



KLASIFIKASI CITRA DAUN TANAMAN HERBAL UNTUK PENYAKIT KANKER-DIABETES-HIPERTENSI MENGGUNAKAN MODEL XCEPTION

Miftah Faozi¹⁾, Supatman²⁾

^{1,2}Program Studi Informatika, Universitas Mercu Buana Yogyakarta

Corresponding Author: ¹ 211110012@student.mercubuana-yogya.ac.id, ² supatman@mercubuana-yogya.ac.id

Article Info

Article history:

Received: Mei 15, 2025

Revised: Juni 15, 2025

Accepted: Juni 26, 2025

Published: Juni 26, 2025

Keywords:

Citra Digital, Klasifikasi Pengobatan Herbal, CNN, Transfer Learning, Xception

ABSTRACT

Tanaman herbal telah lama dimanfaatkan sebagai sumber pengobatan tradisional di berbagai budaya, termasuk di Indonesia yang kaya akan keanekaragaman hayati. Kesamaan morfologi antar jenis daun herbal seringkali menyulitkan mengenali secara visual, terutama bagi masyarakat umum yang tidak memiliki latar belakang botani. Pemanfaatan teknologi pengolahan citra dan pembelajaran mendalam untuk klasifikasi tanaman herbal memiliki peran penting dalam mendukung konservasi dan pemanfaatan sumber daya alam. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan klasifikasi otomatis daun herbal menggunakan pendekatan transfer learning dengan model Xception. Tahapan penelitian meliputi akuisi citra daun tanaman herbal, preprocessing citra, pelatihan model Xception, dan pengujian. Citra daun herbal yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 600 citra daun Cincau, Kemangi, Seledri, Jambu Biji, Pepaya, dan Blimbing Wuluh dari data primer dan sekunder. Model dilatih menggunakan optimizer Adamax dengan ukuran citra 128x128 piksel dan dievaluasi berdasarkan akurasi, precision, recall, dan f1-score. Hasil pengujian diperoleh kinerja mencapai akurasi 98,33%, presisi 99%, recall 98%, dan f1-score 98%. Temuan ini, menunjukkan bahwa model Xception yang mampu mengklasifikasikan 3 kelompok tanaman untuk pengobatan herbal dan masing-masing kelompok terdiri dari 2 jenis tanaman dengan unjukkerja yang sangat tinggi. Model ini dapat diimplementasikan sebagai bagian dari sistem pendukung keputusan dalam bidang farmasi dan konservasi tanaman obat.



This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY SA 4.0)

1. INTRODUCTION

Penyakit tidak menular (PTM) seperti diabetes melitus, hipertensi, dan kanker merupakan penyebab utama morbiditas dan mortalitas di seluruh dunia, termasuk di Indonesia. Diabetes melitus, yang ditandai oleh kadar glukosa darah tinggi secara kronis, telah menjangkiti lebih dari 16 juta penduduk Indonesia [1]. Hipertensi, dikenal sebagai silent killer, juga berkontribusi terhadap komplikasi serius seperti stroke dan penyakit jantung koroner [2], [3]. Sementara itu, kanker tetap menjadi penyebab kematian tertinggi kedua di dunia, dengan kanker payudara dan prostat sebagai dua jenis yang paling banyak menyerang populasi [4], [5].

Dalam menghadapi tantangan tersebut, masyarakat dan ilmuwan mulai melirik tanaman herbal tradisional sebagai alternatif atau pelengkap pengobatan modern, mengingat efek samping obat farmakologis yang sering kali tidak diinginkan. Penelitian menunjukkan bahwa daun jambu biji memiliki efek signifikan dalam menurunkan kadar

glukosa darah [1], [6]. Sementara cincau hitam juga mengandung flavonoid dan alkaloid yang mampu menurunkan glukosa darah secara efektif [7], [8].

Untuk hipertensi, tanaman seperti daun seledri dan kemangi telah diuji secara ilmiah dan terbukti menurunkan tekanan darah secara bermakna, baik secara individu maupun dalam bentuk jelly [2], [9]. Aktivitas penyuluhan dan penanaman tanaman obat keluarga (TOGA) pun telah digalakkan untuk memperkuat pemanfaatan lokal dalam pengendalian hipertensi [10].

Sementara itu, dalam bidang onkologi, senyawa bioaktif dari daun belimbing wuluh dan daun pepaya menunjukkan aktivitas antikanker pada berbagai jenis sel kanker, termasuk kanker payudara dan prostat. Studi in silico dan in vitro menunjukkan bahwa fraksi n-heksan daun pepaya memiliki aktivitas sitotoksik sangat kuat terhadap sel kanker prostat DU 145 [5], sedangkan senyawa dari daun belimbing wuluh menunjukkan afinitas ikatan yang baik terhadap reseptor kanker payudara [4], [11]. Pengembangan e-

modul bioinformatika juga telah dilakukan untuk memprediksi interaksi senyawa aktif daun pepaya sebagai kandidat obat kanker paru-paru [12].

Tanaman herbal telah lama dimanfaatkan sebagai sumber pengobatan tradisional di berbagai budaya, termasuk di Indonesia yang kaya akan keanekaragaman hayati [13]. Daun, sebagai salah satu bagian utama tanaman herbal, sering digunakan dalam berbagai ramuan obat karena kandungan senyawa aktifnya. Kesamaan morfologi antar jenis daun herbal seringkali menyulitkan mengenali secara visual, terutama bagi masyarakat umum yang tidak memiliki latar belakang botani [14]. Kesalahan dalam identifikasi dapat berakibat pada penggunaan tanaman yang tidak tepat, yang berpotensi membahayakan kesehatan.

Seiring dengan perkembangan teknologi, pendekatan berbasis pengolahan citra digital dan pembelajaran mesin telah diterapkan untuk mengatasi tantangan dalam klasifikasi daun herbal. Metode Convolutional Neural Network (CNN) telah menunjukkan kinerja yang menjanjikan dalam tugas-tugas klasifikasi citra. Sebagai contoh, [15] berhasil mengklasifikasikan empat jenis daun herbal dengan akurasi 96,2% menggunakan model VGG16 melalui transfer learning. Demikian pula, [16] bahwa CNN, baik tanpa ekstraksi fitur maupun dengan kombinasi ekstraksi fitur HSV, mencapai akurasi sebesar 98% dalam skenario pencahayaan terang dan gelap.

Selain CNN, berbagai metode lain telah digunakan dalam klasifikasi daun herbal. [17] menggabungkan Fourier Descriptor dengan Naïve Bayes dan CNN, mencapai akurasi hingga 100% dalam kondisi pencahayaan terang. [18] menggunakan Backpropagation Neural Network (BNN) dengan ekstraksi ciri bentuk, memperoleh akurasi sebesar 88,75%. Metode K-Nearest Neighbor (KNN) juga telah diterapkan, seperti yang dilakukan oleh [19], yang mencapai akurasi 97,5% dalam klasifikasi lima jenis daun herbal di Sulawesi Tenggara.

Berbagai studi menunjukkan bahwa pemanfaatan teknologi pengolahan citra dan pembelajaran mesin untuk klasifikasi tanaman herbal semakin meningkat. [20] menekankan pentingnya teknik segmentasi serta ekstraksi fitur warna dan bentuk dalam proses klasifikasi digital. Namun, pendekatan ini masih mengandalkan fitur statistik sederhana yang bersifat manual. Sebagai respons terhadap keterbatasan tersebut, algoritma pembelajaran mesin seperti KNN dan Naïve Bayes mulai diterapkan, tetapi kinerjanya cenderung menurun saat menghadapi dataset yang kompleks atau kondisi pencahayaan yang bervariasi [17], [19], [21].

Model pembelajaran mendalam seperti CNN kemudian menjadi alternatif unggul karena kemampuannya mengekstraksi fitur citra secara otomatis dan representatif. [22] menunjukkan bahwa CNN menghasilkan akurasi lebih tinggi dibanding metode berbasis fitur manual, khususnya dalam

kondisi pencahayaan yang tidak ideal. [23] menerapkan model VGG16 yang telah dilatih pada ImageNet untuk klasifikasi daun herbal lokal dan berhasil mencapai akurasi lebih dari 96%, mempercepat proses pelatihan dengan hasil yang tetap tinggi.

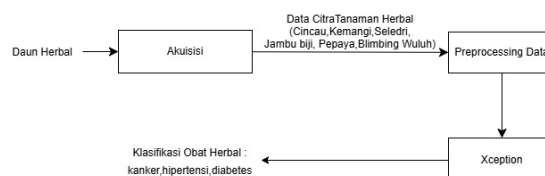
Meskipun demikian, sebagian besar studi menggunakan depth yang rendah seperti VGG16 dan belum banyak yang mengeksplorasi arsitektur CNN yang lebih mendalam seperti Xception. Xception, yang dikembangkan oleh [13], menggabungkan keunggulan Inception dengan efisiensi *depthwise separable convolution*, memungkinkan ekstraksi fitur lebih mendalam dengan kompleksitas komputasi yang lebih rendah. [25] menunjukkan potensi Xception dalam klasifikasi citra daun tanaman hortikultura, namun belum ada studi yang secara spesifik menguji efektivitasnya pada daun tanaman herbal yang memiliki kemiripan visual sangat tinggi antar kelas.

Selain itu, sebagian besar studi tidak secara mengevaluasi performa model dalam kondisi yang bervariasi. Dalam konteks lain, seperti pendeteksian hama pada tanaman caisim, penggunaan CNN juga menunjukkan peningkatan performa signifikan tergantung arsitektur dan parameter pelatihan. [26] menunjukkan bahwa eksperimen CNN pada 1.000 gambar tanaman caisim mencapai akurasi terbaik sebesar 92% dan F1-score 0,92 setelah tiga kali eksperimen, menggambarkan pentingnya pemilihan arsitektur dan konfigurasi model.

Tujuan dari penelitian ini adalah untuk melakukan klasifikasi citra daun tanaman herbal menggunakan pendekatan transfer learning dengan model CNN Xception. Penelitian ini difokuskan pada enam jenis tanaman herbal, yaitu Cincau, Kemangi, Seledri, Jambu Biji, dan Pepaya, yang digunakan dalam pengobatan tradisional. Dataset yang digunakan merupakan dataset lokal yang telah diaugmentasi untuk meningkatkan keragaman data dan ketahanan model terhadap variasi citra. Model Xception digunakan sebagai arsitektur utama dalam proses klasifikasi untuk mengevaluasi keakuratan pengenalan citra daun.

2. MATERIALS AND METHODS

Metode penelitian ini mengadopsi pengolahan citra digital dan klasifikasi menggunakan deep learning berbasis transfer learning yaitu model Xception. Adapun prosedur yang ditempuh dalam penelitian ini meliputi beberapa langkah yang ditunjukkan sesuai Gambar 1.



Gambar 1. Diagram blok penelitian klasifikasi tanaman herbal.

2.1 Akuisisi

Pada tahap ini, pengambilan citra digunakan untuk mengumpulkan data dan mengklasifikasikannya. Citra rempah diambil menggunakan kamera smartphone Iphone 11 Pro dengan spesifikasi kamera 12 megapiksel. Citra diambil pada jarak ± 5 cm dengan orientasi potret. Sumber citra diperoleh dari kebun tanaman herbal dan internet. Total sebanyak 600 gambar berhasil dikumpulkan, yang terbagi merata ke dalam enam kelas citra daun herbal, masing-masing berjumlah 100 gambar yaitu Cincau, Kemangi, Seledri, Jambu Biji, Pepaya, dan Blimbing Wuluh.



Gambar 1. Citra daun herbal

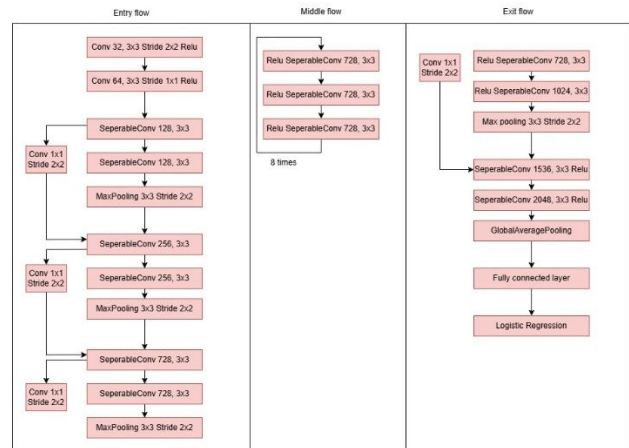
2.2 Preprocessing Data

Pada tahap preprocessing, data yang telah diperoleh dari proses akuisisi dipersiapkan melalui serangkaian langkah seperti pembagian dataset, penyesuaian ukuran citra, dan augmentasi, guna memastikan kualitas data yang optimal untuk pelatihan model.

Dataset yang terdiri dari 600 citra daun herbal dibagi ke dalam tiga subset dengan rasio 80:10:10 untuk data pelatihan, validasi, dan pengujian. Pembagian data dilakukan menggunakan metode train test split dengan pengacakan data serta penetapan parameter random state untuk memperoleh pembagian data yang stabil. Seluruh citra dalam dataset daun herbal diubah ukurannya menjadi 128×128 piksel dengan tiga kanal warna (RGB) untuk menyesuaikan format input yang dibutuhkan oleh arsitektur CNN yang digunakan.

Selanjutnya, untuk meningkatkan keragaman data agar menghindari overfitting, diterapkan augmentasi meliputi Nilai intensitas piksel pada setiap citra dinormalisasi terlebih dahulu dengan melakukan rescaling ke dalam rentang $[0, 1]$, yaitu dengan membagi nilai piksel dengan 255, rotasi 30 derajat, distorsi sudut melalui shearing sebesar 10%, pembesaran skala 10%, serta pembalikan citra secara horizontal.

2.3 Klasifikasi Model Xception



Gambar 3. Model Arsitektur Xception

Gambar 3. Model Arsitektur Xception, yakni salah satu jenis dari jaringan *Convolutional Neural Network* yang mendukung proses klasifikasi citra. Arsitektur ini terdiri atas tiga komponen utama, yaitu Entry Flow, Middle Flow, dan Exit Flow, yang secara berurutan bertugas mengekstraksi serta menyusun representasi fitur dari citra masukan.

Pada tahap awal, yaitu Entry Flow, proses dimulai dengan dua lapisan konvolusi berukuran 3×3 yang dilengkapi fungsi aktivasi ReLU serta *stride* 2×2 untuk menurunkan resolusi spasial dari citra. Setelah itu, terdapat tiga blok berturut-turut, di mana masing-masing blok terdiri dari dua lapisan *Seperable Convolution* yang dilanjutkan dengan *MaxPooling* berukuran 3×3 . Agar transformasi fitur tetap konsisten antar blok, digunakan *shortcut connection* berupa konvolusi 1×1 untuk menyamakan dimensi keluaran dan masukan.

Selanjutnya, pada Middle Flow, struktur jaringan terdiri atas delapan blok. Masing-masing blok memuat tiga lapisan *Seperable Convolution* dengan aktivasi ReLU. Tahap ini dirancang untuk memperdalam proses ekstraksi fitur dengan mempertahankan kompleksitas komputasi pada tingkat yang stabil melalui penerapan konvolusi terpisah (*depthwise separable convolution*), yang membagi proses spasial dan channel-wise ke dalam dua tahap berbeda.

Proses dilanjutkan ke Exit Flow, dimulai dengan konvolusi 1×1 , diikuti oleh dua lapisan *Seperable Convolution* yang masing-masing memiliki 728 dan 1024 filter, serta satu lapisan *MaxPooling*. Kemudian, dua lapisan tambahan *Seperable Convolution* dengan 1536 dan 2048 filter diterapkan untuk menyempurnakan fitur yang telah terbentuk sebelumnya. Setelah proses ini selesai, dilakukan operasi lapisan tambahan yaitu *GlobalAveragePooling2D* guna meratakan fitur spasial menjadi vektor satu dimensi sebagai hasil akhir ekstraksi. Selanjutnya, ditambahkan lapisan *Dense(6, activation='softmax')* yang menghasilkan distribusi probabilitas atas enam kelas target yaitu Cincau, Kemangi, Seledri, Jambu Biji, Pepaya, dan Blimbing

Wuluh, sehingga model dapat mengklasifikasikan citra dengan tepat.

2.4 Evaluasi Model

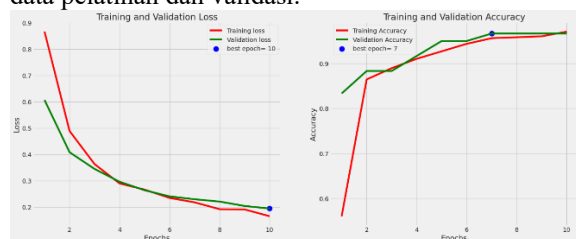
Untuk menilai kinerja model klasifikasi yang dikembangkan, digunakan confusion matrix sebagai metode evaluasi utama. Confusion matrix memberikan gambaran kuantitatif terhadap hasil klasifikasi model dengan membandingkan label prediksi dengan label sebenarnya. Matriks ini terdiri dari empat komponen utama, yaitu *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). *True positive* mengacu pada jumlah data yang benar-benar termasuk dalam kelas positif dan berhasil diprediksi dengan benar oleh model. Sebaliknya, *true negative* menunjukkan jumlah data dari kelas negatif yang juga berhasil diprediksi secara tepat. Sementara itu, *false positive* merujuk pada data yang seharusnya diklasifikasikan sebagai negatif, namun diprediksi sebagai positif. Adapun *false negative* adalah data yang sebenarnya merupakan kelas positif, namun secara keliru diklasifikasikan sebagai negatif [27].

Melalui analisis menggunakan confusion matrix, dapat dihitung sejumlah metrik evaluasi seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score, yang secara keseluruhan memberikan informasi mengenai model dalam mengenali pola data serta melakukan klasifikasi yang tepat.

3. RESULTS AND DISCUSSION

Total sebanyak 600 gambar berhasil dikumpulkan sebagai dataset penelitian, yang terbagi secara merata ke dalam tiga kelas citra pengobatan herbal, masing-masing sebanyak 200 gambar. Tiga kelas tersebut meliputi Obat Kanker (Daun Pepaya & Blimbing Wuluh), Obat Hipertensi (Daun Seledri & Kemangi) dan Obat Diabetes (Daun Jambu Biji & Cincau). Dataset ini selanjutnya dibagi ke dalam tiga subset dengan rasio 80:10:10 yang digunakan secara berurutan untuk proses pelatihan (training), validasi (validation), dan pengujian (testing).

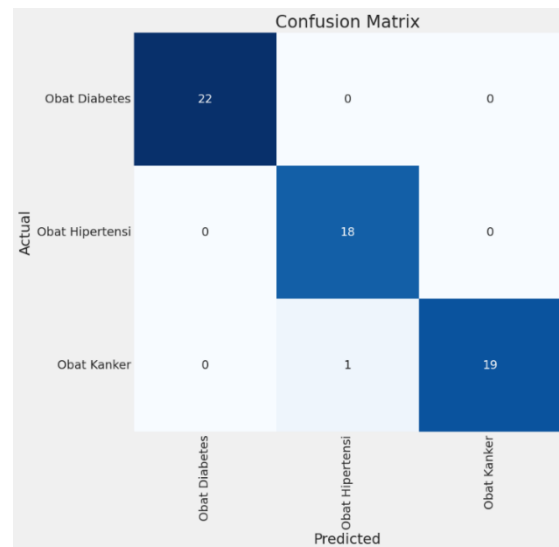
Pelatihan dilakukan selama 10 epoch dengan menggunakan learning rate awal sebesar 0.001. Gambar 4. menunjukkan grafik loss dan akurasi pada data pelatihan dan validasi.



Gambar 2. Grafik Training dan Validation Loss serta Accuracy

Berdasarkan Gambar 4, terlihat bahwa nilai *loss* pada data pelatihan menunjukkan penurunan yang konsisten dari epoch ke-1 hingga epoch ke-10. Hal ini

menandakan bahwa model berhasil belajar dari data latih dengan baik seiring bertambahnya jumlah epoch. Di sisi lain, *validation loss* mengalami penurunan yang signifikan pada awal pelatihan dan cenderung stabil mulai dari epoch ke-7 hingga epoch ke-10, yang mengindikasikan tidak terjadinya *overfitting*. Sementara itu, akurasi validasi terus meningkat dan mencapai nilai maksimum sebesar 0,9667 pada epoch ke-7, yang ditandai sebagai epoch terbaik dalam proses pelatihan. Stabilitas akurasi validasi dari epoch ke-7 hingga ke-10 mencerminkan generalisasi model yang baik terhadap data yang tidak dikenal.



Gambar 3. Confusion Matrix Klasifikasi Tanaman Herbal

Evaluasi lanjutan menggunakan confusion matrix seperti yang ditunjukkan pada Gambar 5 menggambarkan bahwa model klasifikasi mampu membedakan tiga kelas pengobatan herbal dengan sangat baik. Dari total 60 citra uji, sebanyak 59 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara satu citra dari kelas Obat Kanker (Daun Pepaya & Blimbing Wuluh) yang keliru diprediksi sebagai Obat Hipertensi. Seluruh citra dari kelas Obat Hipertensi (Daun Seledri & Kemangi) dan Obat Diabetes (Daun Jambu Biji & Cincau) berhasil diklasifikasikan dengan akurat tanpa kesalahan.

Classification Report:				
	precision	recall	f1-score	support
Obat Diabetes	1.00	1.00	1.00	22
Obat Hipertensi	0.95	1.00	0.97	18
Obat Kanker	1.00	0.95	0.97	20
accuracy			0.98	60
macro avg	0.98	0.98	0.98	60
weighted avg	0.98	0.98	0.98	60

Gambar 6. Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengujian pada Gambar 6, tingkat akurasi klasifikasi yang diperoleh mencapai 98,33%, presisi 98%, recall 98% , dan f1-score 98%

yang menunjukkan bahwa model memiliki performa yang sangat baik dalam mengenali pola visual dari masing-masing kategori penyakit. Tingkat kesalahan yang sangat rendah ini juga mengindikasikan bahwa arsitektur yang digunakan telah mampu mempelajari fitur-fitur penting pada citra daun herbal secara optimal dan menghasilkan prediksi yang konsisten.

4. CONCLUSION

Penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi citra daun herbal berbasis transfer learning menggunakan arsitektur Xception. Proses penelitian mencakup pengumpulan data, preprocessing, pelatihan, dan evaluasi model. Model menunjukkan performa tinggi dengan akurasi uji 98,33%, presisi 98%, recall 98%, dan f1-score 98%. Hasil confusion matrix memperlihatkan tingkat kesalahan klasifikasi yang sangat rendah, satu dari 60 citra uji. Kurva training dan validation loss yang stabil menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting.

Temuan ini menunjukkan bahwa arsitektur Xception efektif dalam mengenali citra daun herbal, meskipun dengan jumlah data yang terbatas. Untuk pengembangan ke depan, disarankan perluasan dataset serta integrasi ke dalam aplikasi berbasis mobile atau web, dan eksplorasi model deep learning lain seperti EfficientNet atau Vision Transformer sebagai perbandingan performa.

ACKNOWLEDGEMENTS

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada Universitas Mercu Buana Yogyakarta atas dukungan dan kesempatan yang diberikan dalam pelaksanaan penelitian ini. Ucapan terima kasih juga disampaikan kepada dosen pembimbing dan seluruh pengajar yang telah memberikan arahan, masukan, serta motivasi selama proses penyusunan karya ilmiah ini.

REFERENCES

- [1] M. Melviani *et al.*, "Edukasi Dan Praktek Pembuatan Herbal Daun Salam Dan Daun Jambu Biji Untuk Penyakit Diabetes Melitus Di Komplek Palapan Permai Rt.15 (Education and Practice of Making Herbal Salam Leaves and Guava Leaves for Diabetes Mellitus in Palapan Permai Settlement Rt.15)," *Indones. Berdaya*, vol. 6, no. 2, pp. 519–526, Apr. 2025, doi: 10.47679/ib.20251109.
- [2] A. Y. P. Sari, L. Safitri, D. P. Nurhaliza, U. W. Ningrum, S. C. Laia, and V. D. Putri, "EFEKTIVITAS JELLY KEMANGI DALAM MENURUNKAN TEKANAN DARAH PASIEN HIPERTENSI," vol. 12, no. 4, 2022.
- [3] W. Lazdia, W. A. Rahma, A. S. Lubis, and T. Sulastri, "PENGARUH REBUSAN DAUN SELEDRI UNTUK MENURUNKAN TEKANAN DARAH PADA PENDERITA HIPERTENSI," vol. 1, 2020.
- [4] S. Amin, M. F. M. Zidane, and M. Fathurrochman, "Studi Komputasi Potensi Anti-Kanker Payudara dari Senyawa Bioaktif Daun Belimbing Wuluh," vol. 4, 2024.
- [5] Hesti Renggana, Asman Sadino, Risa Susanti, Rahmi, and D. Sujana, "SITOTOKSISITAS EKSTRAK ETANOL DAN FRAKSI-FRAKSI DAUN PEPAYA (*Carica papaya* L.) TERHADAP SEL KANKER PROSTAT DU 145 DENGAN METODE MTT ASSAY: CYTOTOXICITY OF ETHANOL EXTRACT AND FRACTION PAPAYA LEAF (*Carica papaya* L.) ON PROSTATE CANCER CELLS DU 145 USING MTT ASSAY METHOD," *Med. Sains J. Ilm. Kefarmasian*, vol. 7, no. 2, pp. 119–128, May 2022, doi: 10.37874/ms.v7i2.346.
- [6] K. Buheli and R. Ratna, "PEMBERIAN AIR REBUSAN DAUN JAMBU BIJI TERHADAP KADAR GLUKOSA DARAH PENDERITA DIABETES MELITUS," *Jambura Health Sport J.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, Feb. 2021, doi: 10.37311/jhsj.v3i1.9873.
- [7] M. A. I. Romadon, "UJI EFEKTIVITAS SERBUK EFFERVESCENT DAUN CINCAU HITAM (*Mesona palustris* BL.) TERHADAP PENURUNAN KADAR GLUKOSA DARAH PADA MENCIT PUTIH SWISS WEBSTER," Sarjana, UNIVERSITAS BAKTI TUNAS HUSADA TASIKMALAYA, 2024. Accessed: Jun. 20, 2025. [Online]. Available: <https://repository.universitas-bth.ac.id/3672/>
- [8] S. Farm *et al.*, "PENYULUHAN DAUN CINCAU SEBAGAI OBAT DIABETES MELITUS PADA LANSIA DI POSYANDU LANSIA PUKESMAS PB SELAYANG II," vol. 3, 2022.
- [9] N. P. Handono, "PENGARUH PEMBERIAN AIR REBUSAN DAUN SELEDRI TERHADAP PENURUNAN TEKANAN DARAH PADA PENDERITA HIPERTENSI GRADE 2 DI DESA LEBAK PRACIMANTORO," *J. Keperawatan GSH*, vol. 13, no. 1, Art. no. 1, Jan. 2024, doi: 10.56840/jkgsh.v13i1.124.
- [10] H. Haikal and A. H. Kusumawati, "Penyuluhan dan Penanaman Tanam Toga untuk Mengatasi Masalah Kesehatan Hipertensi di Kelurahan Kalibanteng Kidul Semarang Barat," *J. Abdi Masy. Indones.*, vol. 4, no. 3, pp. 713–716, May 2024, doi: 10.54082/jamsi.1189.
- [11] M. F. M. Zidane, "Virtual Skrining Senyawa Daun Belimbing Wuluh (*Averrhoa bilimbi* L.) pada Reseptor Kanker Payudara," Sarjana, UNIVERSITAS BAKTI TUNAS HUSADA, 2024. Accessed: Jun. 20, 2025. [Online]. Available: <https://repository.universitas-bth.ac.id/4205/>
- [12] A. R. Syita, I. Shofiyah, Y. E. Putri, and Moh. R. Afnani, "Pengembangan E-Modul Bioinformatika Berbasis Program Based Learning (PBL) Tentang Prediksi Interaksi Senyawa Aktif Daun Pepaya Sebagai Kandidat Obat Kanker Paru-Paru," *Otus Educ. J. Biol. Dan Pendidik. Biol.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–12, Apr. 2025, doi: 10.62588/otusedu.2025.v3i1.0243.
- [13] I. P. Sari, A. R. Hidayati, and H. Muliasari, "Perbandingan Aktivitas Antioksidan Infusa Simplisia Segar dan Simplisia Kering Daun Buni (*Antidesma bunius* L. Spreng) dengan Metode DPPH: Comparison of Antioxidant Activity of Infused from Fresh Simplicia and Dried Simplicia of Buni Leaves (*Antidesma bunius* L. Spreng) with DPPH Method," *J. Sains Dan Kesehat.*, vol. 5, no. 5, Art. no. 5, 2023, doi: 10.30872/jsk.v5i5.439.
- [14] N. Kasim, Muh. B. Fadilah, W. A. Hidayat, and R. A. Saputra, "Klasifikasi Jenis Tanaman Herbal Berdasarkan Citra Menggunakan Metode Convolution Neural Network (CNN)," *J. Tekno Kompak*, vol. 19, no. 1, p. 64, Oct. 2024, doi: 10.33365/jtk.v19i1.4536.
- [15] M. H. Ahmad, F. M. Hana, T. G. Pratama, and H. Aulida, "KLASIFIKASI EMPAT JENIS DAUN HERBAL MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK".
- [16] Alfitriana Riska, Purnawansyah, H. Darwis, and W. Astuti, "Studi Perbandingan Kombinasi GMI, HSV, KNN, dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal," *Indones. J. Comput. Sci.*, vol. 12, no. 3, Jun. 2023, doi: 10.33022/ijcs.v12i3.3210.
- [17] S. P. Backar, P. Purnawansyah, H. Darwis, and W. Astuti, "Hybrid Fourier Descriptor Naïve Bayes dan CNN pada Klasifikasi Daun Herbal," *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 8, no. 2, pp. 126–133, Jun. 2023, doi: 10.30591/jpit.v8i2.5186.

- [18] A. Herdiansah, R. I. Borman, D. Nurnaningsih, A. A. J. Sinlae, and R. R. Al Hakim, "Klasifikasi Citra Daun Herbal Dengan Menggunakan Backpropagation Neural Networks Berdasarkan Ekstraksi Ciri Bentuk," *JURIKOM J. Ris. Komput.*, vol. 9, no. 2, p. 388, Apr. 2022, doi: 10.30865/jurikom.v9i2.4066.
- [19] Isman, Andani Ahmad, and Abdul Latief, "Perbandingan Metode KNN Dan LBPH Pada Klasifikasi Daun Herbal," *J. RESTI Rekayasa Sist. Dan Teknol. Inf.*, vol. 5, no. 3, pp. 557–564, Jun. 2021, doi: 10.29207/resti.v5i3.3006.
- [20] P. R. Prayoga, P. Purnawansyah, T. Hasanuddin, and H. Darwis, "Klasifikasi Daun Herbal Menggunakan K-Nearest Neighbor dan Support Vector Machine dengan Fitur Fourier Descriptor," *Edumatic J. Pendidik. Inform.*, vol. 7, no. 1, pp. 160–168, Jun. 2023, doi: 10.29408/edumatic.v7i1.17521.
- [21] F. Liantoni and H. Nugroho, "KLASIFIKASI DAUN HERBAL MENGGUNAKAN METODE NAÏVE BAYES CLASSIFIER DAN K- NEAREST NEIGHBOR," vol. 5, no. 1, 2015.
- [22] G. Honestya, M. Sajida, and A. Ramadhanu, "Klasifikasi Jenis Daun Herbal Menggunakan Metode Logistic Regression dan Decision Tree Classifier Berdasarkan Fitur (Warna dan Bentuk)," *J. Inf. Syst. Educ. Dev.*, vol. 2, no. 1, pp. 52–55, Feb. 2024, doi: 10.62386/jised.v2i1.59.
- [23] M. Meiriyama, S. Devella, and S. M. Adelfi, "Klasifikasi Daun Herbal Berdasarkan Fitur Bentuk dan Tekstur Menggunakan KNN | JATISI (Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi)," Sep. 2022, Accessed: Apr. 18, 2025. [Online]. Available: <https://jurnal.mdp.ac.id/index.php/jatisi/article/view/2974>
- [24] H. Hu, S. Li, J. Huang, B. Liu, and C. Che, "Casting Product Image Data for Quality Inspection with Xception and Data Augmentation," *J. Theory Pract. Eng. Sci.*, vol. 3, no. 10, pp. 42–46, Oct. 2023, doi: 10.53469/jtpes.2023.03(10).06.
- [25] D. P. Pamungkas and M. F. Amrulloh, "ANALISIS HASIL KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN BAWANG MERAH MENGGUNAKAN CNN ARSITEKTUR EXCEPTION," *JIPi J. Ilm. Penelit. Dan Pembelajaran Inform.*, vol. 10, no. 1, pp. 359–366, Jan. 2025, doi: 10.29100/jipi.v10i1.5875.
- [26] C. L. Nazalia, P. Palupiningsih, B. Prayitno, and Y. S. Purwanto, "Implementation of Convolutional Neural Network Algorithm to Pest Detection in Caisim," in *2023 International Conference on Computer Science, Information Technology and Engineering (ICCoSITE)*, Jakarta, Indonesia: IEEE, Feb. 2023, pp. 609–614. doi: 10.1109/ICCoSITE57641.2023.10127792.
- [27] Q. A. Fitroh and Shofwatul 'Uyun, "Deep Transfer Learning untuk Meningkatkan Akurasi Klasifikasi pada Citra Dermoskopi Kanker Kulit," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf.*, vol. 12, no. 2, Art. no. 2, May 2023, doi: 10.22146/jnteti.v12i2.6502.