$$

2. Recall

Sensitivitas atau biasa disebut *Recall* adalah hasil yang menunjukkan bahwa banyak data yang dikatakan terklasifikasi benar dan positif. Nilai sensitivitas yang besar menunjukkan bahwa semakin besar data yang terklasifikasi dengan benar dan positif. Secara matematis persamaan *recall* sebagai berikut [11] :

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3.2)$$

3. Precision

Precision merupakan parameter validasi terhadap kedekatan hasil pengukuran sistem data yang di inginkan. Secara matematis persamaan *precision* sebagai berikut [11]:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (3.3)$$

I. F1-Score

F1-score digunakan untuk menghitung nilai kombinasi rata-rata *precision* dan *recall*. Secara matematis persamaan *F1-Score* sebagai berikut [11]:

$$F1 - score = 2 \times \frac{recall \times precision}{recall + precision} \quad (3.5)$$

J. Loss Function

Loss yang digunakan dalam penelitian ini yaitu *binary cross entropy* untuk digunakan pada model klasifikasi dua kelas.

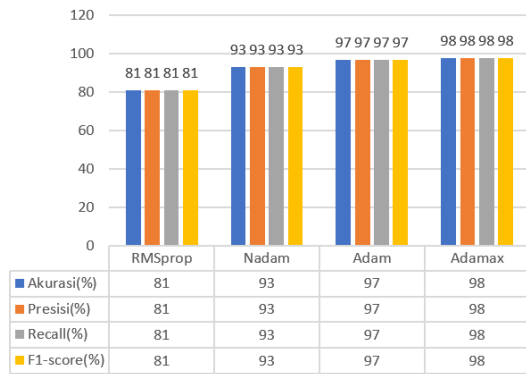
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini dilakukan pengujian sistem dengan menggunakan ukuran citra 128×128. Pengujian sistem pada penelitian ini dilakukan melalui beberapa skenario sebagai berikut.

A. Pengaruh Jenis *Optimizer*

Beberapa *optimizer* yang digunakan pada penelitian ini adalah RMSprop, Adam, Nadam dan AdaMax. Pada percobaan penelitian ini menggunakan parameter acak sebagai berikut :

1. Learning Rate: 0.001
2. Batch Size : 32
3. Epoch : 50



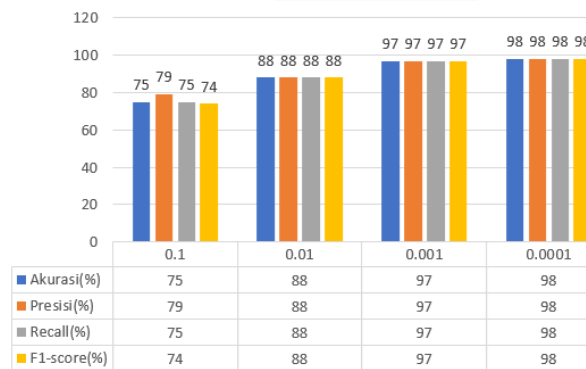
GAMBAR 3
PENGARUH JENIS OPTIMIZER

Pada Gambar 3 akurasi tertinggi didapatkan ketika menggunakan optimizer AdaMax sebesar 98%, dengan nilai presisi sebesar 98% , nilai recall sebesar 98%, dan nilai *f1-score* sebesar 98%.

B. Pengaruh *Learning Rate*

Pada penelitian ini dilakukan pengujian sistem dan melakukan percobaan dengan merubah nilai *learning rate*. Beberapa *learning rate* yang di uji pada penelitian ini adalah 0.1 , 0.01, 0.001, dan 0.0001. Pada percobaan penelitian ini menggunakan parameter acak sebagai berikut :

1. Optimizer : AdaMax
2. Batch Size : 32
3. Epoch : 50



GAMBAR 4
PENGARUH LEARNING RATE

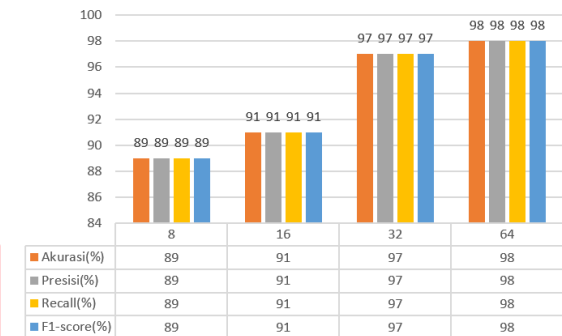
Pada Gambar 4 akurasi tertinggi didapatkan ketika menggunakan learning rate 0.0001 dengan hasil sebesar 98%, dengan nilai presisi sebesar 98% , nilai recall sebesar 98%, dan nilai *f1-score* sebesar 98%.

C. Pengaruh *Batch Size*

Pada penelitian ini dilakukan pengujian sistem dan melakukan percobaan dengan merubah nilai

Batch Size. Beberapa learning rate yang di uji pada penelitian ini adalah 8, 16, 32 dan 64. Pada percobaan penelitian ini menggunakan parameter acak sebagai berikut :

1. Optimizer : AdaMax
2. Learning rate : 0.0001
3. Epoch : 50



GAMBAR 5
PENGARUH BATCH SIZE

Pada Gambar 5 akurasi tertinggi didapatkan ketika menggunakan *batch size* 64 dengan hasil sebesar 98%, dengan nilai presisi sebesar 98% , nilai recall sebesar 99%, dan nilai *f1-score* sebesar 98%.

D. Pengaruh *Epoch*

Beberapa Epoch yang di uji pada penelitian ini adalah 20, 30, 40 dan 50. Pada percobaan penelitian ini menggunakan parameter sebagai berikut :

1. Optimizer : AdaMax
2. Learning rate : 0.0001
3. Epoch : 50



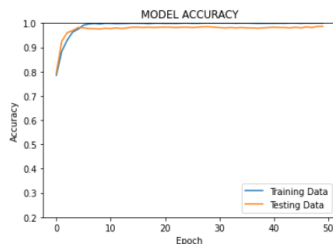
GAMBAR 6
PENGARUH BATCH SIZE

Pada Gambar 6 akurasi tertinggi didapatkan ketika menggunakan *epoch* 50 dengan hasil sebesar 99%, dengan nilai presisi sebesar 99% , nilai *recall* sebesar 99%, dan nilai *f1-score* sebesar 99%.

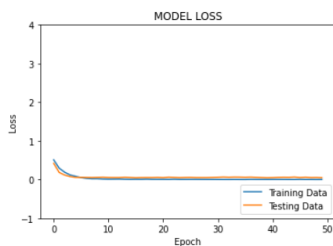
E. Analisis Hasil Skenario Pengujian Terbaik

TABEL 1
HASIL SKENARIO PENGUJIAN TERBAIK

| Hyperparameter | Hasil |
|------------------|--------|
| Optimizer | AdaMax |
| Learning Rate | 0.0001 |
| Batch Size | 64 |
| Epoch | 50 |
| Akurasi Validasi | 98.64% |
| Loss Validasi | 0.0475 |



GAMBAR 7
AKURASI

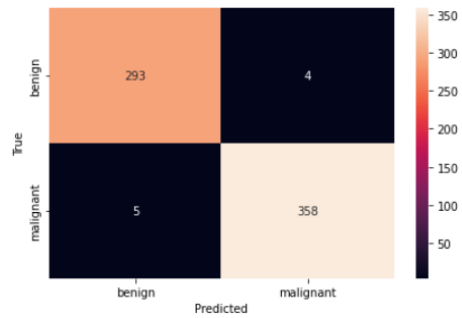


GAMBAR 8
LOSS

Gambar 7 dan Gambar 8 bahwa validasi akurasi sebesar 98.64% dengan *loss* validasi sebesar 0.0475 yang dilakukan 50 epoch. Sementara nilai akurasi pelatihan sebanyak 99.96% dan *loss* sebesar 0.0012. Selain itu, parameter lain untuk mengukur peromansi model dapat dilihat pada nilai presisi, *recall*, *f-1 score* dan *confusion matrix* yang dapat dilihat pada tabel berikut ini :

TABEL 2
CLASSIFICATION REPORT HASIL SKENARIO TERBAIK

| Kelas | Presisi | Recall | F1-Score | Jumlah |
|--------------------|---------|--------|----------|--------|
| Kanker kulit jinak | 98% | 99% | 99% | 303 |
| Kanker kulit ganas | 99% | 99% | 99% | 357 |
| Total | 98.5 | 99 | 99 | 660 |



GAMBAR 9
CONFUSION MATRIX

V. KESIMPULAN

Pada Penelitian ini telah dirancang sistem alternatif untuk menklasifikasi penyakit kanker kulit ganas dan kanker kulit jinak menggunakan metode CNN dengan arsitektur ResNet50 dibutuhkan waktu selama 30 menit untuk melakukan *training*. Penelitian ini dilakukan *pre-processing* citra dengan *resize* ukuran 128x128 dari citra asli dengan ukuran 224x224. Dataset yang digunakan dari *kaggle* dengan jumlah citra sebanyak 3297, Dataset tersebut digunakan sebagai data latih 80% dengan total citra sebanyak 2637 dan data uji 20% dengan total citra sebanyak 660. Pada penelitian ini menghasilkan nilai peromansi validasi akurasi sebesar 99%, dengan nilai presisi sebesar 99% , nilai *recall* sebesar 99%, dan nilai *f1-score* sebesar 99% dengan parameter terbaik menggunakan optimizer AdaMax, Learning rate 0.0001, batch size 64 dan epoch sebanyak 50.

REFERENSI

- [1] M.P. Hendaria, A. Asmarajaya, dan S. Maliawan, "Kanker Kulit 2015," pp. 1–17, 2015.
- [2] J. Setiabudi, M. Wardhana, I. G. A. A. E. Indira, dan Ni Made Dwi Puspawati "Profil Pra Kanker dan Kanker Kulit di RSUP Sanglah Periode 2015-2018," pp. 83–88, 2021.
- [3] S. Wilvestra, S. Lestari, dan E. Asri, "Studi Retrospektif Kanker Kulit di Poliklinik Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin RS Dr. M. Djamil Padang Periode Tahun 2015-2017," pp. 47–49 , 2018.
- [4] E. P. Sitorus dan I. Julianto, "Teknik – Teknik Biopsi Kulit," *Cdk*, vol.45, no.6, pp. 466–471, 2018.
- [5] M. D. Alinda, M. Hutomo, dan T. Setyaningrum, "Dermoskop Membantu Diagnosis Kelainan Kulit Papuloskuamesa (*Dermoscopy Supports the Diagnose of*

- Papulosquamous Disorders*),” *Ilmu Kesehatan Kulit dan Kelamin*, vol. 26, no. 3, pp. 168–174, 2014.
- [6] R. Raja Subramanian, D. Achuth, P. S. Kumar, K. N. K. Reddy, S. Amara, dan A. S. Chowdary, “Skin cancer classification using Convolutional neural networks,” pp. 13–18, 2021.
- [7] A. Budhiman, S. Suyanto, dan A. Arifianto, “Melanoma Cancer Classification Using ResNet with Data Augmentation,” pp. 17–20, 2019.
- [8] T. R. Savera, W.H. Suryawan, dan A. W. Setiawan, “Deteksi Dini Kanker Kulit Menggunakan K-NN dan Convolutional Neural Network,” *J. Teknologi Informatika dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 7, no. 2, pp. 373–378, 2020.
- [9] L. Hakim, Z. Sari, dan Handhajani, “Klasifikasi Citra Pigmen Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network,” *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 5, no. 2, pp. 379–385, 2021.
- [10] M. Faruk, dan N. Nafi’iyah, “Telematika Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Fitur Tekstur, Fitur Warna Citra Menggunakan SVM dan KNN,” *Telematika*, vol. 13, no. 2, pp. 100–109, 2020.
- [11] A. Z. Foeady, “Sistem Klasifikasi Kanker Kulit Berdasarkan Data Citra Dermoscopic dengan Menggunakan Metode Deep Extreme Learning Machine,” pp. 1–144, 2019.