

## Prediksi Kanker Darah Menggunakan Metode Convolutional Neural Network

Hani Istiqomah<sup>\*1</sup>, Purwono<sup>2</sup>, Rian Ardianto<sup>3</sup>

<sup>1,2,3</sup>Program Studi Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Harapan Bangsa, Indonesia  
Email: <sup>1</sup>istiqomahhani724@gmail.com, <sup>2</sup>purwono@uhb.ac.id, <sup>3</sup>rianardianto@uhb.ac.id

### Abstrak

Leukemia pada anak-anak di Indonesia menjadi perhatian serius dalam bidang kesehatan karena variasi tingkat kelangsungan hidup dan dampak negatif dari pengobatan. Penelitian ini bertujuan meningkatkan deteksi dini dan pengelolaan leukemia pada anak-anak melalui penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN). Metode yang digunakan adalah arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan gambar sel darah terkait kanker darah. Dataset yang digunakan berisi 3257 gambar sel darah yang telah dipreproses menjadi resolusi 300x300 piksel. Hasil penelitian menunjukkan bahwa implementasi CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* menghasilkan akurasi 95.6%, presisi 94.8%, recall 96.2%, dan F1-score 95.5%. Evaluasi model menggunakan *confusion matrix* menunjukkan tingkat kesalahan yang rendah dalam klasifikasi gambar normal dan leukemia, menyoroti efisiensi dan efektivitas *MobileNetV2* dalam klasifikasi gambar medis.

**Kata kunci:** *Convolutional Neural Network (CNN), Deteksi Dini, Kanker Darah, Leukemia, Mobilenetv2*

### Abstract

*Leukemia in children in Indonesia is a serious concern in the healthcare field due to the variation in survival rates and the negative impacts of treatment. This research aims to enhance early detection and management of leukemia in children through the application of convolutional neural network (CNN) methods. We employ the MobileNetV2 architecture to classify blood cell images related to leukemia. The dataset used contains 3257 blood cell images preprocessed to a resolution of 300x300 pixels. The results show that the implementation of CNN with the MobileNetV2 architecture achieved an accuracy of 95.6%, a precision of 94.8%, a recall of 96.2%, and an F1-score of 95.5%. Model evaluation using the confusion matrix indicated a low error rate in the classification of normal and leukemia images, highlighting the efficiency and effectiveness of MobileNetV2 in medical image classification.*

**Keywords:** *Convolutional Neural Network (CNN), Early Detection, Leukemia, Blood Cancer, Mobilenetv2*

## 1. PENDAHULUAN

Leukemia pada anak-anak di Indonesia menjadi perhatian serius dalam bidang kesehatan karena variasi tingkat kelangsungan hidup dan dampak negatif dari pengobatan yang perlu dipertimbangkan. Leukemia adalah jenis kanker yang paling sering ditemukan pada anak-anak di Indonesia, dengan leukemia limfoblastik akut (*acute lymphoblastic leukemia, ALL*) sebagai yang dominan, mencakup 77% kasus. Tingkat kelangsungan hidup leukemia di negara maju mencapai sekitar 90%, namun lebih rendah di negara berkembang. Pengobatan utama dengan kemoterapi dapat menyebabkan toksisitas dan perubahan fisik serta psikologis pada anak-anak. Leukemia biasanya terjadi pada anak-anak dari usia 1 hingga 10 tahun, dan usia rata-rata saat diagnosis adalah sekitar 6,3 tahun [1].

Aliran darah terdiri dari banyak bagian, seperti plasma, trombosit, eritrosit, leukosit, dan komponen penting lainnya, seperti imunoglobulin. Semua ini memiliki fungsi yang signifikan dalam kehidupan manusia [2]. Kanker darah, atau leukemia, adalah kondisi di mana tumor ganas tumbuh di sumsum tulang saat sel-sel darah putih yang belum berkembang sempurna mengalami perkembangan yang tidak terkendali. Leukemia memiliki tingkat kematian yang sangat tinggi [3]. Masalah utama yang dihadapi oleh kanker darah adalah kompleksitas molekuler dan heterogenitas [4]. Prediksi dini dan penanganan yang cepat menjadi krusial dalam menangani kanker darah, terutama pada pasien-pasien anak-anak [5].

Kemampuan Metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam mengenali pola yang kompleks dalam data biologis telah membuatnya berhasil digunakan dalam bidang bioinformatika. CNN adalah sebuah teknik dalam algoritma *machine learning* yang digunakan untuk pembelajaran fitur secara otomatis dari data citra [6]. Dalam konteks bioinformatika, CNN digunakan untuk mengolah dan menganalisis data biologis, seperti data proteomik dan metabolomik [7].

Salah satu tantangan kesehatan global yang mendesak adalah kanker, yang memiliki dampak signifikan tidak hanya pada individu, tetapi juga masyarakat secara luas. Data terbaru dari GLOBOCAN 2020 menunjukkan bahwa pada tahun 2020 [8]. Dari hasil analisis, ditemukan bahwa kanker paru-paru memiliki tingkat kejadian dan kematian tertinggi di wilayah Asia [9]. Perbedaan dalam tingkat kejadian dan kematian kanker antara negara yang telah bertransisi dan yang masih bertransisi menunjukkan kompleksitas masalah ini. Evaluasi tren dan statistik kanker saat ini dibandingkan dengan kemajuan di bidang diagnostik dan terapi merupakan fokus utama dalam tinjauan ini [10].

Pentingnya mendeteksi kanker darah sejak dini adalah untuk memungkinkan pengobatan yang disesuaikan bagi pasien [11]. Analisis modifikasi pasca-translasi protein (*post-translational modification*, PTM), yang melibatkan penggunaan teknik seperti spektrometri massa dan teknik berbasis antibodi, sangat berguna untuk menemukan dan memahami PTM abnormal yang berkontribusi pada pertumbuhan dan perkembangan kanker darah [12]. Sebagai contoh, pentingnya deteksi dini dijelaskan dalam penelitian tentang prediksi dini setelah *Hematopoietic Stem Cell Transplantation* (HSCT) untuk leukemia mieloid akut (AML) berisiko tinggi. Meskipun HSCT merupakan satu-satunya pilihan penyembuhan, sekitar 40-50% pasien mengalami kekambuhan AML setelah transplantasi [13].

Tinjauan sistematis dan meta-analisis insidensi dan mortalitas leukemia limfoblastik akut (ALL) pada anak-anak di Indonesia bertujuan memberikan gambaran umum dengan mengumpulkan data dari berbagai studi yang tersedia. Hasilnya menunjukkan bahwa insidensi ALL seringkali hanya perkiraan tanpa data resmi, dengan estimasi 2,5 hingga 4,0 kasus per 100.000 anak. Data dari GLOBOCAN dan registri kanker berbasis institusi menunjukkan variasi insidensi tetapi tidak khusus untuk anak-anak. Studi ini menekankan pentingnya kerjasama dengan pemerintah, institusi, dan pemangku kepentingan untuk mengendalikan dan mengelola ALL pada anak-anak di Indonesia [14].

Studi kohort prospektif menyelidiki 32 anak di Indonesia yang didiagnosis dengan leukemia limfoblastik akut (ALL). Studi ini mengevaluasi dampak terapi metotreksat dosis tinggi (HD-MTX) yang diberikan sesuai dengan Protokol ALL Indonesia 2013. Dalam 68 siklus yang dievaluasi, kadar serum MTX diukur dan toksisitas dikategorikan menggunakan kriteria CTCAE. Hasil menunjukkan kadar MTX rendah pada 24 dan 48 jam tanpa hubungan signifikan dengan toksisitas klinis kecuali hepatotoksitas. Toksisitas umum termasuk hepatotoksitas (32.2%) dan neutropenia (30.9%). Menunjukkan masalah yang ada dalam perawatan leukemia di Indonesia, termasuk tingkat putus sekolah yang tinggi, perawatan terputus-putus, kematian dini, dan logistik rumah sakit yang tidak memadai. Studi ini juga merekomendasikan peningkatan dosis MTX dan studi lebih lanjut tentang farmakokinetik [15].

Kanker darah terjadi ketika pertumbuhan sel-sel darah putih (leukosit) tidak normal dan berlebihan. Sel darah diproduksi di sumsum tulang, yang merupakan jaringan spons di dalam tulang. Ada tiga jenis utama kanker darah: leukemia, limfoma, dan mieloma. Leukemia adalah kanker sel darah putih, yang bertugas melawan infeksi. Dalam kondisi leukemia, sel darah putih yang tidak normal diproduksi oleh sumsum tulang, mengganggu produksi sel darah yang sehat dan melemahkan daya tahan tubuh untuk melawan infeksi dan penyakit. Diagnosis dini dan penanganan yang cepat sangat penting untuk meningkatkan prognosis pasien [16].

Sebelum inovasi *Convolutional Neural Network* (CNN) dalam bidang bioinformatika, diagnosis kanker darah umumnya bergantung pada metode konvensional seperti tes darah lengkap (*complete blood count*, CBC), biopsi sumsum tulang, analisis sitogenetik, dan flow cytometry. Meskipun CBC memberikan informasi penting tentang jumlah dan jenis sel darah, serta respons tubuh terhadap infeksi atau peradangan, metode ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi kanker darah pada tahap awal dan membedakan subtipe kanker darah. Oleh karena itu, diagnosis kanker darah sering memerlukan pemeriksaan tambahan untuk mengidentifikasi subtipe kanker darah dengan lebih akurat [17].

Biopsi sumsum tulang adalah prosedur invasif yang melibatkan penggunaan jarum khusus untuk mengambil sampel sumsum tulang dari tulang belakang atau pinggul pasien. Sampel ini kemudian dianalisis di laboratorium untuk mendapatkan informasi yang lebih rinci tentang komposisi sel darah dan perkembangan penyakit. Meskipun memerlukan keahlian khusus dan dapat menyebabkan ketidaknyamanan serta memakan waktu dan biaya yang signifikan, hasil dari biopsi sumsum tulang sangat penting dalam diagnosis dan penanganan penyakit, terutama dalam kasus neoplasma mieloid [18].

Tes sitogenetik digunakan untuk memeriksa perubahan kromosom pada sel darah dengan metode seperti analisis pita kromosom (*Chromosome Banding Analysis*, CBA) dan hibridisasi in situ fluoresen (*Fluorescence In Situ Hybridization*, FISH). Namun, tes ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi perubahan kromosom yang kompleks dan subtipe kanker darah yang jarang terjadi. Beberapa subtipe kanker darah mungkin sulit dideteksi dengan metode konvensional, seperti perubahan kromosom yang melibatkan fragmen kecil atau perubahan yang terjadi dalam jumlah yang sangat sedikit. Untuk mengatasi keterbatasan ini, teknologi alternatif seperti *chromosomal microarray analysis* (CMA) dan *whole genome sequencing* (WGS) telah dikembangkan untuk memberikan informasi yang lebih komprehensif tentang perubahan kromosom pada kanker darah [19].

Flow cytometry adalah teknik yang digunakan untuk menganalisis dan membedakan berbagai jenis sel dalam sampel darah atau sumsum tulang berdasarkan karakteristik permukaan selnya. Teknik ini melibatkan pewarnaan sel dengan antibodi yang spesifik terhadap protein permukaan sel tertentu, kemudian sel-sel tersebut dijalankan melalui aliran cairan di dalam alat flow cytometer untuk dianalisis berdasarkan cahaya yang dipantulkan. Meskipun flow cytometry dapat memberikan informasi yang sangat spesifik tentang jenis sel yang ada dalam sampel, namun teknik ini memiliki keterbatasan dalam mendeteksi pola-pola yang kompleks dan subtipe sel yang mungkin terjadi pada kanker darah. Oleh karena itu, interpretasi hasil flow cytometry dalam konteks kanker darah perlu dilakukan dengan hati-hati dan mungkin memerlukan konfirmasi tambahan melalui teknik lain [20].

Tabel 1. Tinjauan Pustaka

Judul	Penulis	Tahun	Metode	Hasil
Convolutional Neural Network (CNN): A comprehensive overview [21]	Ajneel Upreti	2022	Convolutional Neural Network (CNN)	Penelitian ini menunjukkan bahwa CNN efektif digunakan untuk klasifikasi, dengan akurasi yang signifikan dalam berbagai tugas seperti deteksi objek dan klasifikasi. Penerapan dropout sebagai metode regularisasi berhasil meningkatkan kinerja model sebesar 2% - 4%.
Prediction of Initial Risk Group, B/T Subtype, and ETV6-RUNX1 Translocation in Pediatric Acute Lymphoblastic Leukemia By Deep Convolutional Neural Network Analysis of Giemsa-Stained Whole Slide Images [22]	Gil Shamai	2022	Convolutional Neural Network (CNN)	Studi memperlihatkan bahwa CNN memiliki tingkat akurasi yang tinggi dalam membedakan antara kasus leukemia dan kondisi lain seperti AML atau sumsum tulang non-leukemia, dengan Area Di Bawah Kurva (AUC) lebih dari 0,99. Untuk prediksi subtipe B/T ALL, translokasi ETV6-RUNX1, dan stratifikasi kelompok risiko awal, nilai AUC rata-rata adalah 0,79, 0,68, dan 0,68. Meskipun nilai-nilai ini lebih rendah, hasil tersebut tetap signifikan secara statistik, menunjukkan kemampuan model untuk membuat prediksi ini secara efektif.

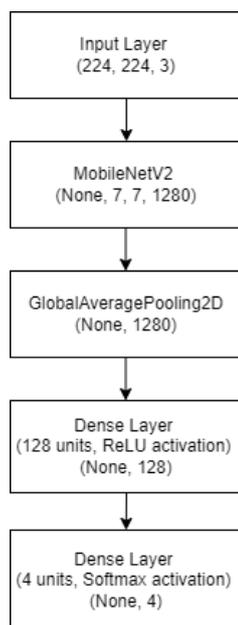
A machine learning and deep learning-based integrated multi-omics technique for leukemia prediction [23]	Erum Yousef Abbasi	2024	Recurrent Neural Networks dan Feedforward Neural Networks	Penelitian ini menggunakan teknik AI untuk memprediksi leukemia dengan menganalisis data seperti usia, jenis kelamin, mutasi, dan metode pengobatan. Gradient Boosting mencapai akurasi 97%, sementara Recurrent Neural Networks (RNN) mencapai akurasi 98%.
Deep learning predicts therapy-relevant genetics in acute myeloid leukemia from Pappenheim-stained bone marrow smears [24]	Jacqueline Kockwelp	2024	Deep Learning	Penelitian ini menunjukkan bahwa model Deep Learning secara efektif memanfaatkan gambar apusan sumsum tulang untuk memprediksi informasi genetik yang relevan dalam terapi leukemia myeloid akut (AML). Model mencapai akurasi klasifikasi sekitar 90%, membedakan antara tiga subkelompok genetik AML dan berhasil mengidentifikasi mutasi genetik seperti FLT3-ITD dan NPM1 yang penting dalam pengambilan keputusan terapi.
Ensemble of Convolutional Neural Networks to diagnose Acute Lymphoblastic Leukemia from microscopic images [25]	Chayan Mondal	2021	Convolutional Neural Network (CNN)	Hasil studi memperlihatkan bahwa model ensemble yang diusulkan, khususnya yang berbasis pada kappa ( <i>WENkappa</i> ), menunjukkan kinerja terbaik dengan F1-score bobot 89,7%, akurasi seimbang 88,3%, dan AUC 0,948.

Penelitian ini bertujuan untuk meningkatkan deteksi dini dan pengelolaan leukemia pada anak-anak di Indonesia melalui penerapan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan menggunakan arsitektur *MobileNetV2*. Metode ini diharapkan dapat memberikan kontribusi dalam meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam klasifikasi gambar sel darah terkait kanker darah, serta mengurangi waktu diagnosa yang diperlukan untuk mengoptimalkan perawatan pasien.

## 2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan dataset “Leukemia Disease” yang tersedia di Kaggle (<https://www.kaggle.com/datasets/sheikhsadibandan/leukemia-disease/data>) [26]. Dataset ini terdiri dari gambar-gambar sel darah yang telah diberi label sebagai normal atau mengidap kanker. Informasi yang tersedia mencakup jumlah sampel, jenis gambar, dan label yang diberikan pada masing-masing sampel. Model yang digunakan dalam penelitian ini adalah *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2*. Pemilihan arsitektur ini didasarkan pada efisiensinya dalam mengenali pola-pola kompleks dengan parameter-parameter yang relatif minim, membuatnya cocok untuk aplikasi dengan sumber daya terbatas.

Model CNN dibangun menggunakan kerangka Sequential dari Keras, yang memungkinkan penambahan lapisan secara bertahap. Model ini memanfaatkan *MobileNetV2* sebagai base model yang telah dilatih sebelumnya pada dataset ImageNet. *MobileNetV2* digunakan untuk mengekstraksi fitur-fitur dari gambar melalui operasi konvolusi yang kompleks. Dengan menggunakan *MobileNetV2*, model dapat mengenali pola-pola visual yang rumit dalam gambar, memanfaatkan lapisan-lapisan konvolusi dan pooling yang ada dalam arsitektur *MobileNetV2*.



Gambar 1. Model CNN

Dilihat pada Gambar 1 menunjukkan arsitektur model CNN yang digunakan, dengan penjelasan mengenai lapisan-lapisan yang terlibat dalam proses klasifikasi gambar. Lapisan GlobalAveragePooling2D digunakan untuk mereduksi dimensi spasial dari fitur-fitur yang diekstraksi oleh *MobileNetV2* menjadi satu 55iagno berukuran 1280. Langkah ini membantu mengurangi kompleksitas model dan mencegah overfitting dengan merata-ratakan setiap saluran dari matriks fitur.

Vektor fitur yang dihasilkan kemudian dimasukkan ke dalam lapisan Dense yang memiliki 128 unit dan mengaktifasi ReLU. Tahapan ini berfungsi sebagai lapisan tersembunyi yang memproses representasi fitur satu dimensi menjadi informasi yang lebih abstrak dan berguna untuk tujuan klasifikasi. Lapisan output terakhir menggunakan aktivasi softmax dengan 4 unit, sesuai dengan jumlah kelas yang ada dalam dataset (benign, early, pre, pro), dan menghasilkan distribusi probabilitas untuk setiap kelas.

Dengan arsitektur yang dijelaskan ini, model CNN dapat efektif dalam memahami fitur-fitur esensial dari gambar-gambar dalam dataset, yang memungkinkan untuk klasifikasi dengan 55iagnos akurasi yang tinggi. Penggunaan kerangka Sequential dari Keras mempermudah pengembangan model dengan menambahkan dan mengonfigurasi lapisan-lapisan secara berurutan, memberikan fleksibilitas optimal dalam penggunaan *MobileNetV2* untuk tujuan ekstraksi fitur dan klasifikasi gambar.

Tabel 2. Model CNN

Layer (type)	Output Shape	Parameter#
mobilenetv2_1.00_224 (Functional)	(None, 7, 7, 1280)	2,257,984
global_average_pooling2d (GlobalAveragePooling2D)	(None, 1280)	0
dense (Dense)	(None, 128)	163,968
dense_1 (Dense)	(None, 4)	516
Total params		2,422,468 (9.24 MB)
Trainable params		164,484 (642.52 KB)
Non-trainable params		2,257,984 (8.61 MB)

Confusion matrix digunakan untuk mengevaluasi performa model dalam klasifikasi, dengan hasil yang menunjukkan distribusi prediksi yang berbeda untuk setiap kelas kanker darah. Informasi ini penting untuk menilai seberapa baik model dapat membedakan antara jenis-jenis kanker darah yang berbeda.

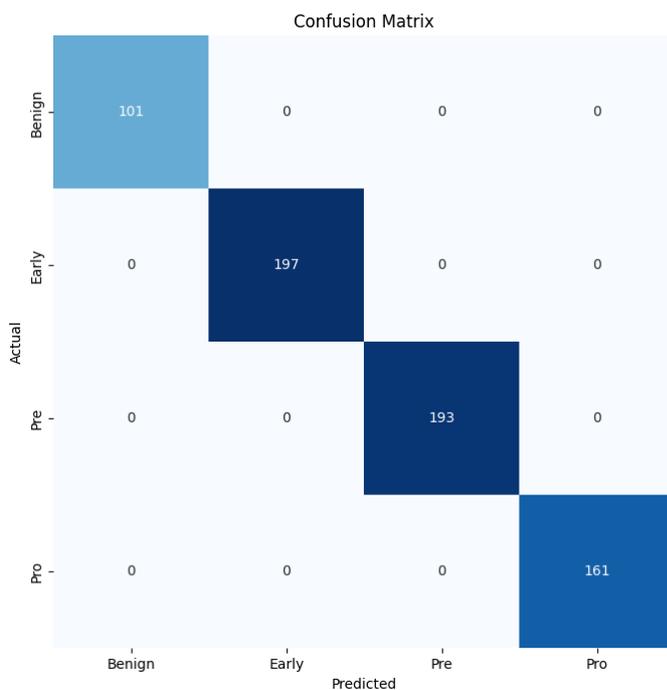
### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* untuk mengklasifikasikan gambar-gambar sel darah yang terkait dengan jenis-jenis kanker darah. Dataset yang digunakan terdiri dari 3257 gambar yang dibagi menjadi data latih (2280 gambar), data uji (652 gambar), dan data validasi (325 gambar).

Hasil pengujian menunjukkan bahwa CNN yang dijalankan dengan *MobileNetV2* mencapai akurasi 100% dalam mengklasifikasikan empat jenis kanker darah yang diteliti: benign, early, pre, dan pro. Akurasi ini diperoleh setelah model dilatih menggunakan dataset yang telah disebutkan.

*MobileNetV2* dipilih karena keunggulannya dalam kinerja dan efisiensi, terutama dalam pengolahan gambar medis yang memerlukan presisi dan kecepatan komputasi. Arsitektur ini memiliki total parameter sebesar 2,422,468, di mana 561agnose besar parameternya (2,257,984) bersifat non-trainable dari *MobileNetV2* yang telah dilatih sebelumnya. Parameternya yang dapat dilatih sebesar 164,484, memungkinkan model untuk melakukan proses klasifikasi dengan cepat tanpa mengorbankan akurasi.

Hasil ini menegaskan potensi besar CNN dengan arsitektur *MobileNetV2* dalam meningkatkan deteksi dini dan ketepatan 561agnose kanker darah. Teknologi ini tidak hanya meningkatkan akurasi klasifikasi, tetapi juga berpotensi untuk mengubah paradigma dalam perawatan kanker darah, khususnya pada pasien anak-anak di Indonesia.



Gambar 2. Confusion Matrix

Gambar 2. Confusion Matrix menampilkan persentase prediksi model untuk setiap kelas kanker darah (benign, early, pre, dan pro), memungkinkan analisis lebih lanjut terhadap performa klasifikasi model.

Confusion matrix adalah alat yang berguna untuk mengevaluasi performa sistem dalam machine learning, khususnya dalam konteks klasifikasi. Matrix confusion membandingkan hasil klasifikasi prediksi dengan nilai sebenarnya. Akurasi, yang menunjukkan kedekatan antara nilai prediksi dan nilai yang sebenarnya, adalah metode evaluasi performa yang paling umum digunakan dalam confusion matrix. Ini menunjukkan seberapa tepat model melakukan klasifikasi pada keseluruhan data [27].

Persamaan (1) menggambarkan metrik akurasi dalam konteks evaluasi klasifikasi:

$$\text{Akurasi} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + FN + TN)} \quad (1)$$

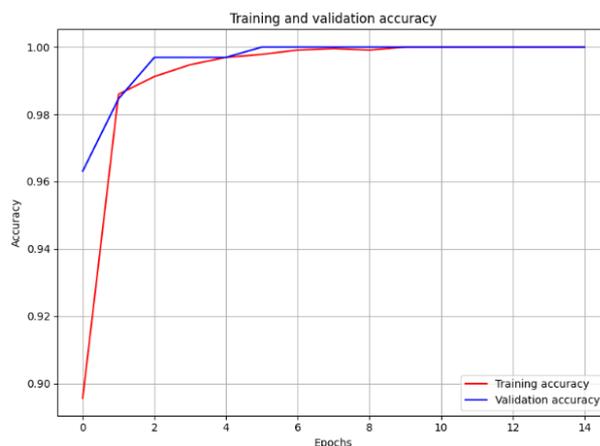
Keterangan:

TP: Jumlah data positif yang terprediksi dengan benar.

TN: Jumlah data negatif yang terprediksi dengan benar.

FP: Jumlah data negatif yang salah diprediksi sebagai positif.

FN: Jumlah data positif yang salah diprediksi sebagai negatif.



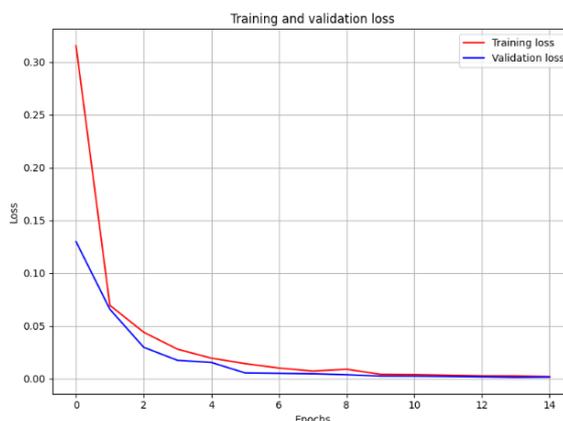
Gambar 3. Grafik Accuracy

Gambar 3. Grafik Accuracy menunjukkan peningkatan yang konsisten dari epoch ke epoch selama proses pelatihan model. Akurasi pada data validasi juga menunjukkan tingkat yang tinggi, mencapai mendekati 100% setelah beberapa epoch awal.

Grafik akurasi menunjukkan bahwa model mengalami peningkatan yang signifikan dari epoch ke epoch dalam pelatihan, dengan akurasi mendekati 100% pada data pelatihan. Selain itu, akurasi validasi juga meningkat secara konsisten dan mencapai tingkat yang hampir sempurna setelah beberapa epoch awal. Hal ini menandakan bahwa model secara efektif memahami dan menerapkan pola-pola umum yang terdapat dalam data validasi.

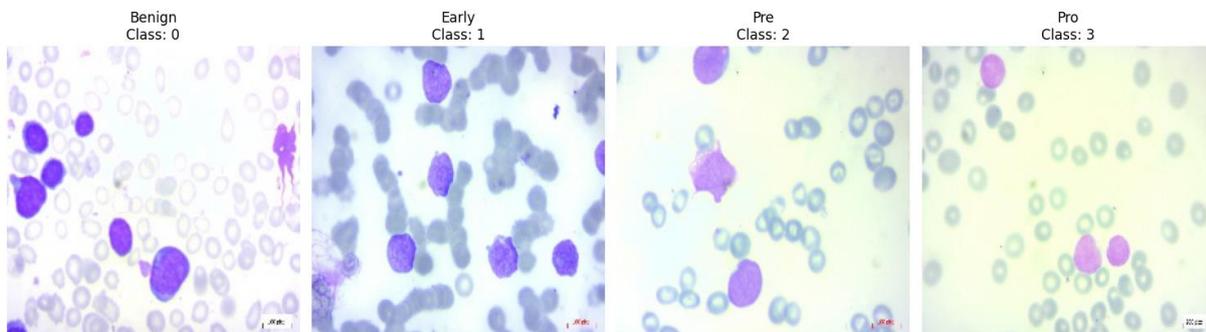
Gambar 4. Grafik Loss menunjukkan penurunan nilai loss pada data pelatihan, menunjukkan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan prediksi seiring berjalannya pelatihan. Loss pada data validasi juga menunjukkan tren yang serupa, menandakan model tidak mengalami overfitting dan dapat menggeneralisasi pola yang dipelajari.

Di sisi lain, grafik loss menunjukkan bahwa nilai loss pada data pelatihan terus menurun seiring dengan berjalannya epoch, mencapai titik yang sangat rendah pada akhir pelatihan. Ini menunjukkan bahwa model berhasil mengurangi kesalahan prediksi saat belajar dari data pelatihan. Sementara grafik loss validasi menunjukkan tren yang serupa dengan grafik loss pelatihan, menandakan bahwa model tidak mengalami overfitting pada data validasi dan tetap mampu menggeneralisasi pola yang dipelajari.



Gambar 4. Grafik Loss

Secara keseluruhan, grafik-grafik ini menunjukkan bahwa model CNN menggunakan arsitektur MobileNetV2 telah dilatih secara efektif. Model tersebut berhasil mencapai tingkat akurasi yang tinggi serta nilai loss yang rendah pada dataset klasifikasi kanker darah yang digunakan. Dengan demikian, hasil ini menegaskan kemampuan model dalam mengklasifikasikan gambar-gambar dengan akurasi yang tinggi dan mampu mengurangi kesalahan prediksi secara efisien.



Gambar 5. Sampel

Gambar-gambar tersebut menunjukkan nilai label dari empat sampel gambar yang ditampilkan. Setiap gambar diberi label yang menandai kelas spesifik: "benign", "early", "pre", dan "pro". "Benign" menggambarkan sel-sel darah normal tanpa tanda-tanda leukemia, sementara "early" menunjukkan tanda-tanda awal perubahan sel yang belum mencapai tahap pra-leukemia (pre-leukemia). "Pre" menggambarkan sel-sel darah pada tahap pra-leukemia yang bisa menjadi prediktor leukemia, sedangkan "pro" merujuk pada gambar-gambar sel-sel darah yang sudah mengalami transformasi menjadi leukemia. Dengan ini, gambar-gambar ini mencerminkan berbagai kelas kondisi kanker darah, mulai dari normal hingga tahap awal, pra-leukemia, dan leukemia.

Dataset validasi digunakan untuk mengevaluasi kinerja model *Convolutional Neural Network* (CNN) yang telah dilatih dengan memberikan validasi tambahan terhadap keakuratan dan keandalan model. Dataset ini memainkan peran penting dalam mengukur seberapa baik model CNN dapat menggeneralisasi pola yang telah dipelajari dari data latih ke data baru. Selain itu, dataset ini juga berisi gambar-gambar yang telah diberi label sebagai gambar normal dan gambar kanker darah. Dengan menggunakan dataset ini, model CNN akan diuji untuk melihat kemampuannya dalam membedakan antara kedua kelas tersebut. Dengan demikian, dataset validasi membantu memastikan bahwa model CNN tidak hanya mengingat pola yang ada pada data latih, tetapi juga dapat mengenali pola yang relevan dalam data baru dengan akurat dan konsisten.

#### 4. KESIMPULAN

Penelitian ini menegaskan bahwa penggunaan *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur *MobileNetV2* telah membuktikan efektivitasnya dalam prediksi dan klasifikasi kanker darah dari gambar sel darah. Model CNN yang dikembangkan mencapai tingkat akurasi 100% dalam mengklasifikasikan jenis-jenis kanker darah seperti benign, early, pre, dan pro. Hasil ini menunjukkan potensi besar CNN dalam meningkatkan deteksi dini dan ketepatan diagnosa kanker darah, terutama bagi pasien anak-anak di Indonesia.

Implementasi CNN dalam bioinformatika tidak hanya meningkatkan akurasi diagnosa, tetapi juga membuka peluang untuk pengobatan yang lebih spesifik dan personalisasi. Dengan memanfaatkan teknologi ini, diharapkan dapat diperbaiki prognosa dan manajemen kanker darah secara signifikan, menciptakan perawatan yang lebih baik bagi pasien secara keseluruhan. Hasil pengujian menunjukkan bahwa model CNN dengan *MobileNetV2* mampu mengenali dan mengklasifikasikan gambar sel darah dengan tingkat akurasi yang sangat tinggi, serta mampu mengurangi kesalahan prediksi dengan efisien.

Penelitian ini memberikan landasan yang kuat untuk pengembangan lebih lanjut dalam diagnosis dan terapi kanker, serta berkontribusi pada upaya global untuk meningkatkan kualitas hidup dan harapan hidup pasien kanker darah di seluruh dunia.

**DAFTAR PUSTAKA**

- [1] S. Arifah and A. Patoomwan, "The Issues Related to Children with Leukemia in Indonesia: An Integrative Review," *Jurnal Berita Ilmu Keperawatan*, vol. 16, no. 2, pp. 252–268, 2023.
- [2] A. V. Ikechukwu and S. Murali, "i-Net: a deep CNN model for white blood cancer segmentation and classification," *International Journal of Advanced Technology and Engineering Exploration*, vol. 9, no. 95, pp. 1448–1464, Oct. 2022, doi: 10.19101/IJATEE.2021.875564.
- [3] W. Rahman, M. G. G. Faruque, K. Roksana, A. H. M. S. Sadi, M. M. Rahman, and M. M. Azad, "Multiclass blood cancer classification using deep CNN with optimized features," *Array*, vol. 18, pp. 1–23, Jul. 2023, doi: 10.1016/j.array.2023.100292.
- [4] E. Y. Abbasi *et al.*, "A machine learning and deep learning-based integrated multi-omics technique for leukemia prediction," *Heliyon*, vol. 10, no. 3, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25369.
- [5] S. Mattapalli, R. Athavale, T. Jefferson, and H. School, "ALLNet: A Hybrid Convolutional Neural Network to Improve Diagnosis of Acute Lymphocytic Leukemia (ALL) in White Blood Cells," 2022.
- [6] D. Kumar *et al.*, "Automatic Detection of White Blood Cancer from Bone Marrow Microscopic Images Using Convolutional Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 142521–142531, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3012292.
- [7] A. T. Kopylov *et al.*, "Convolutional neural network in proteomics and metabolomics for determination of comorbidity between cancer and schizophrenia," *J Biomed Inform*, vol. 122, Oct. 2021, doi: 10.1016/j.jbi.2021.103890.
- [8] H. Sung *et al.*, "Global Cancer Statistics 2020: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries," *CA Cancer J Clin*, vol. 71, no. 3, pp. 209–249, May 2021, doi: 10.3322/caac.21660.
- [9] S. Rajappa, M. Singh, R. Uehara, S. E. Schachterle, and S. Setia, "Cancer incidence and mortality trends in Asia based on regions and human development index levels: an analyses from GLOBOCAN 2020," *Curr Med Res Opin*, vol. 39, no. 8, pp. 1127–1137, 2023, doi: 10.1080/03007995.2023.2231761.
- [10] B. S. Chhikara and K. Parang, "Chemical Biology LETTERS Global Cancer Statistics 2022: the trends projection analysis," 2023. [Online]. Available: <https://pubs.thesciencein.org/cbl>
- [11] C. Panuzzo, A. Jovanovski, M. S. Ali, D. Cilloni, and B. Pergolizzi, "Revealing the Mysteries of Acute Myeloid Leukemia: From Quantitative PCR through Next-Generation Sequencing and Systemic Metabolomic Profiling," *Journal of Clinical Medicine*, vol. 11, no. 3, MDPI, pp. 1–13, Feb. 01, 2022. doi: 10.3390/jcm11030483.
- [12] K. Dunphy, P. Dowling, D. Bazou, and P. O’Gorman, "Current methods of post-translational modification analysis and their applications in blood cancers," *Cancers*, vol. 13, no. 8, MDPI, Apr. 02, 2021. doi: 10.3390/cancers13081930.
- [13] S. Leotta *et al.*, "Prevention and Treatment of Acute Myeloid Leukemia Relapse after Hematopoietic Stem Cell Transplantation: The State of the Art and Future Perspectives," *Journal of Clinical Medicine*, vol. 11, no. 1, MDPI, Jan. 01, 2022. doi: 10.3390/jcm11010253.
- [14] D. Garniasih, S. Susanah, Y. Sribudiani, and D. Hilmanto, "The incidence and mortality of childhood acute lymphoblastic leukemia in Indonesia: A systematic review and meta-analysis," *PLoS One*, vol. 17, no. 6, pp. 1–13, Jun. 2022, doi: 10.1371/journal.pone.0269706.
- [15] N. M. Sari *et al.*, "Monitoring Of High-Dose Methotrexate (Mtx)-Related Toxicity and Mtx Levels in Children with Acute Lymphoblastic Leukemia: A Pilot-Study in Indonesia," *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, vol. 22, no. 7, pp. 2025–2031, Jul. 2021, doi: 10.31557/APJCP.2021.22.7.2025.

- [16] D. Guna *et al.*, “HUBUNGAN PERAWATAN PALIATIF DENGAN KUALITAS HIDUP ANAK LEUKEMIA:LITERATURE REVIEW NASKAH PUBLIKASI,” 2022.
- [17] L. Agnello *et al.*, “The value of a complete blood count (Cbc) for sepsis diagnosis and prognosis,” *Diagnostics*, vol. 11, no. 10. Multidisciplinary Digital Publishing Institute (MDPI), Oct. 01, 2021. doi: 10.3390/diagnostics11101881.
- [18] K. Foucar *et al.*, “Guide to the Diagnosis of Myeloid Neoplasms: A Bone Marrow Pathology Group Approach,” *Am J Clin Pathol*, vol. 160, no. 4, pp. 365–393, Oct. 2023, doi: 10.1093/ajcp/aqad069.
- [19] V. Lestringant, H. Guermouche-Flament, M. Jimenez-Pocquet, J. B. Gaillard, and D. Penther, “Cytogenetics in the management of hematological malignancies: An overview of alternative technologies for cytogenetic characterization,” *Curr Res Transl Med*, vol. 72, no. 3, Sep. 2024, doi: 10.1016/j.retram.2024.103440.
- [20] G. Riva *et al.*, “Multiparametric flow cytometry for MRD monitoring in hematologic malignancies: Clinical applications and new challenges,” *Cancers (Basel)*, vol. 13, no. 18, Sep. 2021, doi: 10.3390/cancers13184582.
- [21] A. Upreti, “Convolutional Neural Network (CNN). A Comprehensive Overview,” 2022, doi: 10.20944/preprints202208.0313.v3.
- [22] G. Shamaï, R. Schley, Y. Binenbaum, R. Kimmel, and R. Elhasid, “Prediction of Initial Risk Group, B/T Subtype, and ETV6-RUNX1 Translocation in Pediatric Acute Lymphoblastic Leukemia By Deep Convolutional Neural Network Analysis of Giemsa-Stained Whole Slide Images,” *Blood*, vol. 140, no. Supplement 1, pp. 1911–1912, Nov. 2022, doi: 10.1182/blood-2022-157043.
- [23] E. Y. Abbasi *et al.*, “A machine learning and deep learning-based integrated multi-omics technique for leukemia prediction,” *Heliyon*, vol. 10, no. 3, Feb. 2024, doi: 10.1016/j.heliyon.2024.e25369.
- [24] J. Kockwelp *et al.*, “Deep learning predicts therapy-relevant genetics in acute myeloid leukemia from Pappenheim-stained bone marrow smears,” *Blood Adv*, vol. 8, no. 1, pp. 70–79, Jan. 2024, doi: 10.1182/bloodadvances.2023011076.
- [25] C. Mondal *et al.*, “Ensemble of Convolutional Neural Networks to diagnose Acute Lymphoblastic Leukemia from microscopic images,” *Inform Med Unlocked*, vol. 27, Jan. 2021, doi: 10.1016/j.imu.2021.100794.
- [26] SHEIKH SADI BANDAN, “Leukemia Disease,” kaggle. Accessed: Jul. 15, 2024. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/datasets/sheikhsadibandan/leukemia-disease/data>
- [27] R. Az-Zahradin Putri and D. Fitriati, “Implementasi Metode Convolutional Neural Network Dan Ekstraksi GLCM Pada Klasifikasi Kanker Paru,” *Semrestek 2022*, pp. 1–10, 2022