
IMPLEMENTASI METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK MENDETEKSI JENIS TANAMAN HERBAL

Deana Nurul Khaeva¹⁾, Choirul Basir²⁾

^{1,2)}Prodi Matematika, Fakultas MIPA, Universitas Pamulang, Tangerang Selatan

Email : dosen02278@unpam.ac.id

Abstract

Herbal plants are valuable as natural therapeutic alternatives to chemicals, providing oxygen, food ingredients, medicines, and cosmetics. However, due to limited public knowledge about these plants, comprehensive documentation is essential. Utilizing technology, specifically digital image processing, it is possible to classify herbal plants by analyzing their leaves with the Convolutional Neural Network (CNN) method. CNN, a neural network designed for image classification, works by identifying features in herbal plant leaf images. The process involves convolution operations that break the image into "feature maps," each capturing specific details, followed by pooling operations for feature classification. The training phase uses labeled data to teach CNN to differentiate leaves from other objects. To ensure high accuracy and prevent overfitting in classifying herbal plant types, the Inception-V3 architecture is implemented. Inception-V3 is a sophisticated CNN architecture used for handling complex image datasets. This research was conducted using Python programming on Google Collaboratory. The classification method achieved a high accuracy rate of 98.51%, demonstrating its effectiveness. The result of this study is an accessible online machine learning model that can accurately detect and classify different types of herbal plants based on their leaves. This advancement in herbal plant classification can significantly aid in the documentation and broader understanding of medicinal plants, promoting their use and conservation.

Keywords: convolutional neural network (CNN), detect, herbal plant

Abstrak

Tanaman herbal memiliki nilai sebagai alternatif terapeutik alami terhadap bahan kimia, serta digunakan untuk penyediaan oksigen, bahan makanan, obat-obatan, dan kosmetik. Namun, karena pengetahuan masyarakat yang terbatas tentang tanaman ini, dokumentasi yang komprehensif sangat diperlukan. Dengan memanfaatkan teknologi, khususnya pengolahan citra digital, jenis tanaman herbal dapat diklasifikasikan melalui analisis daun menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN). CNN, jaringan saraf yang dirancang untuk klasifikasi gambar, bekerja dengan mengidentifikasi fitur pada gambar daun tanaman herbal. Proses ini melibatkan operasi konvolusi yang membagi gambar menjadi "feature maps", masing-masing menangkap detail spesifik, diikuti oleh operasi pooling untuk klasifikasi fitur. Tahap pelatihan menggunakan data berlabel untuk mengajarkan CNN membedakan daun dari objek lainnya. Untuk memastikan akurasi tinggi dan mencegah overfitting dalam klasifikasi jenis tanaman herbal, arsitektur Inception-V3 diterapkan. Inception-V3 adalah arsitektur CNN canggih yang digunakan untuk menangani dataset gambar yang kompleks. Penelitian ini dilakukan menggunakan bahasa pemrograman Python di Google Collaboratory. Metode klasifikasi ini mencapai tingkat akurasi tinggi sebesar 98,51%, menunjukkan keefektifannya. Hasil penelitian ini adalah model pembelajaran mesin yang dapat diakses secara online dan mampu mendeteksi serta mengklasifikasikan berbagai jenis tanaman herbal berdasarkan daunnya. Kemajuan dalam klasifikasi tanaman herbal ini dapat secara signifikan membantu dokumentasi dan pemahaman yang lebih luas tentang tanaman obat, mendorong penggunaannya dan pelestariannya.

Kata kunci: convolutional neural network (CNN), deteksi, tanaman herbal.

PENDAHULUAN

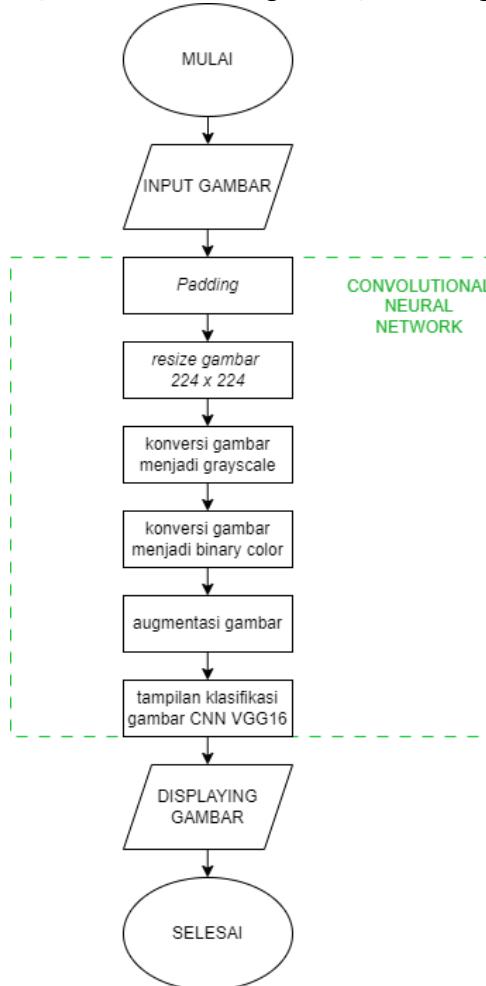
Indonesia, dengan kekayaan hayati yang melimpah, memiliki sekitar 25% dari total jenis tumbuhan di dunia, termasuk 40% tanaman endemik. Tanaman herbal menjadi bagian penting dari kekayaan alam Indonesia, meskipun pengetahuan masyarakat tentangnya masih terbatas. Banyak yang lebih memilih obat-obatan kimia meskipun Indonesia memiliki lebih dari 38.000 spesies tanaman, termasuk 2.039 tanaman herbal. Dokumentasi yang komprehensif tentang sifat-sifat obat

tanaman herbal sangat penting untuk memperluas pemahaman dan pemanfaatan tanaman ini (Kusmana & Hikmat, 2015).

Reaksi obat yang merugikan sering terjadi, mendorong banyak individu untuk beralih ke obat-obatan herbal. Alasan-alasan seperti kontrol dosis dan kenyamanan mental menjadi faktor utama. Identifikasi tanaman herbal dapat dilakukan melalui analisis citra daun menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan bahasa pemrograman Python. CNN merupakan pilihan tepat karena kemampuannya dalam mengklasifikasikan gambar dan ketersediaan pustaka yang mendukung. Dengan teknologi ini, diharapkan pendekripsi dan identifikasi jenis tanaman herbal menjadi lebih mudah dan akurat. Penelitian ini bertujuan untuk menginvestigasi implementasi CNN dalam mendekripsi jenis tanaman herbal, yang diharapkan dapat meningkatkan pemahaman dan pemanfaatan tanaman herbal serta memperluas penggunaan teknologi dalam konservasi sumber daya alam Indonesia.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini merupakan tahap awal pengembangan aplikasi berbasis Android menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mendekripsi jenis tanaman herbal. Data yang digunakan adalah data sekunder dari berbagai sumber dataset, termasuk <https://oar.scigaia.eu/record/352?ln=en>, yang terdiri dari 9 kelas daun dengan total 3222 gambar. Analisis kebutuhan sistem telah dilakukan untuk memastikan aplikasi memiliki fitur-fitur penting, seperti kemampuan mengelola database, melakukan training model, dan menghasilkan akurasi di atas 80%.

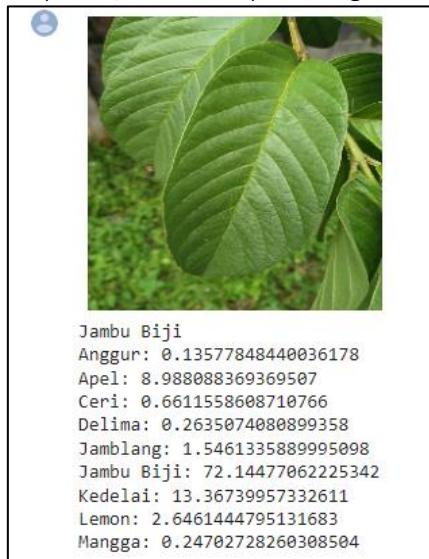


Gambar 1 Diagram Alir Uji Coba Training Convolutional

Tahapan analisis dimulai dengan pengumpulan dataset, yang merupakan langkah penting sebelum proses analisis dimulai. Desain arsitektur model dilakukan dengan menentukan kedalaman jaringan, susunan layer, dan pemilihan jenis layer. Setelah proses konvolusi dan pooling layer selesai, dilanjutkan dengan fully connected layer, yang menghasilkan output berupa prediksi dari data yang sudah diproses. Simulasi dan uji coba model dilakukan dalam dua tahap, yaitu uji coba training dan uji coba model. Uji coba training dilakukan untuk mendapatkan model jaringan berdasarkan data pelatihan dan analisis pola error. Harapannya, aplikasi ini dapat memberikan hasil yang akurat dalam mendeteksi jenis tanaman herbal, menjadi langkah awal dalam pemanfaatan teknologi untuk konservasi dan pemanfaatan sumber daya alam Indonesia.

HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Analisis menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dieksekusi melalui perintah evaluate pada Python, menyajikan evaluasi kinerja prediktif model. Dengan memanfaatkan arsitektur Inception-V3, tingkat akurasi mencapai 98,51%. Hasil prediksi gambar daun sebagai berikut;

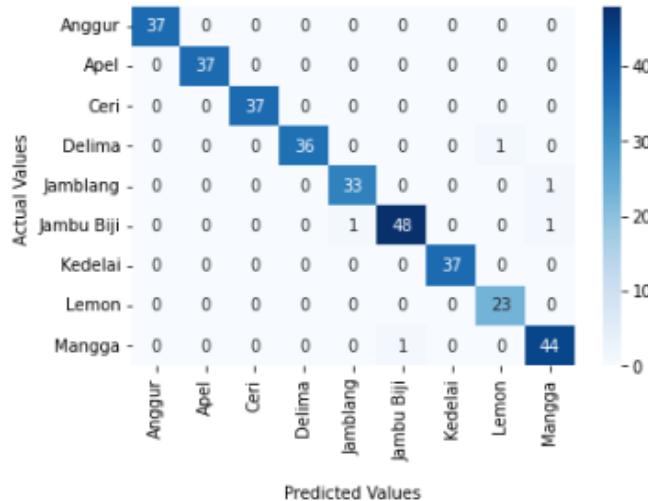


Gambar 2 Hasil Prediksi Gambar Daun Tanaman Herbal

anggur 0,13%, apel 8,9%, ceri 0,66%, delima 0,26%, jamblang 1,54%, jambu biji 72%, kedelai 13%, lemon 2,64% dan mangga 0,24%. Persentase peluang gambar daun yang paling tinggi dimiliki oleh jenis tanaman jambu biji. Sehingga hasil prediksi gambar tersebut adalah jenis tanaman jambu biji. Namun, sistem tidak dapat memprediksi gambar selain daun tanaman herbal, tanaman non-daun, dan daun yang rusak, dengan keterangan "False Predicted Image".

Penelitian ini mengenai klasifikasi jenis daun herbal menggunakan sembilan jenis tanaman: anggur, apel, ceri, delima, jamblang, jambu biji, kedelai, lemon, dan mangga. Data tersebut dipecah menjadi 450 sampel untuk setiap jenis daun, dengan dua pertiga sebagai data pelatihan dan sepertiga sebagai data pengujian. Pra-pemrosesan data dilakukan melalui teknik augmentation untuk meningkatkan jumlah sampel pelatihan dan mengurangi *overfitting*. Pemetaan ulang gambar dilakukan untuk memperkecil ukuran gambar dan mengurangi beban komputasi pada GPU. Proses pelatihan model CNN menunjukkan peningkatan akurasi dari 66,89% hingga 98,51% selama 20 epoch.

Confusion Matrix
Seaborn Confusion Matrix with labels



Gambar 3 *Confusion Matrix Hasil Prediksi*

Confusion matrix tersebut ditampilkan dalam bentuk tabel untuk mempermudah melihat kesesuaian antara prediksi dan actual.

Tabel 1 *Confusion Matrix Hasil Prediksi*

		Prediksi								
		K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7	K8	K9
Aktual	1	TP_K1	FP_K1							
	2	FP_K2	TP_K2	FP_K2						
	3	FP_K3	FP_K3	TP_K3	FP_K3	FP_K3	FP_K3	FP_K3	FP_K3	FP_K3
	4	FP_K4	FP_K4	FP_K4	TP_K4	FP_K4	FP_K4	FP_K4	FP_K4	FP_K4
	5	FP_K5	FP_K5	FP_K5	FP_K5	TP_K5	FP_K5	FP_K5	FP_K5	FP_K5
	6	FP_K6	FP_K6	FP_K6	FP_K6	FP_K6	TP_K6	FP_K6	FP_K6	FP_K6
	7	FP_K7	FP_K7	FP_K7	FP_K7	FP_K7	FP_K7	TP_K7	FP_K7	FP_K7
	8	FP_K8	FP_K8	FP_K8	FP_K8	FP_K8	FP_K8	FP_K8	TP_K8	FP_K8
	9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	FP_K9	TP_K9

Berdasarkan table 1, diketahui;

- $TP_K1=37$ dan $\sum FP_K1=0$
- $TP_K2=37$ dan $\sum FP_K2=0$
- $TP_K3=37$ dan $\sum FP_K3=0$
- $TP_K4=36$ dan $\sum FP_K4=1$
- $TP_K5=33$ dan $\sum FP_K5=1$

- $TP_K6=48$ dan $\sum FP_K6=2$
- $TP_K7=37$ dan $\sum FP_K7=0$
- $TP_K8=23$ dan $\sum FP_K8=0$
- $TP_K9=44$ dan $\sum FP_K9=1$

$$\begin{aligned} \text{Akurasi} &= \frac{\left(\sum_{i=1}^9 TP_K_i \right)}{\left(\sum_{i=1}^9 TP_K_i + \sum_{i=1}^9 FP_K_i \right)} \\ &= \frac{(37+37+37+36+33+48+37+23+44)}{(37+37+37+36+33+48+37+23+44)+(0+0+0+1+1+2+0+0+1)} \\ &= \frac{332}{337} \\ &= 0,9851 \\ &= 98,51\% \end{aligned}$$

Evaluasi dilakukan melalui *confusion matrix* untuk memeriksa kinerja model klasifikasi, dengan fokus pada nilai TP dan TN yang tinggi serta FP dan FN yang rendah. Hasil pengujian menunjukkan klasifikasi yang baik secara online, dengan prediksi yang sesuai dengan dataset pelatihan. Proses evaluasi dilakukan secara teliti terhadap setiap jenis daun yang diuji. *Confusion matrix* memberikan informasi lebih lanjut tentang keakuratan dan konsistensi model dalam mengklasifikasikan jenis daun. Dengan demikian, penelitian ini berhasil mengembangkan model klasifikasi CNN yang efektif dalam mengenali jenis daun herbal dengan tingkat akurasi yang tinggi. Hal ini dapat memiliki implikasi positif dalam bidang pertanian, farmasi, dan kesehatan, di mana identifikasi tanaman herbal secara cepat dan akurat sangat penting.

Pra-proses Data

Pra-proses data merupakan tahapan krusial dalam memudahkan analisis data dengan menyatukan format data dari berbagai sumber serta melakukan seleksi data. Dalam konteks ini, penulis menggunakan teknik data augmentation pada tahap preprocessing. Teknik ini bertujuan untuk memodifikasi data asli dengan efektif, terutama saat ketersediaan data latih terbatas untuk melatih model sebelumnya.

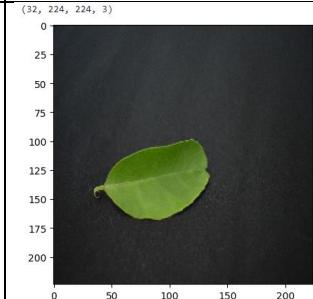
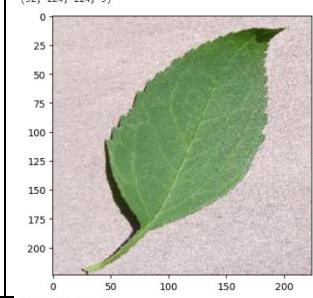
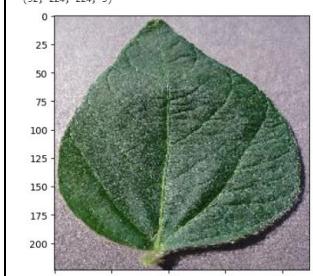
Dengan menerapkan modifikasi pada data latih, jumlah contoh pelatihan dapat ditingkatkan secara signifikan, bahkan hingga dua atau tiga kali lipat, menghasilkan model yang kuat. Peningkatan jumlah data juga membantu menyetel model untuk mengatasi masalah overfitting selama pelatihan. Data pelatihan yang berasal dari algoritme klasifikasi dibentuk untuk membentuk model klasifikasi, yang bertujuan merepresentasikan pengetahuan untuk memprediksi hasil dengan lebih baik.

Semakin besar jumlah data pelatihan, semakin baik pula pemahaman model terhadap daun tanaman. Data uji diciptakan untuk menguji kinerja model dalam mengklasifikasikan data. Perbandingan antara data latih dan data uji diilustrasikan dalam gambar. Total data yang digunakan berasal dari tujuh jenis rumput yang berbeda, dengan jumlah keseluruhan 3222, terbagi menjadi 2250 data latih dan 972 data uji. Data-data ini kemudian diproses menggunakan model Convolutional Neural Network (CNN) untuk analisis lebih lanjut.

Resize Gambar

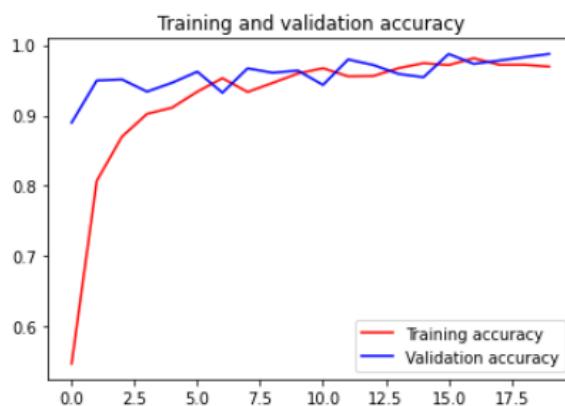
Tujuan pemetaan ulang gambar adalah untuk mengurangi proses komputasi pada *graphics processing unit* (GPU). Tabel 2 menunjukkan input asli, sebelum diubah ukurannya, yang akan digunakan dalam eksperimen, hasil pengubahan ukuran gambar, dengan ukuran 224×224 piksel.

Tabel 2 contoh gambar yang di-*resize*

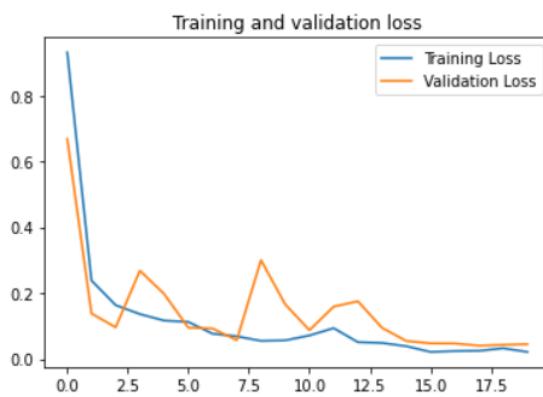
Jeni tanaman	Sebelum <i>resize</i>	Setelah <i>resize</i>
Daun lemon		 (32, 224, 224, 3)
Daun apel		 (32, 224, 224, 3)
Daun kedelai		 (32, 224, 224, 3)

Training Data

Data training sejumlah 2250 diproses menggunakan model CNN. Grafik 1 menggambarkan peningkatan akurasi dari *epoch* 1 hingga 20, dengan nilai mulai dari 66,89% hingga 99,51%. Rata-rata akurasi training, dihitung dari 20 *epoch*, mencapai 98,51%. Pemilihan jumlah *epoch* didasarkan pada percobaan berulang untuk menghindari *overfitting* dan *underfitting*.



Grafik 1 Akurasi dan Validasi Akurasi Data Training



Grafik 2 Training Loss dan Validation Loss

Grafik 2 menunjukkan bahwa nilai loss pada proses training dan validasi berada di bawah 30%. Semakin kecil nilai loss, semakin besar nilai akurasi, dipengaruhi oleh jumlah data pelatihan.

Testing Data

Testing data digunakan untuk memvalidasi hasil pelatihan model yang telah dilakukan. Proses ini melibatkan penggunaan model testing pada CNN untuk mengklasifikasikan daun herbal sesuai dengan dataset yang ada. Output dari pengujian ini mencakup prediksi jenis daun herbal yang diuji. Pengujian hanya dapat dilakukan secara daring dengan mengunggah gambar atau memasukkan tautan gambar untuk identifikasi langsung. Hasil pengujian secara online ditampilkan dengan prediksi yang sesuai dengan dataset pelatihan. Grafik 2 menunjukkan hasil pengujian secara daring yang menghasilkan prediksi yang akurat sesuai dengan jenis daun herbal yang diuji.

PENUTUP

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa, penerapan penelitian berdasarkan Klasifikasi Naive Bayes dengan jenis model prediktif dan termasuk kedalam supervised learning ini memiliki hasil prediksi berupa peluang jenis tanaman herbal dari gambar berformat .jpeg yang diunggah dari device atau live camera. Pembuatan Model Klasifikasi CNN menggunakan bahasa pemrograman Python dengan tambahan arsitektur Transfer Learning Inception-V3 dan penerapan secara online, menghasilkan akurasi terbaik sebesar 98,51%.

Jurnal SAINTEK Patompo

Publisher by Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Patompo

p-ISSN : 3021-7113

e-ISSN : 3025-082X

Vol. 2 No. 2 Agustus 2024

DAFTAR PUSTAKA

- Andriani, M., Putri, E. R., Fatta, A. K., Meriza, A. S., Sari, D. P., Anandita, N., Nolasari, R., Rizki, S. P., & Astari, W. (2021). Pemanfaatan Tanaman Obat Keluarga Jahe (*Zingiber Officinale*) Sebagai Pengganti Obat Kimia Di Dusun Tanjung Ale Desa Kemengking Dalam Kecamatan Taman Rajo. *Martabe : Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, 4(1), 14. <Https://Doi.Org/10.31604/Jpm.V4i1.14-19>
- Baştanlar, Y., & Ozuysal, M. (2014). Introduction To Machine Learning Second Edition. In *Methods In Molecular Biology (Clifton, N.J.)* (Vol. 1107). Https://Doi.Org/10.1007/978-1-62703-748-8_7
- Dundee, J. W. (1986). Adverse Reactions To Drugs. *Anaesthesia*, 41(9), 962–962. <Https://Doi.Org/10.1111/J.1365-2044.1986.Tb12927.X>
- Gonzalez, T. F. (2007). Handbook Of Approximation Algorithms And Metaheuristics. *Handbook Of Approximation Algorithms And Metaheuristics*, 1–1432. <Https://Doi.Org/10.1201/9781420010749>
- Harvey, R. L. (1994). *Neural Network Principles - Prentice Hall.Pdf*. PRENTICE HALL INTERNATIONAL, INC.
- Haryono, Khairul Anam, & Azmi Saleh. (2020). Autentikasi Daun Herbal Menggunakan Convolutional Neural Network Dan Raspberry Pi. *Jurnal Nasional Teknik Elektro Dan Teknologi Informasi*, 9(3), 278–286. <Https://Doi.Org/10.22146/V9i3.302>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2016). Deep Residual Learning For Image Recognition. *Proceedings Of The IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition, 2016-Decem*, 770–778. <Https://Doi.Org/10.1109/CVPR.2016.90>
- Hidayanto, F., & Ardi, D. S. (2015). Tanaman Herbal Sebagai Tanaman Hias Dan Tanaman Obat. *Jurnal Inovasi Dan Kewirausahaan*, 4(1), 1–4.
- Indrakumari, R., Poongodi, T., & Singh, K. (2021). Introduction To Deep Learning. In *EAI/Springer Innovations In Communication And Computing*. Https://Doi.Org/10.1007/978-3-030-66519-7_1
- Israldi, T., Haerani, E., Sanjaya, S., & Syafria, F. (2022). Klasifikasi American Sign Language Menggunakan Convolutional Neural Network. *Building Of Informatics, Technology And Science (BITS)*, 4(3), 1376–1385. <Https://Doi.Org/10.47065/Bits.V4i3.2570>
- Kusmana, C., & Hikmat, A. (2015). The Biodiversity Of Flora In Indonesia. *Journal Of Natural Resources And Environmental Management*, 5(2), 187–198. <Https://Doi.Org/10.19081/Jpsl.5.2.187>
- Mookdarsanit, L., Mookdarsanit, P., Rd, R., Chandrakasem, K., & Chatuchak, K. (2019). Suan Sunandha Science And Technology Journal Thai Herb Identification With Medicinal Properties Using Convolutional Neural Network. *Sst Journal*, 06(2), 34. <Https://Doi.Org/10.14456/Ssstj.2019.8>
- Pal, S. K., & Shukla, Y. (2003). Herbal Medicine: Current Status And The Future. *Asian Pacific Journal Of Cancer Prevention*, 4(4), 281–288.
- Pattanayak, S. (2017). Introduction To Deep-Learning Concepts And Tensorflow. In *Pro Deep Learning With Tensorflow*. Https://Doi.Org/10.1007/978-1-4842-3096-1_2
- Ririh, K. R., Laili, N., Wicaksono, A., & Tsurayya, S. (2020). Studi Komparasi Dan Analisis Swot Pada Implementasi Kecerdasan Buatan (Artificial Intelligence) Di Indonesia. *Jurnal Teknik Industri*, 15(2), 122–133. <Https://Ejournal.Undip.Ac.Id/Index.Php/Jgti/Article/View/29183>
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2015). Very Deep Convolutional Networks For Large-Scale Image Recognition. *3rd International Conference On Learning Representations, ICLR 2015 - Conference Track Proceedings*, 1–14.
- Soumyanath, A. (2005). Traditional Medicines For Modern Times. In *Traditional Medicines For Modern Times*. <Https://Doi.Org/10.1201/9781420019001>
- Sugiiyono. (2019). *Metode Penelitian Kuantitatif Kualitatif Dan R&D* (P. 444).
- Szegedy, C., Vanhoucke, V., Ioffe, S., Shlens, J., & Wojna, Z. (2016). Rethinking The Inception Architecture For Computer Vision. *Proceedings Of The IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition, 2016-Decem*, 2818–2826.

Jurnal SAINTEK Patompo

Publisher by Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Patompo

p-ISSN : 3021-7113

e-ISSN : 3025-082X

Vol. 2 No. 2 Agustus 2024

[Https://Doi.Org/10.1109/CVPR.2016.308](https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.308)

Turing, A. M. (1950). Computing Machinery And Intelligence Author (S): A . M . Turing Source : Mind , New Series , Vol . 59 , No . 236 (Oct ., 1950), Pp . 433-460 Published By : Oxford University Press On Behalf Of The Mind Association Stable URL : [Http://Www.Jstor.Org/Sta. Mind, 59\(236\), 433–460](http://www.jstor.org/sta.mind, 59(236), 433–460).

Verotta, L., Macchi, M. P., & Venkatasubramanian, P. (2015). Connecting Indian Wisdom And Western Science: Plant Usage For Nutrition And Health. In *Connecting Indian Wisdom And Western Science: Plant Usage For Nutrition And Health*. [Https://Doi.Org/10.1201/B18430](https://doi.org/10.1201/B18430)