Science and Education Journal
Vol 5 No 2 (2026)
E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Deteksi Jenis Penyakit Daun Tanaman Tomat Menggunakan Convolutional Neural Network Berbasis Citra Digital

Thiara Tri Funny Manguma[1], Emil Fatra[2],
[1] Informatika, Universitas Almarisah madani, thiaramanguma014@gmail.com
[2] Ilmu Komunikasi, Universitas Almarisah Madani, emil.fatra21@gmail.com

Abstrak

Identifikasi penyakit daun tomat secara dini diperlukan untuk membantu mengurangi risiko penurunan pertumbuhan dan hasil tanaman. Penelitian ini bertujuan mengembangkan model Convolutional Neural Network (CNN) berbasis citra digital untuk mengklasifikasikan lima kategori daun tomat, yaitu Healthy, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, dan Septoria Leaf Spot. Dataset yang digunakan terdiri atas 5.459 citra yang telah terbagi ke dalam data pelatihan, validasi, dan pengujian dengan proporsi 70%, 15%, dan 15%. Citra berukuran 256 × 256 piksel diproses menjadi 224 × 224 piksel, dikonversi ke format RGB, dan dinormalisasi pada rentang 0-1. Augmentasi diterapkan hanya pada data pelatihan untuk meningkatkan keragaman citra. Model CNN dibangun menggunakan empat blok convolution dan max pooling, diikuti global average pooling, dropout, dan lapisan klasifikasi softmax lima kelas. Pelatihan dilakukan menggunakan optimizer Adam dengan categorical crossentropy dan mekanisme early stopping. Hasil pengujian terhadap 824 citra menunjukkan bahwa 611 citra diklasifikasikan dengan benar dan 213 citra salah diklasifikasikan, sehingga diperoleh akurasi 74,15%, precision 78,31%, recall 74,15%, dan F1-score 74,30%. Recall tertinggi diperoleh kelas Healthy sebesar 100%, sedangkan kelas penyakit berada pada rentang 65,24-73,78%. Analisis confusion matrix menunjukkan bahwa kesalahan terbesar terjadi ketika Early Blight, Leaf Mold, dan Septoria Leaf Spot diprediksi sebagai Healthy. Grad-CAM menunjukkan bahwa model telah memberikan perhatian pada area daun, tetapi pada sebagian citra masih terdapat aktivasi pada tepi daun dan area latar belakang.

Kata Kunci: *Penyakit Daun Tomat; Citra Digital; Convolutional Neural Network; Klasifikasi Citra; Grad-CAM*

Abstract

This study developed a Convolutional Neural Network (CNN) based on digital images to classify five tomato leaf categories: Healthy, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, and Septoria Leaf Spot. The dataset consisted of 5,459 images that had been divided into training, validation, and testing sets using a 70%, 15%, and 15% split. The original 256 × 256 pixel images were resized to 224 × 224 pixels, converted to RGB format, and normalized to the 0-1 range. Data augmentation was applied only to the training set to increase image variability. The CNN contained four convolutional and max-pooling blocks, followed by global average pooling, dropout, and a five-class softmax classifier. The model was trained using the Adam optimizer and categorical crossentropy with early stopping. Testing on 824 images resulted in 611 correct predictions and 213 incorrect predictions, producing an accuracy of 74.15%, precision of 78.31%, recall of 74.15%, and F1-score of 74.30%. The Healthy class achieved the highest recall at 100%, while disease classes obtained recall values between 65.24% and 73.78%. The confusion matrix showed that the largest errors occurred when Early Blight, Leaf Mold, and Septoria Leaf Spot were classified as Healthy. Grad-CAM indicated that the model attended to leaf regions, although some samples still showed activation around leaf edges and background regions.

Keywords: *Tomato Leaf Disease; Digital Image; Convolutional Neural Network; Image Classification;Grad-CAM*

Corresponding Author:
Thiara Tri Funny Manguma
Universitas Almarisah Madani; thiaramanguma014@gmail.com

PENDAHULUAN

Tomat merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai penting dalam sistem pangan dan kegiatan ekonomi pertanian (Saptana et al., 2023). Produktivitas tanaman tomat dapat terganggu oleh berbagai penyakit yang menyerang daun (Bouni et al., 2024). Identifikasi penyakit secara cepat diperlukan karena gejala pada beberapa penyakit dapat memiliki kemiripan warna, bentuk, bercak, dan tekstur, sehingga pemeriksaan visual dapat menghasilkan kesalahan diagnosis (Cheng et al., 2022). Penelitian terdahulu menunjukkan bahwa computer vision dan deep learning telah digunakan untuk membantu identifikasi penyakit daun tomat secara otomatis, baik pada citra PlantVillage maupun citra lapangan (Wu et al., 2021); (Nawaz et al., 2022). Convolutional Neural Network (CNN) menjadi salah satu pendekatan yang banyak digunakan dalam klasifikasi citra (Sanora et al., 2026) karena mampu mempelajari fitur spasial secara hierarkis dari data gambar. Berbagai penelitian telah menunjukkan kemampuan CNN dalam mengenali penyakit daun tomat. (Singh et al., 2021), mengembangkan model berbasis deep convolutional neural network untuk identifikasi penyakit daun tomat, sedangkan (Kanda et al., 2022) menggunakan residual neural network yang disetel untuk pengenalan penyakit daun. (Bhujel et al., 2022), juga menunjukkan bahwa modifikasi CNN dengan mekanisme attention dapat meningkatkan kemampuan klasifikasi sekaligus mengurangi kompleksitas model.

Perkembangan penelitian selanjutnya menunjukkan kecenderungan penggunaan arsitektur yang semakin kompleks, seperti transfer learning, model ringan, attention mechanism, dan kombinasi beberapa jaringan. (Attallah, 2023), menggunakan beberapa CNN ringkas dan transfer learning untuk menghasilkan representasi fitur yang lebih padat. (Guerrero-Ibañez & Reyes-Muñoz, 2023), menggunakan CNN untuk klasifikasi penyakit daun tomat dengan data publik dan citra lapangan. (Paul et al., 2023), mengembangkan CNN ringan dan menerapkan augmentasi untuk mendukung sistem klasifikasi berbasis aplikasi. Penelitian (Anandh M et al., 2024), juga menunjukkan bahwa transfer learning dan augmentasi geometris dapat menghasilkan performa tinggi pada klasifikasi penyakit daun tomat. Walaupun banyak penelitian melaporkan akurasi yang tinggi, perbedaan dataset, jumlah kelas, pembagian data, kondisi pengambilan gambar, dan kompleksitas arsitektur menyebabkan hasil antarp penelitian tidak dapat dibandingkan secara langsung. Selain itu, akurasi yang tinggi belum selalu menjelaskan bagian citra yang digunakan model ketika menghasilkan prediksi. Pada klasifikasi penyakit daun, aspek interpretabilitas menjadi penting karena model idealnya memberikan perhatian pada karakteristik visual yang berkaitan dengan gejala penyakit. Penelitian berbasis explainable artificial intelligence juga menunjukkan bahwa Grad-CAM dapat digunakan untuk memeriksa area perhatian model pada klasifikasi penyakit daun tomat (Bhandari et al., 2023).

Penelitian ini memfokuskan pengembangan CNN yang relatif sederhana untuk klasifikasi lima kategori daun tomat, yaitu Healthy, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, dan Septoria Leaf Spot. Fokus tersebut dipilih agar proses klasifikasi dapat dianalisis secara lebih terarah, mulai dari distribusi dataset, preprocessing, proses pembelajaran, evaluasi per kelas, hingga interpretasi menggunakan Grad-CAM. Berbeda dari penelitian yang berorientasi pada arsitektur transfer learning berukuran besar, penelitian ini menekankan evaluasi end-to-end terhadap CNN yang dibangun secara khusus untuk lima kelas. Tujuan penelitian adalah membangun dan mengevaluasi model CNN untuk mendeteksi jenis penyakit daun tanaman tomat berdasarkan citra digital, mengukur performanya menggunakan accuracy, precision, recall, dan F1-score, serta menganalisis pola kesalahan klasifikasi menggunakan confusion matrix dan Grad-CAM. Hasil penelitian diharapkan memberikan gambaran mengenai kemampuan CNN sederhana dalam membedakan lima kategori daun tomat dan menjadi dasar pengembangan sistem deteksi penyakit berbasis citra pada penelitian berikutnya.

METODE

Penelitian menggunakan pendekatan eksperimen berbasis deep learning untuk membangun model klasifikasi citra daun tomat (Ullah et al., 2023). Tahapan tersebut dirancang untuk menghasilkan model yang mampu mengklasifikasikan kondisi daun tanaman tomat ke dalam lima kelas yang ditentukan. Secara keseluruhan, alur penelitian yang dilakukan ditunjukkan pada Gambar 1.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X



Gambar 1. Alur penelitian deteksi penyakit daun tanaman tomat menggunakan CNN

Berdasarkan Gambar 1, penelitian dimulai dengan memperoleh dataset citra daun tanaman tomat, dilanjutkan dengan seleksi kelas sesuai fokus penelitian. Data dieksplorasi untuk mengetahui karakteristik dan distribusinya, kemudian dilakukan preprocessing dan augmentasi sebelum pemuatan data. Model CNN selanjutnya dibangun dan dilatih, dievaluasi menggunakan data uji, dianalisis kesalahannya, dan diinterpretasikan menggunakan Grad-CAM.Dataset terdiri atas citra daun tanaman tomat yang telah memiliki pembagian train, validation, dan test. Penelitian difokuskan pada lima kelas, yaitu Healthy, Early Blight, Late Blight, Leaf Mold, dan Septoria Leaf Spot. Citra memiliki resolusi asli 256×256 piksel. Contoh citra dari kelima kelas ditampilkan pada Gambar 2.



Gambar 2. Contoh citra daun tanaman tomat dari lima kelas penelitian

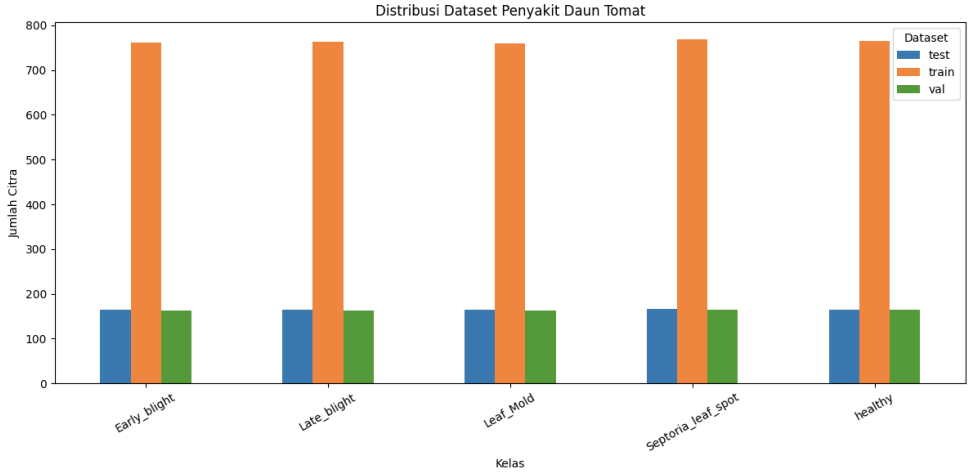
Gambar 2 menunjukkan perbedaan karakteristik visual pada masing-masing kelas. Perbedaan warna, tekstur, pola bercak, dan kondisi permukaan daun menjadi informasi visual yang dipelajari model. Kemiripan gejala pada beberapa penyakit menjadi salah satu tantangan dalam proses klasifikasi.

Tabel 1. Distribusi dataset berdasarkan kelas dan subset

Kelas	Train	Validation	Test
Healthy	765	164	165
Early Blight	762	163	164
Late Blight	763	163	165
Leaf Mold	760	163	164
Septoria Leaf Spot	768	164	166
Total	3.818	817	824

Berdasarkan Tabel 1, jumlah data pada setiap kelas relatif seimbang. Data training berjumlah 3.818 citra, validasi 817 citra, dan uji 824 citra. Distribusi tersebut memberikan dasar yang cukup seimbang untuk pembelajaran dan evaluasi model. Visualisasi distribusi data ditampilkan pada Gambar 3.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

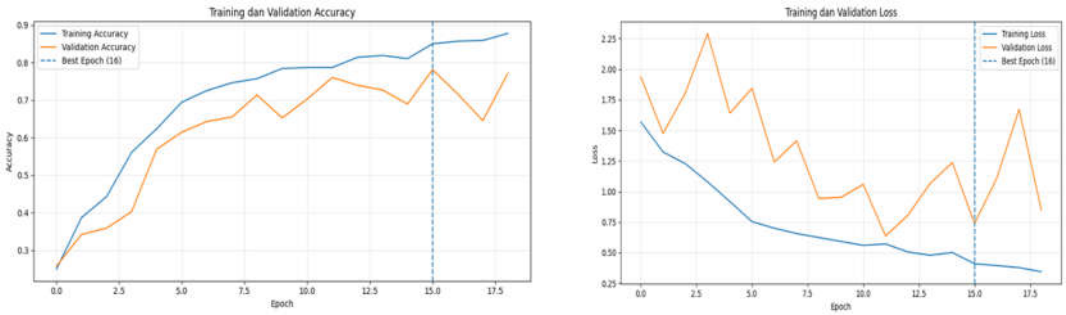


Gambar 3. Distribusi citra daun tanaman tomat berdasarkan kelas dan subset data

Gambar 3 memperlihatkan distribusi citra yang relatif merata pada kelima kelas untuk subset training, validasi, dan pengujian. Kondisi ini membantu mengurangi dominasi satu kelas dalam proses pembelajaran dan memberikan evaluasi yang lebih representatif. Pada tahap preprocessing, seluruh citra disesuaikan menjadi 224×224 piksel sebagai ukuran masukan model dan nilai piksel dinormalisasi ke rentang [0,1]. Augmentasi diterapkan pada data training untuk memberikan variasi citra dan membantu mengurangi risiko overfitting. Data kemudian dimuat menggunakan generator citra sesuai subset training, validasi, dan pengujian. Arsitektur CNN terdiri atas empat blok konvolusi dengan 32, 64, 128, dan 256 filter. Setiap blok menggunakan convolution 3×3, ReLU, dan max pooling. Setelahnya digunakan Global Average Pooling, dropout, dense 128 unit, dropout, dan output softmax lima kelas. Model dilatih menggunakan Adam dengan learning rate 0,001 dan categorical crossentropy. Early Stopping, Model Checkpoint, dan ReduceLROnPlateau digunakan selama pelatihan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pelatihan dilakukan hingga maksimum 30 epoch. Dengan Early Stopping, pelatihan berhenti pada epoch ke-19. Kinerja validasi terbaik diperoleh pada epoch ke-16 dengan validation accuracy 78,09%, sedangkan training accuracy pada kondisi tersebut sebesar 84,99%. Perkembangan accuracy dan loss ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Kurva accuracy dan loss pada proses pelatihan dan validasi model CNN

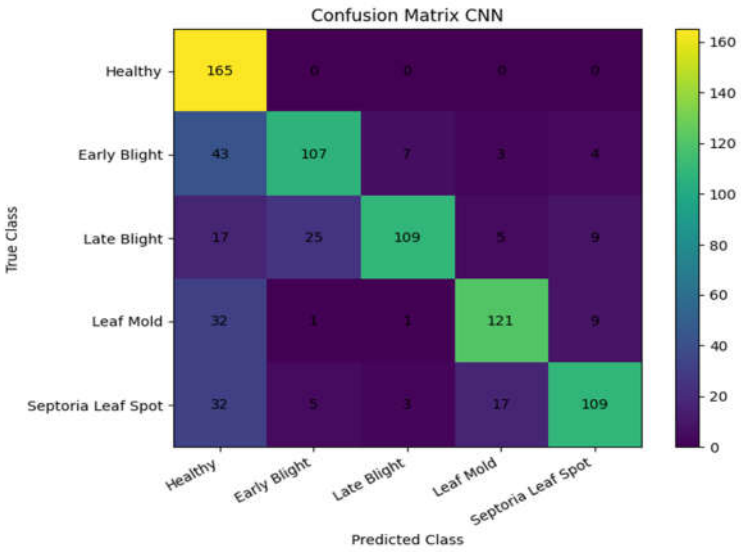
Berdasarkan Gambar 4, akurasi training cenderung meningkat, sedangkan akurasi validasi mengalami fluktuasi. Perbedaan kinerja training dan validasi mengindikasikan overfitting ringan. Penggunaan Early Stopping membantu menghentikan pelatihan sebelum penurunan kinerja validasi menjadi lebih besar.

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

Tabel 2. Hasil evaluasi model CNN pada data test

Kelas	Precision	Recall	F1-Score	Support
Healthy	0,5709	1,0000	0,7269	165
Early Blight	0,7754	0,6524	0,7086	164
Late Blight	0,9083	0,6606	0,7649	165
Leaf Mold	0,8288	0,7378	0,7806	164
Septoria Leaf Spot	0,8321	0,6560	0,7340	166
Macro Average	0,7831	0,7415	0,7430	824

Hasil pengujian pada 824 citra menghasilkan accuracy 74,15%, precision 78,31%, recall 74,15%, dan F1-score 74,30%. Tabel 2 menunjukkan perbedaan kinerja antar kelas. Healthy memperoleh recall 100%, sedangkan Late Blight memiliki precision tertinggi sebesar 90,83%. Leaf Mold memperoleh F1-score tertinggi di antara kelas individual, yaitu 78,06%. Untuk melihat pola prediksi benar dan salah secara lebih rinci, confusion matrix digunakan. Dari 824 citra uji, 611 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar dan 213 citra mengalami kesalahan klasifikasi. Confusion matrix ditampilkan pada Gambar 5.



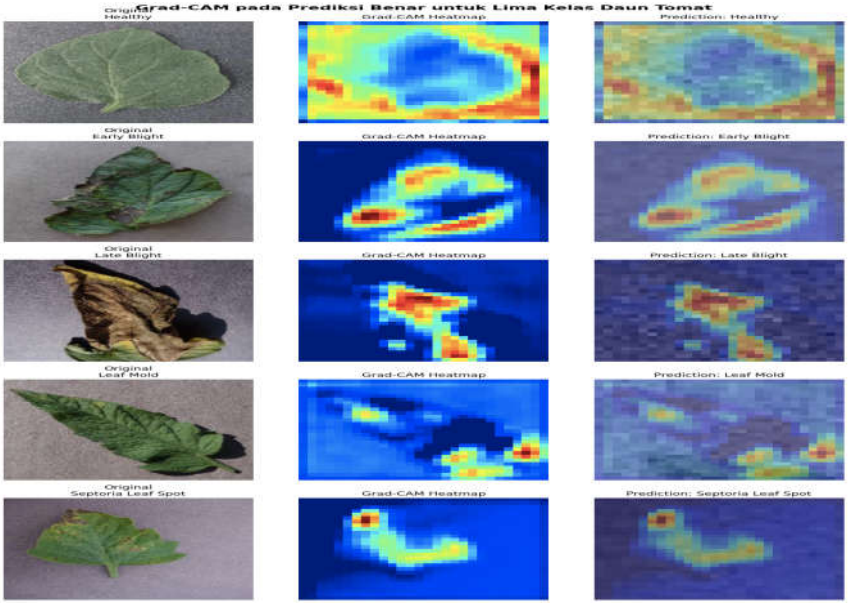
Gambar 5. Confusion matrix hasil klasifikasi lima kelas daun tanaman tomat

Berdasarkan Gambar 5, seluruh 165 citra Healthy berhasil diklasifikasikan dengan benar. Kesalahan terbesar terjadi pada Early Blight yang diprediksi sebagai Healthy sebanyak 43 citra. Selain itu, 32 citra Leaf Mold dan 32 citra Septoria Leaf Spot juga diprediksi sebagai Healthy. Kesalahan lain yang cukup terlihat terjadi pada Late Blight yang diprediksi sebagai Early Blight sebanyak 25 citra. Pola tersebut menunjukkan bahwa model masih mengalami kesulitan membedakan beberapa karakteristik visual penyakit yang memiliki kemiripan. Tingginya recall Healthy menunjukkan konsistensi model dalam mengenali citra sehat, tetapi precision Healthy yang lebih rendah menunjukkan adanya citra berpenyakit yang diprediksi sebagai Healthy.

Interpretasi model dilakukan menggunakan Gradient-weighted Class Activation Mapping (Grad-CAM) untuk mengetahui area citra yang menjadi perhatian jaringan ketika menghasilkan prediksi. Visualisasi ini digunakan sebagai analisis tambahan terhadap confusion matrix. Contoh prediksi benar dan salah ditampilkan pada Gambar 6. Healthy menghasilkan recall 100%, karena seluruh 165 citra. Healthy berhasil dikenali dengan benar. Namun precision Healthy hanya 57,09%,

E-ISSN : 2962-9713
P-ISSN : 2963-928X

yang menunjukkan bahwa sejumlah citra penyakit juga diprediksi sebagai Healthy. Temuan ini penting karena keberhasilan mengenali seluruh citra sehat tidak berarti model telah optimal dalam membedakan daun sehat dari daun berpenyakit.



Gambar 6. Visualisasi Grad-CAM untuk interpretasi area perhatian model pada prediksi benar dan salah

Berdasarkan Gambar 6, model memberikan perhatian pada bagian tertentu dari permukaan daun ketika menghasilkan prediksi. Pada citra yang diklasifikasikan dengan benar, aktivasi cenderung muncul pada area daun yang memiliki karakteristik visual tertentu. Pada beberapa citra yang salah diklasifikasikan, perhatian model tidak selalu terfokus secara konsisten pada area yang berkaitan dengan gejala penyakit. Hasil Grad-CAM membantu menjelaskan pola kesalahan pada confusion matrix. Kemiripan karakteristik visual antarkelas dapat menyebabkan model mempelajari fitur yang serupa sehingga menghasilkan prediksi yang kurang tepat. Grad-CAM memberikan informasi interpretatif mengenai bagian citra yang berkontribusi terhadap keputusan model sekaligus menunjukkan keterbatasannya.

KESIMPULAN

Penelitian ini menunjukkan bahwa CNN dapat digunakan untuk mengklasifikasikan lima kategori daun tomat berdasarkan citra digital. Pada 824 citra test, model menghasilkan 611 prediksi benar dan 213 prediksi salah dengan accuracy 74,15%, precision 78,31%, recall 74,15%, dan F1-score 74,30%. Kelas Healthy memperoleh recall 100%, sedangkan kesalahan terbesar terjadi pada Early Blight, Leaf Mold, dan Septoria Leaf Spot yang diprediksi sebagai Healthy. Grad-CAM menunjukkan bahwa model telah memperhatikan area daun, tetapi pada sebagian citra masih dipengaruhi tepi dan latar belakang. Penelitian selanjutnya disarankan menggunakan transfer learning, segmentasi, dan data lapangan untuk meningkatkan generalisasi.

DAFTAR PUSTAKA

Anandh M, V. K., Sivasubramanian, A., & Ravi, V. (2024). *Multiclass Classification of Tomato Leaf Diseases Using Convolutional Neural Networks and Transfer Learning*.

Attallah, O. (2023). Tomato Leaf Disease Classification via Compact Convolutional Neural Networks with Transfer Learning and Feature Selection. *Horticulturae*, *9*(2). https://doi.org/10.3390/horticulturae9020149

Bhandari, M., Shahi, T. B., Neupane, A., & Walsh, K. B. (2023). BotanicX-AI: Identification of Tomato Leaf Diseases Using an Explanation-Driven Deep-Learning Model. *Journal of Imaging*, *9*(2). https://doi.org/10.3390/jimaging9020053

Bhujel, A., Kim, N. E., Arulmozhi, E., Basak, J. K., & Kim, H. T. (2022). A Lightweight Attention-Based Convolutional Neural Networks for Tomato Leaf Disease Classification. *Agriculture (Switzerland)*, *12*(2). https://doi.org/10.3390/agriculture12020228

Bouni, M., Hssina, B., Douzi, K., & Douzi, S. (2024). Synergistic use of handcrafted and deep learning features for tomato leaf disease classification. *Scientific Reports*, *14*(1). https://doi.org/10.1038/s41598-024-71225-5

Cheng, H. H., Dai, Y. L., Lin, Y., Hsu, H. C., Lin, C. P., Huang, J. H., Chen, S. F., & Kuo, Y. F. (2022). Identifying tomato leaf diseases under real field conditions using convolutional neural networks and a chatbot. *Computers and Electronics in Agriculture*, *202*, 107365. https://doi.org/10.1016/J.COMPAG.2022.107365

Guerrero-Ibañez, A., & Reyes-Muñoz, A. (2023). Monitoring Tomato Leaf Disease through Convolutional Neural Networks. *Electronics (Switzerland)*, *12*(1). https://doi.org/10.3390/electronics12010229

Kanda, P. S., Xia, K., Kyslytysna, A., & Owoola, E. O. (2022). Tomato Leaf Disease Recognition on Leaf Images Based on Fine-Tuned Residual Neural Networks. *Plants*, *11*(21). https://doi.org/10.3390/plants11212935

Nawaz, M., Nazir, T., Javed, A., Masood, M., Rashid, J., Kim, J., & Hussain, A. (2022). A robust deep learning approach for tomato plant leaf disease localization and classification. *Scientific Reports*, *12*(1). https://doi.org/10.1038/s41598-022-21498-5

Paul, S. G., Biswas, A. A., Saha, A., Zulfiker, M. S., Ritu, N. A., Zahan, I., Rahman, M., & Islam, M. A. (2023). A real-time application-based convolutional neural network approach for tomato leaf disease classification. *Array*, *19*. https://doi.org/10.1016/j.array.2023.100313

Sanora, F., Mufafaq, N. H., & Uyun, S. (2026). A Systematic Review of Convolutional Neural Network Models for Tomato Leaf Disease Detection. *Jurnal Sains, Nalar, Dan Aplikasi Teknologi Informasi*, *5*(1), 54–61. https://doi.org/10.20885/snati.v5.i1.45303

Saptana, Sukmaya, S. G., Perwita, A. D., Malihah, F. D., Wardhana, I. W., Pitaloka, A. D., Ghaisani, S. A., Sayaka, B., Ilham, N., Karmawati, E., Ariani, M., Susilowati, S. H., Sumaryanto, & Saliem, H. P. (2023). Competitiveness analysis of fresh tomatoes in Indonesia: Turning comparative advantage into competitive advantage. *PLoS ONE*, *18*(11 November). https://doi.org/10.1371/journal.pone.0294980

Singh, G. B., Rani, R., Sharma, N., & Kakkar, D. (2021). Identification of Tomato Leaf Diseases Using Deep Convolutional Neural Networks. *International Journal of Agricultural and Environmental Information Systems*, *12*(4), 1–22. https://doi.org/10.4018/IJAEIS.20211001.OA3

Ullah, N., Khan, J. A., Almakdi, S., Alshehri, M. S., Qathrady, M. Al, Aldakheel, E. A., & Khafaga, D. S. (2023). A Lightweight Deep Learning-Based Model for Tomato Leaf Disease Classification. *Computers, Materials and Continua*, *77*(3), 3969–3992. https://doi.org/10.32604/cmc.2023.041819

Wu, Y., Xu, L., & Goodman, E. D. (2021). Tomato leaf disease identification and detection based on deep convolutional neural network. *Intelligent Automation and Soft Computing*, *28*(2), 561–576. https://doi.org/10.32604/iasc.2021.016415