

DETEKSI DAN KLASIFIKASI CITRA KANKER DARAH MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)

DETECTION AND CLASSIFICATION OF BLOOD CANCER IMAGES USING CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) METHOD

Sriyani Violina¹, Niken Rosiana Damayanti², Iwa Ovyawan Herlistiono³

^{1,2,3}Program Studi Teknik Informatika, Universitas Widyatama Jalan. Cikutra 204A, Bandung 40125
sriyani.violina@widyatama.ac.id

ABSTRACT

Leukemia is a group of blood cancers that affect the body's blood cells, especially white blood cells. Leukemia can form when white blood cells do not grow as they should. To determine a diagnosis of blood cancer, supporting examinations are needed, in the form of blood tests and bone marrow biopsy. In a blood test, the doctor looks for abnormalities in the white blood cell count. Leukemia sufferers generally have higher levels of white blood cells than normal. In the case of large amounts of data, errors in the diagnosis process can occur due to human error and this can certainly endanger the patient's life. Automatic detection methods have been carried out using image processing and segmentation, as well as several classification methods using machine learning and deep learning. This research uses the Convolutional Neural Network method with the VGG-16 architecture. The VGG-16 architecture is used as a detection object architecture to detect the presence and count of Blood Cancer cells in image data. Object detection is carried out to differentiate healthy white blood cells (normal) from white blood cells affected by cancer (lymphoblast and non-lymphoblast cells). The detection performance obtained from using this method is in the form of accuracy values from training model 20,000 data. Using a learning rate value of 0.001 and a number of epochs of 10 produces the best model of 100%. The f1-score value of each class is 100%.

Keywords : *Leukemia, Convolutional Neural Network, VGG-16.*

ABSTRAK

Leukemia adalah sekelompok kanker darah yang mempengaruhi sel darah tubuh, terutama sel darah putih. Leukemia dapat terbentuk ketika sel darah putih tidak tumbuh sebagaimana mestinya. Untuk menetapkan diagnosis kanker darah, diperlukan pemeriksaan penunjang, berupa tes darah dan biopsi sumsum tulang. Pada tes darah, dokter mencari kelainan dari jumlah sel darah putih. Pengidap leukemia umumnya memiliki kadar sel darah putih lebih banyak dibanding normal. Dalam hal jumlah data yang besar, kesalahan dalam proses diagnosis dapat terjadi karena human error dan hal ini tentunya dapat membahayakan nyawa pasien. Metode deteksi otomatis telah dilakukan dengan menggunakan pengolahan citra maupun segmentasi, serta beberapa metode klasifikasi menggunakan machine learning dan deep learning. Pada penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16. Arsitektur VGG-16 digunakan sebagai arsitektur objek deteksi untuk mendeteksi keberadaan dan menghitung sel Kanker Darah pada data citra. Deteksi objek dilakukan untuk membedakan sel darah putih sehat (normal) dengan sel darah putih yang terkena kanker (sel limfoblas dan non-limfoblas). Performa deteksi yang didapatkan dari penggunaan metode ini berupa nilai akurasi dari training model 20.000 data. Menggunakan nilai learning rate 0,001 dan jumlah epoch 10 menghasilkan model terbaik sebesar 100%.

Kata Kunci: *Leukemia, Convolutional Neural Network, VGG-16.*

PENDAHULUAN

Masalah kesehatan merupakan sektor yang sangat penting diperhatikan di setiap negara. Kesehatan menjadi salah satu faktor utama dalam membangun peradaban bangsa dan memajukan ekonomi negara. Tanpa kesehatan yang tidak memenuhi standar, manusia kurang bisa menjadi sumber daya yang

berkualitas. Salah satu penyebab utama kurangnya standar kesehatan yaitu terkena penyakit yang cukup meamatkan untuk manusia. Kanker adalah salah satu penyebab utama kematian di seluruh dunia [1]. Berdasarkan data *World Health Organization* (WHO) pada tahun 2021 angka kematian yang disebabkan kanker mencapai 10 juta kasus. Jumlah ini

meningkat 0,4% dibandingkan tahun sebelumnya yaitu 9,96 juta kasus [2].

Salah satu jenis kanker yang perlu diperhatikan yaitu kanker darah atau *Leukemia*. Mayoritas penduduk negara asia terkena kanker darah dengan total 474.519 kasus baru dan 311.594 kasus kematian menurut Globocan 2020 [3]. Kanker darah merupakan kanker dengan kasus kematian tertinggi nomer lima, setelah kanker paru-paru, payudara, serviks dan hati [2]. Leukemia adalah suatu kondisi darah yang menargetkan pengembangan sel-sel pembentuk darah sumsum tulang [4]. Leukemia dapat terjadi jika sumsum tulang memproduksi sel darah putih secara berlebihan. Jumlah sel darah putih yang lebih banyak dibandingkan sel darah merah mampu merusak kinerja organ tubuh lain [5].

Profilaksis dini diperlukan untuk membatasi jumlah pengidap *Leukemia*, mengingat tingginya jumlah kasus dan bahaya yang disebabkan oleh kanker darah. Mencegah penyakit sebelum timbul adalah hal yang penting karena pengobatan terkadang gagal memberikan hasil yang maksimal atau terlambat diberikan pada pengidap kanker [6]. Memanfaatkan teknologi dalam bidang medis dapat menjadi sebuah solusi dan mampu mendeteksi kanker sejak dini. Para peneliti sedang berupaya mengembangkan sistem kecerdasan buatan untuk mendeteksi penyakit. Praktisi medis akan cukup terbantu dalam mendeteksi suatu penyakit dengan kecerdasan buatan tersebut. Salah satu cara untuk mendeteksi penyakit dapat menggunakan citra hasil pemeriksaan pada pasien. Citra tersebut digunakan sebagai input dari kecerdasan buatan atau disebut juga identifikasi citra. Klasifikasi citra dapat menggunakan bagian dari *Machine Learning* yaitu *Deep Learning*. Algoritma Deep Learning mempelajari data untuk membantu pengkategorian data, efektifitas pemrosesan data, mencerna sekaligus memproses data tidak terstruktur seperti gabungan gambar dan teks.

Metode dari *Deep Learning* yang dapat digunakan untuk identifikasi dan pengklasifikasian data yaitu *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN termasuk dalam supervised learning sehingga dengan algoritma ini dapat mempelajari sendiri dari data yang sudah diberikan untuk membantu mengidentifikasi citra yang masuk. Kelemahan seperti metode *Deep Learning* lainnya yaitu proses pelatihan model yang lama karena CNN telah meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia sehingga mampu mengolah informasi citra. Hasil dari augmentasi datanya seperti rotasi, scaling dan translasi citra cukup baik, sehingga membuat CNN banyak dikembangkan [7].

Peneliti sebelumnya telah melakukan penelitian klasifikasi citra menggunakan *Convolutional Neural Network* pada bidang medis. Penelitian Shidada & Hariyanto (2021) yang berjudul "Identifikasi Acute Lymphoblastic Leukemia pada Citra Mikroskopis Menggunakan Algoritma Naive Bayes" mendapatkan nilai akurasi sebesar 80% dari 25 data uji. Penelitian berikutnya dilakukan oleh Nurkhasanah & Murinto (2021) Mengklasifikasikan Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. Tingkat akurasi yang didapatkan pada proses pelatihan sebesar 100% sedangkan pada proses pengujian sebesar 88% dan pada pengujian data baru sebesar 90%. Disimpulkan bahwa penerapan *deep learning* dengan memakai metode *convolutional neural network* dapat melakukan klasifikasi penyakit kulit wajah dengan baik.

Klasifikasi kanker kulit menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan Arsitektur VGG-16 juga pernah dilakukan penelitian oleh Agustina (2022). Penelitian ini menggunakan dataset berupa citra jaringan kanker sebanyak 4000 gambar dengan *hyperparameter optimizer SGD*, *learning rate* 0,001, epoch 50 dan batch size 32. Akurasi yang diperoleh sebesar 99,70%,

loss 0,0055, presisi 0,9975, recall 0,9975 dan f1-score 0,9950. Penelitian berikutnya berjudul "Deep Learning untuk Klasifikasi B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell Menggunakan Arsitektur DenseNet 121" Zaputra (2023). Penelitian ini mampu menyimpulkan untuk klasifikasi Leukemia menggunakan arsitektur DenseNet121 adalah sebesar 83,59%, dengan menggunakan *optimizer* SGD pada learning rate 0,1. Berdasarkan hasil dari referensi penelitian terdahulu tersebut dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16 dapat melakukan klasifikasi penyakit dengan baik. Nilai akurasi yang didapatkan mulai dari 80% hingga 100%.

Penelitian Shidada & Hariyanto (2021) yang berjudul "Identifikasi Acute Lymphoblastic Leukemia pada Citra Mikroskopis Menggunakan Algoritma Naive Bayes" mendapatkan nilai akurasi sebesar 80% dari 25 data uji. Penelitian berikutnya dilakukan oleh Nurkhasanah & Murinto (2021) Mengklasifikasikan Penyakit Kulit Wajah Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network*. Tingkat akurasi yang didapatkan pada proses pelatihan sebesar 100% sedangkan pada proses pengujian sebesar 88% dan pada pengujian data baru sebesar 90%. Disimpulkan bahwa penerapan deep learning dengan memakai metode *convolutional neural network* dapat melakukan klasifikasi penyakit kulit wajah dengan baik.

Klasifikasi kanker kulit menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan Arsitektur VGG-16 juga pernah dilakukan penelitian oleh Agustina (2022). Penelitian ini menggunakan dataset berupa citra jaringan kanker sebanyak 4000 gambar dengan hyperparameter *optimizer* SGD, learning rate 0,001, epoch 50 dan batch size 32. Akurasi yang diperoleh sebesar 99,70%, loss 0,0055, presisi 0,9975, recall 0,9975 dan f1-score 0,9950. Penelitian berikutnya berjudul "Deep Learning untuk Klasifikasi

B-Acute Lymphoblastic Leukemia Cell Menggunakan Arsitektur DenseNet 121" Zaputra (2023). Penelitian ini mampu menyimpulkan untuk klasifikasi Leukemia menggunakan arsitektur DenseNet121 adalah sebesar 83,59%, dengan menggunakan *optimizer* SGD pada learning rate 0,1. Berdasarkan hasil dari referensi penelitian terdahulu tersebut dapat disimpulkan bahwa penerapan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16 dapat melakukan klasifikasi penyakit dengan baik. Nilai akurasi yang didapatkan mulai dari 80% hingga 100%.

Penelitian oleh Mawardi (2022) dengan judul "Klasifikasi Leukemia pada Sel Darah Putih Berdasarkan Warna dan Bentuk Menggunakan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN)". Penelitian ini menerapkan metode klasifikasi CNN untuk mengidentifikasi penyakit Leukemia secara otomatis. Pada penelitian ini menerapkan model skenario CNN pada dataset White Blood Cells. Skenario ini menerapkan *Early Stopping Callback* untuk mengurangi *overfitting* dan *underfitting* dan cara ini terbukti baik dengan memperoleh hasil akurasi sebesar 94.41% di data train dan 95% di data test.

Penelitian oleh Baihaqi .dkk (2021) berjudul "Analisis Gambar Sel Darah Berbasis *Convolution Neural Network* untuk Mendiagnosis Penyakit Demam Berdarah". Penelitian ini berfokus pada sel darah merah dan sel darah putih dalam membantu dokter mendiagnosis pasien dengan virus demam berdarah, dimana Tes Hematologi dalam mendiagnosis demam berdarah memang memperhatikan persentase tingkat jumlah sel darah merah dan sel darah putih. Itu merupakan metode umum untuk mendiagnosis infeksi dengue. Ukuran trombosit yang kecil membuat teknik ini tidak digunakan dalam penelitian ini. Penelitian ini mengusulkan algoritma *Convolutional Neural Network* untuk mengenali fitur set data sel darah dan mendeteksi demam berdarah berdasarkan masukan sel darah. Hasil

penelitian yang dihasilkan menghasilkan metode dan sistem yang dapat mendiagnosis pasien DBD dengan memanfaatkan citra apusan sel darah, sehingga dapat mempercepat proses diagnosis dan menghemat biaya.

Penelitian oleh Prabaswara (2020) dengan judul Deteksi Sel Limfoblas pada Kasus ALL Tipe L1. Deteksi dini diperlukan guna mengetahui keberadaan kanker ALL pada tubuh manusia. Metode deteksi konvensional telah dilakukan namun masih memiliki banyak kekurangan di antaranya potensi human-error yang tinggi karena dilakukan langsung dengan pengamatan pada mikroskop. Metode yang digunakan Convolutional Neural Network dengan algoritma YOLOv2 digunakan sebagai arsitektur objek deteksi untuk mendeteksi keberadaan dan menghitung sel kanker ALL pada tubuh seorang pasien. Deteksi objek dilakukan untuk membedakan sel darah putih sehat dengan sel darah putih yang terkena kanker (sel limfoblas dan non-limfoblas). Performa deteksi yang didapatkan dari penggunaan metode ini berupa akurasi sebesar 90,9% dan Mean Average Precision sebesar 87,5%. Adapun performa dari perhitungan otomatis didapatkan Mean Absolute Error pada perhitungan sel limfoblas 0.192 dan pada perhitungan sel non-limfoblas 0.062.

Penelitian ini menggunakan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16. Objek penelitian yang digunakan yaitu identifikasi kanker darah, dimana data yang digunakan ialah data citra *Peripheral Blood Smears*. Data citra ini dibagi menjadi data testing, training dan validation, kemudian dimasukkan dalam pemrograman *Convolutional Neural Network* yang nantinya dilakukan proses mempelajari fitur pada citra dan proses klasifikasi pada citra yang ada. Data latih yang digunakan merupakan 0,9 dari jumlah keseluruhan data yang ada. Hasil yang diinginkan berupa hasil identifikasi suatu citra terindikasi kanker darah atau normal. Kekurangan dari penelitian sebelumnya ialah jenis algoritma yang

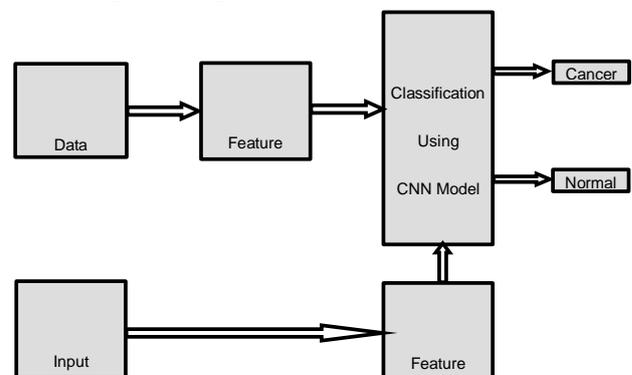
digunakan berbeda sehingga akurasi yang didapatkan kurang maksimal dan dapat ditingkatkan kembali. Sehingga pada penelitian ini, penulis meningkatkan akurasi dengan objek dan arsitektur yang berbeda agar deteksi dini dapat didapatkan oleh pengidap kanker maupun yang belum mengalami.

Perbedaan penelitian ini dengan penelitian sebelumnya yaitu identifikasi dan klasifikasi yang digunakan untuk kanker darah. Dan arsitektur Convolutional Neural Network yang akan digunakan yaitu VGG-16. Karena VGG-16 memiliki akurasi yang cukup tinggi yaitu memperoleh top-5 test accuracy mencapai 92,7% pada klasifikasi 14 juta gambar dalam 1000 kelas (kompetisi 2014 ILSVRC).

METODE

Diagnosis kanker darah dimulai dengan pembacaan citra mikroskopis ke dalam modul saraf terlatih untuk diagnosis. Modul Machine Learning yang dilatih (training) akan memberikan output apakah sampelnya kanker atau non kanker berdasarkan nilai prediksi.

Untuk proses training, digunakan dataset 1000 data citra sampel kanker dan non kanker. Kumpulan data pelatihan digunakan untuk melatih modul pembelajaran mesin. Ini terdiri dari gambar kanker dan non kanker berlabel masing-masing. Citra tersebut akan

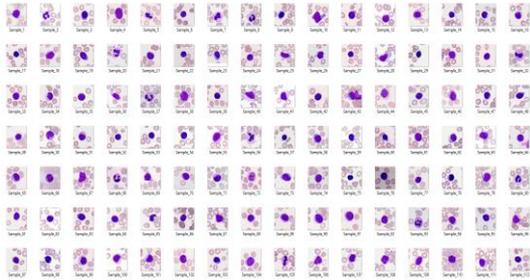


dimasukkan ke dalam modul machine learning.

Gambar 1. Blok Diagram Deteksi Kanker Darah

HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan 2 kategori gambar sel kanker darah dan sel darah normal. Dataset yang telah siap akan dibagi menjadi data training, testing dan validasi.



Gambar 2. Pengelompokan Citra Sel Kanker Darah

Dataset yang digunakan 10.000 gambar Citra Sel Kanker Darah berukuran 64x64 piksel yang diambil dari apusan darah tepi pasien yang didiagnosis Leukemia Myeloid Akut (Kanker Darah). Dataset diperoleh dari *The Cancer Imaging Archive* (TCIA). Citra Sel Darah Normal berjumlah 10.000 diambil dari dataset darah normal dari *Blood Cell Image* (Kaggle).

Preprocessing Image

Citra kanker darah akan melewati proses klasifikasi dan ekstraksi fitur setelah melewati proses preprocessing data. Tujuan dari preprocessing data ini sendiri adalah untuk mempersiapkan citra sel darah yang digunakan nantinya dapat memasuki tahapan selanjutnya. Tahap preprocessing data pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

Proses pertama yang dilakukan pada data preprocessing adalah melakukan data balancing pada data citra sel kanker darah dan citra sel darah normal. Proses data balancing untuk data identifikasi citra sel kanker darah dilakukan proses pengambilan data secara acak sebanyak 10.000 data pada dataset kanker darah dan 10.000 pada dataset darah normal dengan menggunakan fungsi dari python yaitu `sample`.

Tabel 1. Penjelasan Pembagian Data

Nama Kelas	Jumlah Data	Training	Testing	Validasi
Kanker darah	10.000	16.000	2000	2000
normal	10.000			

Setelah dilakukan proses data balancing, proses selanjutnya adalah menerapkan data augmentation pada data training dan data testing. Berikut ini merupakan pembagian data training dan data testing yang digunakan pada penelitian ini:

Tabel 2. Hasil Proses Data Augmentasi

Nama Proses Augmentation	Keterangan	Hasil Citra
<i>horizontal_flip</i>	horizontal_flip akan melakukan proses membalikan data citra secara acak.	
<i>rotation_range</i>	rotation_range akan melakukan proses rotasi data citra secara acak, dengan besaran rotasi sebesar 45 derajat.	
rescale	rescale akan melakukan normalisasi data citra menjadi 0 – 1, dengan cara membagi data citra dengan jumlah maksimum ukuran pixel warna RGB yaitu 255.	

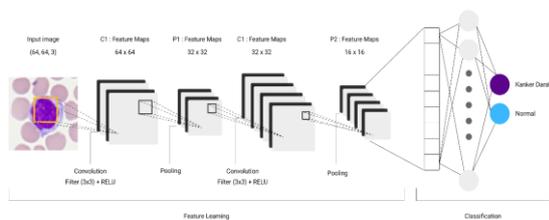
Perancangan Model CNN

Proses selanjutnya adalah membuat arsitektur dari model convolutional neural network dari data yang telah disiapkan, pada proses ini input layer yang digunakan sebesar 200 x 200 piksel dengan ukuran channel warna yaitu 3 (Red, Green, Blue), sehingga komposisi dari input layer adalah 200 x 200 x 3. Selanjutnya citra akan memasuki tahapan pertama yaitu feature learning, pada tahapan awal ini citra akan diproses melalui 5 proses di convolutional layer dengan jumlah kernel yang berbeda-beda dan 5 proses di pooling layer. Setelah melewati tahapan feature learning,

selanjutnya citra akan memasuki flatten layer. Tujuan dari flatten layer ini nantinya akan mengubah hasil pemrosesan yang berada di feature learning pada bagian pooling layer menjadi vector, setelah melewati flatten layer akan memasuki tahapan yang kedua dari convolutional neural network yaitu classification. Berikut ini 2 rancangan dari arsitektur CNN pada penelitian ini

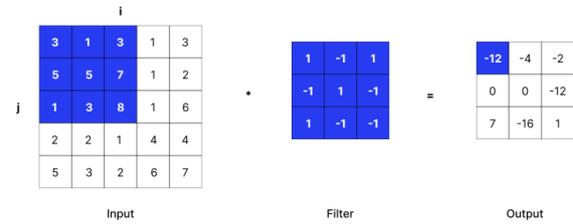
Gambar 3 merupakan arsitektur jaringan pada proses training untuk menghasilkan model yang optimal. Berdasarkan gambar 3 diketahui bahwa arsitektur terbagi dalam 2 tahapan, yakni *feature learning* dan *classification*.

Tahapan pertama dari model CNN ini adalah feature learning, pada penelitian ini sendiri feature learning ini sendiri terdiri dari 2 bagian yaitu convolutional layer dan max pooling layer. Setelah melewati *feature learning* selanjutnya data citra akan memasuki tahapan yang kedua yaitu *classification*. Pada tahapan ini terdapat beberapa lapisan, di antaranya yaitu lapisan fully connected layer dan output layer.



Gambar 3. Arsitektur CNN Pada Klasifikasi Kanker Darah

Proses konvolusi pertama digunakan kernel berukuran 3x3 dan jumlah filter sebanyak 32 filter, proses konvolusi ini adalah proses kombinasi antara dua buah matriks yang berbeda untuk menghasilkan suatu nilai matriks yang baru. Agar lebih memahami cara kerja dari proses konvolusi, peneliti akan menggunakan sampel matriks pada input image. Gambar 4 menunjukkan proses konvolusi dengan ukuran kernel 3x3 dan stride 1, dimana stride merupakan pergeseran kernel terhadap matriks input.



Gambar 4. Perhitungan Proses Konvolusi

Setelah proses konvolusi, maka ditambahkan sebuah aktivasi fungsi yaitu ReLU (Retrified Linear Unit). Fungsi aktivasi ini bertujuan untuk mengubah nilai negatif menjadi nol (menghilangkan nilai negatif dalam sebuah matriks hasil konvolusi). Hasil konvolusi ini memiliki ukuran yang sama yakni 64x64 karena pada saat proses konvolusi digunakan nilai padding 0.

Proses pooling, merupakan pengurangan ukuran matriks dengan menggunakan operasi pooling. Pada dasarnya pooling layer terdiri dari sebuah filter dengan ukuran tertentu yang akan secara bergantian bergeser pada seluruh area feature map. Penelitian ini menggunakan max-pooling untuk mendapatkan nilai matriks yang baru berukuran 2x2 dengan cara mengambil nilai paling maksimum dari setiap window.

Proses konvolusi kedua meneruskan hasil dari proses pooling pertama yakni dengan input matriks gambar sebesar 32x32 dengan jumlah filter sebanyak 64 dan dengan ukuran kernel 3x3. Proses konvolusi kedua ini sama-sama menggunakan fungsi aktivasi ReLU, Proses selanjutnya adalah proses pooling yang kedua, proses ini hampir sama dengan proses pooling hang pertama, namun ada perbedaan pada nilai output akhir dari matriksnya . Output yang dihasilkan memiliki ukuran gambar 16x16.

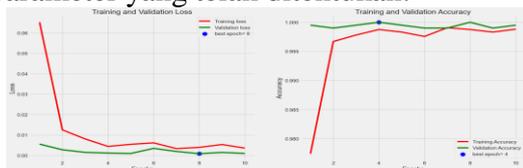
Hasil dari proses konvolusi yang dilakukan mendapatkan output feature maps yang berbentuk multidimensional array, oleh sebab itu proses selanjutnya dilakukan tahap flatten mengubah feature map menjadi sebuah vektor, agar dapat di input pada tahap fully connected layer untuk kemudian diklasifikasi.

Selanjutnya fully connected, pada tahap ini digunakan hanya satu hidden

layer pada jaringan MLP (Multi Layer Perceptron). Flatten disini mengubah output pooling layer menjadi sebuah vector. Sebelum melakukan proses klasifikasi atau memprediksi gambar, pada proses ini digunakan nilai dropout yang merupakan sebuah teknik regulasi jaringan syaraf dengan tujuan memilih beberapa neuron secara acak dan tidak akan dipakai selama proses pelatihan, dengan kata lain neuron-neuron tersebut dibuang secara acak. Tujuan dari proses ini yaitu mengurangi overfitting pada saat proses training.

Setelah itu dilanjutkan pada proses klasifikasi, yang mana dengan bantuan aktivasi softmax akan diklasifikasi input sesuai dengan target kategorinya yakni pada 2 kategori gambar kanker darah dan darah normal.

Berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan dari model Convolutional Neural Network (CNN) didapatkan hasil training dan validation. Proses ini menggunakan jumlah 10 epoch, nilai learning rate 1,000, dan optimizer Adam. Berikut hasil yang diperoleh berdasarkan parameter yang telah ditentukan:



Gambar 5. Hasil Chart Training and Validation Loss dan Accuracy

Berdasarkan gambar 5 chart hasil Training and Validation Loss dan Training and Validation Accuracy. Pada chart Training and validation Loos menunjukkan eksistensi nilai dari tinggi ke rendah ini merupakan pergerakan yang cukup bagus karena kemungkinan Loss akan terus menurun. Sedangkan akurasi juga berjalan dari angka yang terkecil menuju maksimal sehingga bisa disimpulkan stabil terus meningkat nilai akurasinya.

Akurasi report yang didapatkan dari proses *convolutional neural network* didapatkan sebagai berikut:

```

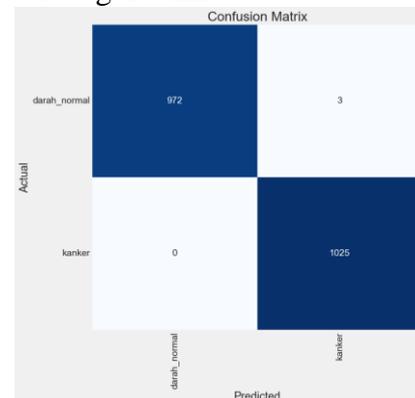
Classification Report:
-----
              precision    recall  f1-score   support

darah_normal    1.00      1.00      1.00     975
kanker          1.00      1.00      1.00    1025

 accuracy              1.00      2000
 macro avg           1.00      1.00      1.00      2000
 weighted avg        1.00      1.00      1.00      2000
    
```

Gambar 6. Hasil Classification Report

Berdasarkan gambar 6 dapat diketahui bahwa nilai akurasi dari training model adalah sebesar 99,85 atau 99%, dimana nilai f1-score dari masing-masing kelas adalah 100% untuk darah normal dan 100% untuk kanker. Nilai Support untuk darah normal 975 dan kanker 1025. Nilai precision dan recall menunjukkan 100% pada kedua kelas. Detail perhitungan *Classification Report* dari hasil *Confusion Matrix* sebagai berikut:



Gambar 7 Hasil Confusion Matrix

SIMPULAN

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan antara lain:

1. Implementasi CNN untuk mengklasifikasikan gambar kanker darah dan darah normal menggunakan arsitektur VGG-16. Berdasarkan klasifikasi data citra dilakukan dengan beberapa tahap. Tahap pertama yaitu dengan melakukan pre-processing data yaitu dengan resize. Hasil yang didapat dari penerapan resize untuk mempercepat komputasi model. Algoritma CNN memiliki beberapa lapisan yang digunakan untuk

pembelajaran fitur dan klasifikasi sesuai dengan arsitektur VGG-16. Proses ini dipengaruhi oleh persentase pembagian data training, batchsize dan dropout.

2. Klasifikasi citra kanker darah menggunakan convolutional neural network menghasilkan tingkat akurasi training dan testing tertinggi dengan nilai epoch 10. Nilai akurasi dari training model adalah sebesar 99,85, dimana nilai f1-score dari masing-masing kelas adalah 100% untuk darah normal dan 100% untuk kanker.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Pangribowo, S. (2019). *Beban Kanker di Indonesia*. Pusat Data Dan Informasi Kemeterian Kesehatan RI, 1–16.
- [2] World Health Organization. *Cancer*. WHO. 2022.
- [3] A. Kamilaris and F. X. Prenafeta-Boldú, “Deep learning in agriculture: A survey,” *Comput. Electron. Agric.*, vol. 147, no. February, pp. 70–90, 2018.
- [4] C. McCool, T. Perez, and B. Upercroft, “Mixtures of Lightweight Deep Convolutional Neural Networks: Applied to Agricultural Robotics,” *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 2, no. 3, pp. 1344–1351, 2017.
- [5] D. Weimer, B. Scholz-Reiter, and M. Shpitalni, “Design of deep convolutional neural network architectures for automated feature extraction in industrial inspection,” *CIRP Ann. - Manuf. Technol.*, vol. 65, no. 1, pp. 417–420, 2016.
- [6] R. Liu, G. Meng, B. Yang, C. Sun, and X. Chen, “Dislocated Time Series Convolutional Neural Architecture: An Intelligent Fault Diagnosis Approach for Electric Machine,” *IEEE Trans. Ind. Informatics*, vol. 13, no. 3, pp. 1310–1320, 2017.
- [7] K. Xu, D. Feng, and H. Mi, “Deep convolutional neural network-based early automated detection of diabetic retinopathy using fundus image,” *Molecules*, vol. 22, no. 12, 2017.
- [8] A. Jijja and D. Rai, “Efficient MRI segmentation and detection of brain tumor using convolutional neural network,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 10, no. 4, pp. 536–541, 2019.
- [9] T. DeVries and D. Ramachandram, “Skin Lesion Classification Using Deep Multi-scale Convolutional Neural Networks,” 2017.
- [10] M. Goyal, N. D. Reeves, A. K. Davison, S. Rajbhandari, J. Spragg, and M. H. Yap, “DFUNet: Convolutional Neural Networks for Diabetic Foot Ulcer Classification,” *IEEE Trans. Emerg. Top. Comput. Intell.*, vol. PP, pp. 1–12, 2018