

Identifikasi Kanker Kulit Melanoma Berbasis Inception V3 Menggunakan Pra-Pemrosesan dan Augmentasi Data pada Dataset Citra Kulit

1st Ira Mustikasari
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

iramustika@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Iwan Iwut Tritoasmoro
Fakultas Teknik Elektro
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

iwaniwut@telkomuniversity.ac.id

3rdRita Purnamasari
Teknik Telekomunikasi
Universitas Telkom
Bandung, Indonesia

ritapurnamasari@telkomuniversity.ac.id

Abstrak — Kanker kulit melanoma merupakan salah satu kanker kulit yang paling berbahaya. Hal ini disebabkan karena keganasan dan kecepatannya untuk menyebar ke bagian tubuh yang lain hingga menyebabkan kematian bagi pengidapnya. Tidak menutup kemungkinan terjadi kesalahan ketika mendeteksi melanoma secara manual karena mengandalkan keterampilan dari pengamat, sehingga diperlukan perhitungan komputasi guna mempermudah serta meminimalisir kesalahan yang disebabkan oleh pengamat kanker kulit melanoma. Pada penelitian ini, untuk membantu mendiagnosa adanya kanker kulit melanoma, klasifikasi berdasarkan model Inception V3 dari Convolutional Neural Network (CNN) digunakan untuk melatih dataset asli dari HAM10K yang berasal dari kaggle melalui tahap preprocessing menggunakan teknik Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) dan tahap augmentasi terlebih dahulu. Hasil dari citra yang telah melewati tahap preprocessing, dibagi secara acak menjadi tiga bagian yaitu 72% untuk training, 10% untuk validasi, dan 18% untuk testing. Hasil pengujian dataset CLAHE dengan tingkat akurasi terbaik diperoleh dengan menggunakan nilai batch size 8 sebesar 90,01%, nilai iterasi epoch 30 sebesar 90,69% dan nilai learning rate 0,0001 sebesar 89,67%. Hasil evaluasi sistem menunjukkan tingkat performansi pengaplikasian arsitektur Inception V3 pada algoritma CNN terhadap keefektifannya dalam mendeteksi kanker kulit melanoma cukup optimal.

Kata kunci— Kanker Kulit Melanoma, Convolutional Neural Network, Inception V3, Preprocessing, Augmentasi, Klasifikasi.

I. PENDAHULUAN

Melanoma merupakan salah satu jenis kanker kulit yang sangat mematikan dan meningkat pesat di seluruh dunia. Melanoma adalah kanker kulit yang sangat berbahaya, karena menyebar ke kelenjar getah bening dengan cepat [1]. kanker kulit melanoma disebabkan karena pertumbuhan sel melanin yang berlebihan. Paparan sinar UV, penurunan daya tahan tubuh, riwayat keluarga, dll, mungkin menjadi alasan terjadinya kanker. Jenis pola pertumbuhan sel yang tidak teratur ini dapat dianggap jinak atau ganas. Tumor jinak adalah jenis kanker yang umumnya dianggap sebagai tahi lalat (tidak berbahaya). Sedangkan tumor ganas diartikan sebagai kanker yang dapat mengancam nyawa dari

pengidapnya. Kanker ganas juga dapat merusak jaringan tubuh lainnya dengan cepat [2].

Deteksi dini secara manual tentunya mengandalkan keterampilan yang tinggi dari pengamat, sehingga diperlukan perhitungan komputasi guna mempermudah serta meminimalisir kesalahan yang disebabkan oleh pengamat kanker kulit melanoma [3]. Pada pengolahan citra digital, terdapat beberapa metode untuk mendeteksi kanker kulit melanoma. Salah satu metode yang sering mendapat perhatian dalam klasifikasi citra digital yaitu Convolutional Neural Network (CNN). CNN telah membuat perkembangan yang sangat signifikan dalam masalah image classification, object detection, object localization, serta image segmentation. Penerapan CNN berperan penting dalam mendiagnosis tahap awal untuk memperbaiki kondisi dan hasil bagi pasien. Melanoma dapat didiagnosis berdasarkan gambar Digital-Dermoscopy (DD) [4].

Pada beberapa penelitian sebelumnya mengenai deteksi melanoma dilakukan oleh Wiem Abbes dan Dorra Sellami pada tahun 2021 dengan judul “Deep Neural Networks for Melanoma Detection from Optical Standard Images using Transfer Learning” yang menggunakan metode transfer learning pada arsitektur CNN dengan hasil akurasi 97% [5]. Penelitian lain dilakukan oleh Xingmei Cao dkk, pada tahun 2021 dengan judul “Application of generated mask method based on Mask R-CNN in classification and detection of melanoma” yang menggunakan dataset ISIC dengan hasil akurasi algoritma 90,61%, sensitivitas 78,00%, spesifisitas 93,43% dan AUC 0,9502 [6]. M. Reshma, Imam B. Shan melakukan penelitian dengan judul “A Clinical Decision Support System for Micro panoramic Melanoma Detection and grading using soft computing Technique” menerapkan Teknik berbasis Total Dermoscopic Score (TDS) dan Support Vector Machine (SVM) digabungkan dengan teknik Recursive Feature Elimination (RFE) untuk deteksi melanoma dengan tingkat akurasi 96,4% [7].

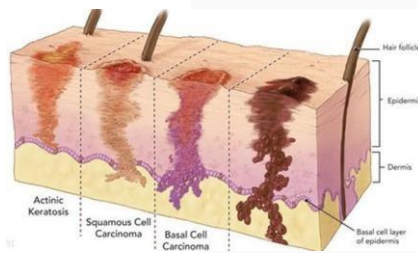
Penelitian melanoma populer dikerjakan dengan klasifikasi SVM pada Machine Learning, Resnet dan DenseNet pada Deep Learning. Berdasarkan latar belakang serta kajian pada penelitian tersebut, maka pada tugas akhir ini akan meneliti tentang klasifikasi citra kanker kulit

melanoma menggunakan metode CNN dengan arsitektur Inception berbasis citra digital. Sistem ini menggabungkan pra-pemrosesan gambar, peningkatan tekstur gambar, ekstraksi, serta klasifikasi.

II. KAJIAN TEORI

A. Kanker Kulit Melanoma

Kulit merupakan organ tubuh manusia yang sangat besar, kulit terdiri dari epidermis, dermis, dan hipodermis. Kulit memiliki tiga fungsi utama yaitu, auspice, sensasi dan termoregulasi. Selain itu kulit juga memberikan perlindungan terhadap agresi lingkungan. Stratum korneum merupakan lapisan atas epidermis yang melindungi optik netral dengan ketebalan yang bervariasi dengan menghasilkan keratin yang berfungsi melindungi tubuh. Epidermis termasuk melanosit di lapisan basalnya. Khususnya, melanosit membuat kulit menghasilkan pigmen yang disebut melanin, yang memberikan warna cokelat pada kulit [8]. Melanoma terjadi pada sel melanosit, yaitu sel penghasil melanin (pigmen yang memberikan warna kulit). Melanosit berfungsi sebagai filter yang melindungi kulit dari sinar ultraviolet (UV) dengan menghasilkan lebih banyak melanin. Namun, pertumbuhan melanosit yang berlebihan menyebabkan melanoma. Paparan radiasi ultraviolet (UV) dapat meningkatkan resiko dari melanoma, karena sinar UV dapat merusak DNA. Kanker kulit melanoma merupakan salah satu jenis kanker kulit yang paling berbahaya [8]. Melanoma pada wanita berumur kurang dari 40 juga memiliki resiko yang lebih tinggi [9].



GAMBAR 1.
Gambar morfologis kanker melanoma

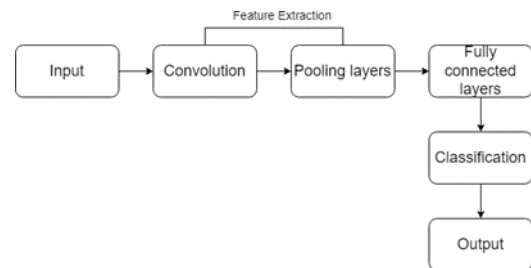
Gambar morfologis kanker melanoma dapat dilihat pada Gambar 1. berdasarkan bentuk, ukuran, warna, batas serta simetri dari lesi berpigmen. Menurut karakter mikroskopis berdasarkan lesi, terdapat empat kategori utama kanker kulit melanoma, yaitu Superfisial Spreading Melanoma (SSM), Nodular Melanoma (NM), Lentigo Malignant Melanoma (LMM) dan Acral Lentiginous Melanoma (ALM) [8].

B. Convolutional Neural Network

Convolutional Neural Network (CNN) merupakan salah satu bagian dari Deep Neural Network. Cara kerja dari CNN mirip dengan Artificial Neural Network (ANN), yang melakukan optimasi secara mandiri melalui learning. Setiap neuron akan menerima input dan melakukan operasi (produk skalar dan diikuti fungsi non-linear). Perbedaan CNN dengan ANN adalah pada hidden layer. Hidden layer pada CNN lebih banyak (karena CNN merupakan salah satu cabang dari Deep Neural Network). CNN mempelajari pola dari input gambar. Dengan melakukan training pada model CNN secara berulang, akan membuat CNN mengetahui pola dari input

yang diberikan [9]. CNN memiliki banyak fitur seperti, image classification, Natural Language Processing (NLP), brain-computer interfaces yang saling berkomunikasi, dan financial time series [10].

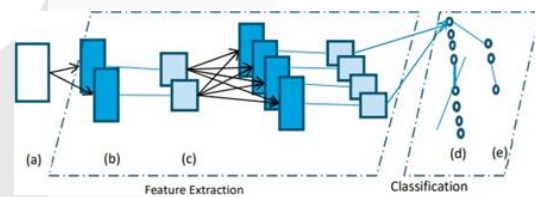
Berikut adalah gambar ilustrasi arsitektur pada CNN secara umum.



GAMBAR 2.
Arsitektur CNN

C. Inception V3

Jaringan GoogLeNet juga disebut jaringan Inception, Ada beberapa versi dari GoogLeNet yaitu Inception V1 (2014), Inception V2 (2015), Inception V3 (2015), Inception V4 (2016), dan Inception-ResNet (2016). Dibandingkan dengan versi sebelumnya (Inception V1 dan V2), struktur jaringan Inception V3 menggunakan kernel konvolusi metode pemisahan untuk membagi integral volume besar menjadi konvolusi kecil. Melalui metode pemisahan, jumlah parameter dapat dikurangi; karenanya, kecepatan pelatihan jaringan dapat dipercepat sementara fitur spasial dapat diekstraksi lebih banyak secara efektif. Inception V3 mengoptimalkan modul struktur jaringan Inception menggunakan tiga grid area dengan ukuran berbeda [11]. Gambar 1. Gambar morfologis kanker melanoma Model Inception V3 mengekstraksi fitur yang berguna dari gambar input yang diberikan di bagian pelatihan dan penerapan lebih lanjut klasifikasi berdasarkan fitur yang diekstraksi di bagian kedua [12]. Representasi diagram dari cara kerja Inception V3 ditunjukkan pada Gambar 3.



GAMBAR 3.
Representasi Cara Kerja Inception V3

D. Augmentasi

Augmentasi data merupakan cara yang digunakan untuk meningkatkan jumlah data secara artifisial dengan cara menambahkan salinan yang telah dimodifikasi tanpa mengumpulkan data baru dari data pelatihan yang ada. Data warping atau oversampling artifisial meningkatkan ukuran dataset pelatihan atau membantu model untuk melindungi dari over-fitting dari akar masalah [13]. Ada banyak cara untuk melakukan augmentasi data, seperti membalik secara horizontal, cropping acak dan jittering warna [14].

E. Preprocessing

Preprocessing adalah langkah pertama yang penting dalam menyiapkan data. Secara umum, teknik preprocessing

dilakukan sebelum pengolahan CNN, citra dinormalisasi dengan cara mengurangi nilai rata-rata piksel yang dilakukan pada seluruh dataset. Tahap preprocessing terdiri dari operasi normalisasi gambar (DPI, kecerahan, kontras, resolusi), peningkatan kualitas dataset juga dapat dilakukan dengan cara mensimulasikan variasi warna, iluminasi, deformasi, dan rotasi, dan Image Enhancement segmentasi citra [11].

F. Citra Digital

Citra digital adalah suatu matriks yang indeks baris dan kolomnya mewakili suatu titik dalam citra dan elemen matriksnya (yang disebut sebagai elemen citra atau piksel) mewakili tingkat keabuan pada titik tersebut. Untuk citra digital, setiap piksel memiliki nilai integer yaitu tingkat keabuan yang menunjukkan amplitudo atau intensitas piksel tersebut [20]. Citra digital merupakan representasi dari fungsi intensitas cahaya dalam bentuk diskrit pada bidang dua dimensi. Pada umumnya, berdasarkan kombinasi warna pada piksel, citra dibagi menjadi tiga jenis yaitu citra RGB, citra grayscale, dan citra biner [15].

Citra RGB memiliki warna tertentu pada setiap pikselnya, warna tersebut adalah merah (Red), hijau (Green) dan biru (Blue). Citra grayscale memiliki format gambar yang disebut skala keabuan. Pada umumnya warna yang digunakan adalah hitam sebagai warna minimal dan putih sebagai warna maksimalnya, sehingga warna diantara keduanya yaitu abu-abu [16]. Citra biner adalah citra digital dengan dua kemungkinan nilai piksel, yaitu piksel objek dengan nilai 1 dan piksel latar belakang dengan nilai 0. Nilai 0 mewakili hitam dan nilai 1 mewakili putih. Jenis citra ini banyak digunakan dalam pengolahan citra, misalnya untuk kepentingan memperoleh bentuk tepi suatu objek. [17].

G. Image enhancement

Image enhancement merupakan salah satu metode preprocessing yang digunakan untuk memperbaiki kualitas yang lebih baik pada citra tanpa mengubah informasi dari citra yang diperbaiki. Citra mentah seringkali memiliki kualitas yang kurang baik, seperti adanya noise (derau), terlalu terang/gelap, blur/kurang jelas, dan lain-lain. Operasi yang sering dilakukan diantaranya yaitu pada tingkat kecerahan, kontras, histogram pada gambar. Ada beberapa teknik pada image enhancement diantaranya yaitu Histogram Equalization (HE), Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [18]. CLAHE merupakan pengembangan dari Histogram Equalization (HE), karena histogram yang dibuat pada metode CLAHE memberikan nilai batas. Nilai batas yang dimaksud adalah batas maksimum dari histogram. Perbaikan kualitas citra menggunakan metode ini tidak mengubah struktur citra secara langsung, melainkan melalui manipulasi histogram [19].

III. METODE

A. Perancangan Sistem

Pada bagian ini memaparkan rancangan sistem penelitian menggunakan model Inception V3 dengan proses preprocessing dan aumentasi data menggunakan dataset citra kulit sebagai input sistem yang berisikan dua kelas yaitu melanoma dan nonmelanoma.



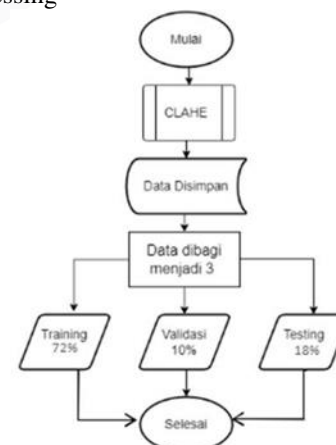
GAMBAR 4.
Perancangan Sistem

Gambar 4 merupakan diagram blok proses identifikasi citra kanker kulit melanoma yang digunakan pada penelitian Tugas Akhir ini sebagai acuan penulis dalam merancang system. Terdapat beberapa tahap pelaksanaan dalam penelitian, diawali dengan melakukan pengumpulan dataset untuk memperoleh data-data yang diperlukan selama proses penelitian. Kumpulan data tersebut berupa citra RGB kemudian dilanjutkan pada tahap kedua yaitu melakukan teknik preprocessing pada dataset sebelum citra kulit diklasifikasi. Tahap ketiga penelitian adalah melakukan augmentasi dengan tujuan meningkatkan jumlah data secara artifisial. Kemudian tahap keempat yaitu klasifikasi menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). Tahap yang terakhir adalah evaluasi dan kesimpulan, pada tahap ini dataset yang telah diklasifikasi akan dievaluasi dan disimpulkan. Secara garis besar sistem Gambar 4. Perancangan Sistem klasifikasi penyakit kanker kulit melanoma ini dibagi menjadi 3 yaitu proses images preprocessing, augmentasi, dan proses klasifikasi.

B. Pengumpulan Data

Pengumpulan data didapatkan oleh penulis dari Kaggle. Data yang diperoleh berupa gambar RBG kulit normal, dan gambar RBG kulit mengidap melanoma atau memiliki sel melanosit. Penelitian ini menggunakan dataset asli yang berjumlah 17.815 yang berisi dataset melanoma sejumlah 8.913 gambar dan non-melanoma sejumlah 8,902.

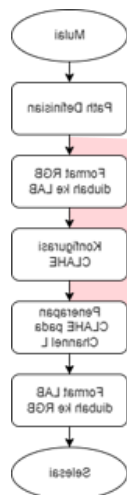
C. Preprocessing



GAMBAR 5.

Alur Preprocessing

Gambar 5. Merupakan Alur preprocessing yang dilakukan pada citra sebelum diklasifikasikan menggunakan metode Inception V3 CNN. Metode preprocessing yang digunakan yaitu Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) pada teknik image enhancement. Hasil dari penerapan image enhancement akan disimpan, kemudian dibagi secara acak untuk proses training, validation, dan testing. Proses dari CLAHE dapat dilihat pada Gambar 6.



GAMBAR 6. Proses CLAHE

D. Augmentasi

Dimensi semua gambar pada data diubah terlebih dahulu menjadi 224 x 224 piksel dan 5 jenis augmentasi data yang digunakan sebelum data di uji dapat dilihat pada Tabel 1.

TABEL 1. Augmentasi Data

Augmentasi	Nilai
Rescale	1.0/ 255.0
Rotation range	0.2
Zoom range	0.2
Horizontal flip	True
Fill mode	Nearest

E. Klasifikasi

Dalam makalah ini CNN merupakan salah satu teknik dari Deep Learning yang digunakan untuk klasifikasi. Inception V3 terdiri dari convolutions, max pooling, concats, dropouts, fully connected layers, dan average pooling. Inception V3 digunakan untuk mendeteksi secara otomatis kanker kulit melanoma. Dalam pemanfaatan CNN, model input berupa gambar RGB kemudian dilakukan pre-processing, augmentasi, dan ekstraksi pada gambar. Hasilnya akan di klasifikasi sesuai kelas berdasarkan kulit normal dan kulit yang mengidap kanker kulit melanoma.

F. Parameter Sistem

Parameter yang digunakan dalam performansi sistem adalah untuk mengetahui tingkat performa dari suatu sistem. Pada penelitian ini terdapat beberapa parameter yang digunakan yaitu Confusion matrix, akurasi, presisi, recall, dan f1-score.

Confusion matrix atau tabel kontingensi merupakan matriks yang berisi informasi mengenai kelas sebenarnya guna menampilkan performa dari algoritma yang digunakan. Dalam kata lain, Confusion matrix berguna untuk menganalisis tingkat keberhasilan suatu sistem dalam mengklasifikasi. Tabel confusion matrix dapat dilihat pada Tabel 2.

TABEL 2. Confusion Matrix

		Aktual	
		Positif	Negatif
Prediksi	Positif	TP	FP
	Negatif	FN	TN

G. Parameter

Penguji Prameter model pengujian dapat dilihat pada Tabel 3.

TABEL 3. Parameter Penguji

Parameter Penguji	Nilai
Batch size	8, 16 dan 32
Epoch	10, 20 dan 30
Learning rate	0,001, 0,0001 dan 0,00001

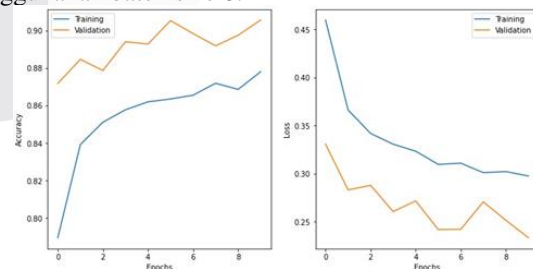
IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Setelah melakukan pengujian sistem, maka didapatkan hasil dari parameter performansi

A. Pengujian Batch Size

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap pengaruh perbedaan nilai batch size yang digunakan pada proses klasifikasi untuk mengetahui nilai batch size terbaik. Analisis ini menggunakan 3 nilai batch size yaitu 8, 16, dan 32. Pengujian terhadap nilai batch size menggunakan optimizer jenis Adam, iterasi epoch sebesar 10, dan learning rate dengan nilai 1e-3.

Berdasarkan pengujian yang telah dilakukan terhadap nilai batch size, didapatkan performansi terbaik menggunakan batch size 8.



GAMBAR 7.

Grafik Akurasi dan Loss Pengujian Batch Size 8

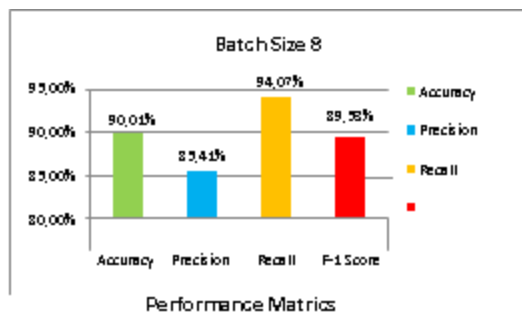
Pada Gambar 7. merupakan gambar grafik akurasi dan loss dari pengujian batch size sebesar 8. Berdasarkan pengujian pada batch size 8 menghasilkan nilai pada training data sebesar 87,80% dan akurasi pada validasi data sebesar 90,56%. Nilai loss pada batch size 8 menghasilkan nilai loss

pada training data sebesar 29,77% dan nilai loss pada validasi data sebesar 23,35%.

TABEL 4.
Confusion matrix Batch Size 8

		Actual	
		Melanoma	Not Melanoma
Predicted	Melanoma	761	130
	Not Melanoma	48	843

Pada Tabel 4. Confusion matrix menunjukkan 48 citra yang diprediksi negatif melanoma (FN). Dari 973 citra negatif melanoma, model memprediksi ada 130 citra yang diprediksi positif melanoma (FP). Prediksi yang benar terletak pada tabel True Positive (TP) sebesar 761 citra dan True Negative (TN) sebesar 843 citra. Artinya, jika diawali dengan true maka prediksinya adalah benar, entah diprediksi terjadi atau tidak terjadi. Jika diawali dengan false maka prediksinya adalah salah.

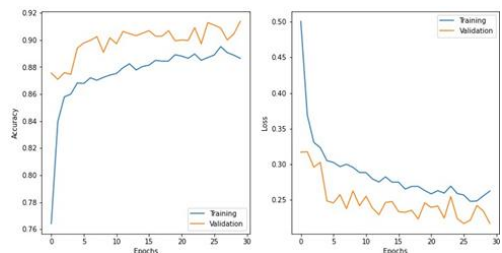


GAMBAR 8.
Hasil Pengujian Batch Size 8 terhadap Akurasi

Hasil pada Gambar 8. pengujian terhadap nilai batch size 8 pada dataset model CLAHE menunjukkan tingkat akurasi yang didapatkan sebesar 90,01%, nilai presisi sebesar 85,41%, nilai recall sebesar 94,07%, dan nilai F-1 Score sebesar 89,03%. Berdasarkan hasil performance matrices di atas, dapat diketahui bahwa penggunaan nilai batch size 8 pada model memberikan tingkat akurasi terbaik dibandingkan nilai batch size 16 dan 32.

B. Pengujian Iterasi Epoch

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap pengaruh perbedaan nilai iterasi epoch yang digunakan pada proses klasifikasi untuk mengetahui nilai iterasi epoch terbaik. Analisis ini menggunakan 3 nilai iterasi epoch yaitu 10, 20, dan 30.



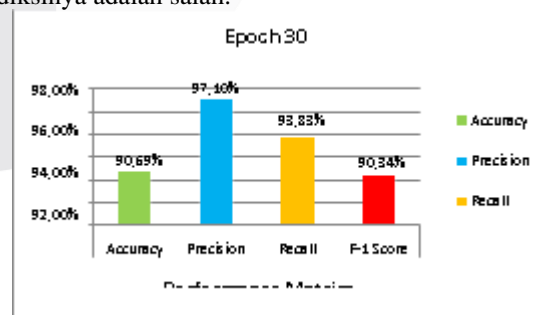
GAMBAR 9.
Grafik Akurasi dan Loss Pengujian Iterasi Epoch 30

Pada Gambar 9. merupakan gambar grafik akurasi dan loss dari pengujian terhadap nilai iterasi epoch sebesar 30. Berdasarkan pengujian pada iterasi epoch sebesar 30 menghasilkan nilai pada training data sebesar 88,50% dan akurasi pada validasi data sebesar 90,28%. Nilai loss pada iterasi epoch sebesar 30 menghasilkan nilai loss pada training data sebesar 26,54% dan nilai loss pada validasi data sebesar 23,28%.

TABEL 5.
Confusion matrix Iterasi Epoch 30

		Actual	
		Melanoma	Not Melanoma
Predicted	Melanoma	776	115
	Not Melanoma	51	840

Pada Tabel 5. Confusion matrix menunjukkan 51 citra yang diprediksi negatif melanoma (FN). Dari 955 citra negatif melanoma, model memprediksi ada 115 citra yang diprediksi positif melanoma (FP). Prediksi yang benar terletak pada tabel True Positive (TP) sebesar 776 citra dan True Negative (TN) sebesar 840 citra. Artinya, jika diawali dengan true maka prediksinya adalah benar, entah diprediksi terjadi atau tidak terjadi. Jika diawali dengan false maka prediksinya adalah salah.

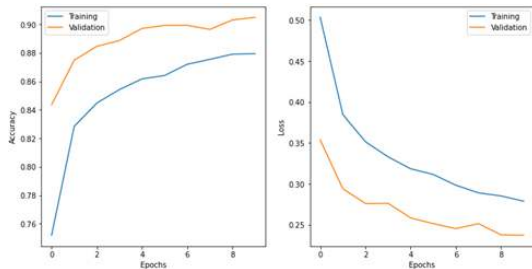


Gambar 10.
Hasil Pengujian Iterasi Epoch 20 terhadap Akurasi

Hasil pada Gambar 10. pengujian terhadap iterasi epoch sebesar 30 pada dataset model CLAHE menunjukkan tingkat akurasi yang didapatkan sebesar 90,69%, nilai presisi sebesar 97,10%, nilai recall sebesar 93,83%, dan nilai F-1 Score sebesar 90,34%.

C. Pengujian Learning Rate

Pada skenario ini dilakukan pengujian terhadap pengaruh perbedaan nilai learning rate yang digunakan pada proses klasifikasi untuk mengetahui nilai learning rate terbaik. Pengujian dilakukan dengan menggunakan optimizer jenis Adam. Terhadap nilai learning rate. Analisis ini menggunakan 3 nilai learning rate yaitu 0,001; 0.0001; dan 0,00001. pengujian terhadap nilai learning rate menggunakan beberapa parameter yaitu batch size sebesar 32 dan nilai iterasi epoch sebesar 10.



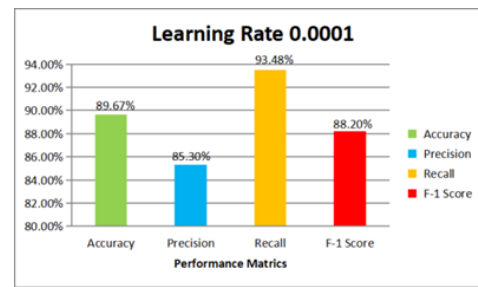
GAMBAR 11. Grafik Akurasi dan Loss Pengujian Learning Rate 0,0001

Pada Gambar 11. merupakan gambar grafik akurasi dan loss dari pengujian terhadap nilai learning rate sebesar 0,0001. Berdasarkan pengujian pada learning rate sebesar 0,0001 menghasilkan nilai accuracy pada training data sebesar 87,94% dan akurasi pada validasi data sebesar 90,50%. Nilai loss pada learning rate sebesar 0,0001 menghasilkan nilai loss pada training data sebesar 27,88% dan nilai loss pada validasi data sebesar 23,73%

TABEL 6. Confusion matrix Learning Rate 0,0001

	Actual Melanoma	Actual Not Melanoma
Prediksi Melanoma	760	131
Prediksi Not Melanoma	53	838

Pada Tabel 6. Confusion matrix menunjukkan 53 citra yang diprediksi negatif melanoma (FN). Dari 969 citra negatif melanoma, model memprediksi ada 131 citra yang diprediksi positif melanoma (FP). Prediksi yang benar terletak pada tabel True Positive (TP) sebesar 760 citra dan True Negative (TN) sebesar 838 citra. Artinya, jika diawali dengan true maka prediksinya adalah benar, entah diprediksi terjadi atau tidak terjadi. Jika diawali dengan false maka prediksinya adalah salah.



GAMBAR 11. Hasil Pengujian Learning Rate 0,0001 terhadap Akurasi

Hasil pada Gambar 11. pengujian terhadap learning rate dengan nilai 0,0001 pada dataset model CLAHE menunjukkan tingkat akurasi yang didapatkan sebesar 89,67%, nilai presisi sebesar 85,30%, nilai recall sebesar 93,48%, dan nilai F-1 Score sebesar. 88,20%.

V. KESIMPULAN

Berdasarkan dari simulasi yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa model menghasilkan tingkat performansi yang optimal dengan akurasi terbaik yang didapatkan sebesar 90,69%. Hasil pengujian dataset CLAHE terhadap nilai batch size menggunakan optimizer Adam dengan nilai batch size 8 nilai learning rate 1e-3 dan nilai iterasi epoch 10 mendapatkan performansi akurasi terbaik yaitu 90,01%, nilai presisi 85,41%, nilai recall 94,07%, dan nilai F1-score 89,53%. Kemudian, pengujian terhadap nilai itersi epoch terbaik didapatkan menggunakan nilai epoch 30 dengan nilai batch size 32 dan nilai learning rate 1e-3 mendapatkan performansi akurasi terbaik yaitu 90,69%, nilai presisi 97,10%, nilai recall 93,83%, dan nilai f1-score 90,34%. Pengujian terhadap nilai learning rate terbaik didapatkan dengan menggunakan nilai learning rate 0,0001 dengan nilai batch size 32 dan nilai iterasi epoch 10 mendapatkan 90,69% 97,10% 93,83% 90,34% 86,00% 88,00% 90,00% 92,00% 94,00% 96,00% 98,00% Accuracy Precision Recall F-1 Score Performance Matrics Epoch 30 Accuracy Precision Recall performansi akurasi terbaik yaitu 89,67%, nilai presisi 85,30%, nilai recall 93,48%, dan nilai f1-score 88,20%.

REFERENSI

[1] Patil, R., & Bellary, S. (2020). Machine learning approach in melanoma cancer stage detection. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences.
 [2] Monika, M. K., Vignesh, N. A., Kumari, C. U., Kumar, M. N. V. S. S., & Lydia, E. L. (2020). Skin cancer detection and classification using machine learning. Materials Today: Proceedings, 33, 4266-4270.
 [3] Haq, D. Z. (2021). Klasifikasi Citra Kanker Kulit Menggunakan Convolutional Neural Network Model Googlenet (Doctoral dissertation, UIN Sunan Ampel Surabaya).
 [4] Cheong, K. H., Tang, K. J. W., Zhao, X., Koh, J. E. W., Faust, O., Gururajan, R., ... & Acharya, U. R. (2021). An automated skin melanoma detection system with melanoma-index based on entropy features. Biocybernetics and Biomedical Engineering.
 [5] Abbes, W., & Sellami, D. (2021). Deep Neural Networks for Melanoma Detection from Optical Standard Images using

Transfer Learning. *Procedia Computer Science*, 192, 1304-1312.

[6] Cao, X., Pan, J. S., Wang, Z., Sun, Z., ul Haq, A., Deng, W., & Yang, S. (2021). Application of generated mask method based on Mask R-CNN in classification and detection of melanoma. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 207, 106174.

[7] Reshma, M., & Shan, B. P. (2020). A clinical decision support system for micro panoramic melanoma detection and grading using soft computing technique. *Measurement*, 163, 108024.

[8] Pereira, P. M., Thomaz, L. A., Tavora, L. M., Assuncao, P. A., Fonseca-Pinto R. M., Paiva, R. P., & de Faria, S. M. (2022). Melanoma classification using light-Fields with morlet scattering transform and CNN: Surface depth as a valuable tool to increase detection rate. *Medical Image Analysis*, 75, 102254.

[9] Budhiman, A. (2019). *Klasifikasi Kanker Melanoma Menggunakan ResNet dengan Augmentasi Data*. Bandung: Universitas Telkom, S1 Informatika.

[10] Chugh, G., Sharma, A., Choudhary, P., & Khanna, R. (2020). POTATO LEAF DISEASE DETECTION USING INCEPTION V3. Volume, 7, 2395-0056. [11] Dong, N., Zhao, L., Wu, C. H., & Chang, J. F. (2020). Inception v3 based cervical cell classification combined with artificially extracted features. *Applied Soft Computing*, 93, 106311.

[12] Joshi, K., Tripathi, V., Bose, C., & Bhardwaj, C. (2020). Robust sports image classification using InceptionV3 and neural networks. *Procedia Computer Science*, 167, 2374-2381.

[13] Ali, M. S., Miah, M. S., Haque, J., Rahman, M. M., & Islam, M. K. (2021). An enhanced technique of skin cancer classification using deep convolutional neural network with transfer learning models. *Machine Learning with Applications*, 5, 100036.

[14] Huang, R., Liang, J., Jiang, F., Zhou, F., Cheng, N., Wang, T., & Lei, B. (2019, July). MelanomaNet: An effective network for melanoma detection. In 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 1613-1616). IEEE.

[15] Fikriya, Z. A., Irawan, M. I., & Soetrisno, S. (2017). Implementasi extreme learning machine untuk pengenalan objek citra digital. *Jurnal Sains dan Seni ITS*, 6(1), A1-A6.

[16] Salamah, U. G., & Ekawati, R. (2021). *Pengolahan Citra Digital*. Media Sains Indonesia.

[17] Fadjeri, A., Saputra, B. A., Ariyanto, D. K. A., & Kurniatin, L. (2022). Karakteristik Morfologi Tanaman Selada Menggunakan Pengolahan Citra Digital. *Jurnal Ilmiah Sinus (JIS) Vol*, 20(2).

[18] Kumaseh, M. R., Latumakulita, L., & Nainggolan, N. (2013). Segmentasi citra digital ikan menggunakan metode thresholding. *Jurnal Ilmiah Sains*, 13(1), 74-79. [19] Mertiana, W. D., Sardjono, T. A., & Hikmah, N. F. (2021). Peningkatan Kontras Citra Mamografi Digital dengan Menggunakan CLAHE dan Contrast Stretching. *Jurnal Teknik ITS*, 9(2), A222-A227.

[19] Mertiana, W. D., Sardjono, T. A., & Hikmah, N. F. (2021). Peningkatan Kontras Citra Mamografi Digital dengan Menggunakan CLAHE dan Contrast Stretching. *Jurnal Teknik ITS*, 9(2), A222-A227.