



## Deteksi Penyakit Daun Tomat Menggunakan Konfigurasi Layer pada Metode CNN

Henry Bastian<sup>1)</sup>, Ali Muqoddas<sup>2)</sup>, Ricardus Anggi Pramunendar<sup>3)</sup>, Dwi Puji Prabowo<sup>4)</sup>

<sup>1,3)</sup> Program Teknik Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

<sup>2,4)</sup> Program Studi Desain Komunikasi Visual, Fakultas Ilmu Komputer, Universitas Dian Nuswantoro

Email : [henry@dsn.dinus.ac.id](mailto:henry@dsn.dinus.ac.id)<sup>1)</sup>, [alimuqoddas@dsn.dinus.ac.id](mailto:alimuqoddas@dsn.dinus.ac.id)<sup>2)</sup>, [ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id](mailto:ricardus.anggi@dsn.dinus.ac.id)<sup>3)</sup>  
[dwi.puji.prabowo@dsn.dinus.ac.id](mailto:dwi.puji.prabowo@dsn.dinus.ac.id)<sup>4)</sup>

Abstrak – Tanaman tomat adalah suatu komoditas yang memiliki nilai ekonomi tinggi, menjadi kebutuhan pokok dalam rumah tangga. Untuk menghasilkan tomat berkualitas tinggi, penting untuk dapat mendeteksi penyakit sejak dini. Identifikasi penyakit ini sering dilakukan secara visual melalui daun tanaman. Namun, dengan kemajuan teknologi, deteksi penyakit tomat berbasis visual daun telah mulai diterapkan, meskipun sering kali menghasilkan asumsi yang tidak akurat tentang jenis penyakit yang mungkin ada. Dampaknya dapat membuat upaya pencegahan yang diterapkan oleh petani menjadi kurang efektif, dengan konsekuensi negatif terhadap hasil panen. Dalam penelitian ini, kami mengusulkan metode otomatisasi identifikasi penyakit tomat menggunakan Convolution Neural Network (CNN). Evaluasi dilakukan pada metode CNN dengan memanfaatkan arsitektur Alexnet dan melakukan konfigurasi pada lapisan-lapisan untuk mencari hasil kinerja optimal dari parameter yang digunakan dalam arsitektur Alexnet.. Hasil Penelitian dengan 3 kali percobaan mampu menghasilkan akurasi 92,35%.

**Kata Kunci :** CNN, Konfigurasi Layer, Penyakit Daun Tomat

### PENDAHULUAN

E. C. Miller et al, 2002 menyatakan bahwa Indonesia sebagai negara agraris, memiliki mayoritas penduduk yang menggantungkan penghidupannya pada sektor pertanian. Tanaman hortikultura, yang menjadi sumber penghidupan bagi sebagian besar penduduk, memiliki peran penting dalam penyediaan pangan, mendukung aspek ekonomi, dan memperhatikan kesehatan masyarakat. Tanaman tomat, sebagai salah satu produk hortikultura yang dikembangkan di Indonesia, diharapkan dapat memberikan kontribusi positif terhadap pendapatan petani .

Subsektor hortikultura memainkan peran krusial dalam kemajuan sektor pertanian, terus mengalami perkembangan dan pertumbuhan seiring berjalannya waktu. Produk dari subsektor ini tidak hanya memenuhi kebutuhan pasar domestik, tetapi juga menjadi komoditas ekspor yang berkontribusi pada penerimaan devisa negara. Hortikultura, secara menyeluruh, merupakan praktik bercocok tanam tanaman dalam kebun. Perbandingan konsep ini dapat dibuat dengan Agronomi, yang fokus pada bercocok tanam tanaman di lapangan. Salah satu karakteristik unik produk hortikultura adalah tingkat kerentanannya terhadap kerusakan atau penurunan kualitas yang cepat karena faktor kesegaran.

Menurut M. J. Stout, H. Kurabchew, et al, 2018 bahwa tanaman tomat, atau *Solanum lycopersicum*, merupakan salah satu produk hortikultura dengan nilai ekonomi yang signifikan dan tetap memerlukan perhatian serius, terutama dalam upaya meningkatkan hasil produksi dan kualitas buahnya. Pentingnya penanganan yang serius pada tanaman tomat dikarenakan tanaman ini menjadi inang bagi sekitar 200 spesies mikroorganisme patogen yang menyebabkan terjadinya serangan penyakit.

Berdasarkan P. Tm, A. Pranathi et al, 2018 langkah pertama untuk mencegah kerugian dalam produk pertanian adalah mengidentifikasi penyakit pada tanaman yang terinfeksi. Identifikasi penyakit tanaman secara manual merupakan tugas yang sulit karena melibatkan data yang kompleks dan proses yang



memakan waktu. Menurut R.A. Premunendar., 2019 identifikasi manual oleh manusia dapat rentan terhadap bias tak terduga yang dapat memengaruhi hasil klasifikasi.

Menurut N. A. Rose and E. C. M. Parsons, 2015, Perlu adanya kolaborasi antara ahli biologi untuk mendukung pemerintah dalam memberikan pemahaman kepada masyarakat mengenai penyakit tanaman. Meskipun demikian, Menurut Y. Sari, et al, 2020 tingkat keterampilan dan pengetahuan yang dimiliki oleh masyarakat beragam, sehingga tidak semua jenis penyakit tanaman dapat dikenali secara manual melalui indera visual manusia. Akibatnya, hasil identifikasi penyakit menjadi tidak tepat. Inilah yang menjadi dorongan utama di balik metodologi yang diajukan, dengan tujuan untuk mengidentifikasi dan mengklasifikasikan penyakit pada tanaman tomat dengan akurasi yang lebih baik.

Peneliti sebelumnya dilakukan oleh E. E. Lavindi, et al, 2019 mengenai identifikasi penyakit pada tanaman, sehingga memungkinkan pengembangan deteksi penyakit tanaman secara otomatis menggunakan gambar mentah. Selain itu penelitian yang dilakukan oleh M. Sardogan et al, 2018 dan E. Suryawati, 2019 Menggunakan *convolutional neural network* (CNN) sebagai salah satu metode deep learning yang populer dalam proses ekstraksi fitur dapat dilakukan secara otomatis dari gambar mentah. yang merupakan *multi-layer feed-forward neural network* dan terdiri dari *convolutional, activation, pooling and fully connected layers*. Dalam penelitian ini akan dilakukan 3 kali percobaan dengan menggunakan hingga 3 layer.

## METODE

Dalam makalah ini akan menggunakan data yang berhubungan dengan penyakit yang dapat ditemukan pada tanaman tomat, seperti bacterial leaf spot, early blight, late blight, leaf mold, septoria leaf spot, spider mites, yellow leaf curl virus, dan mosaic virus. Evaluasi efektivitas metode CNN berdasarkan arsitektur Alexnet dilakukan menggunakan berbagai data, termasuk 16.012 citra yang mencakup 10 jenis penyakit tanaman beserta tanaman sehat dari dataset PlantVillage. Setiap jenis penyakit diberi label secara manual oleh ahli biologi dan pertanian.

Penelitian ini menunjukkan bahwa keberhasilan akurasi sangat dipengaruhi oleh sumber data dan konfigurasi parameter yang tepat. Metode ini diuji pada dataset PlantVillage yang terdiri dari 16.011 citra, mencakup 10 jenis penyakit tanaman. Dataset tersebut dibagi menjadi data latihan, terdiri dari 12.809 citra, dan data pengujian, yang terdiri dari 3.202 citra. Sebelumnya, dilakukan segmentasi pada dataset untuk mendapatkan informasi citra daun yang terbebas dari latar belakang yang beragam. Kemudian, pada penerapan Convolutional Neural Network (CNN) menggunakan arsitektur Alexnet, dilakukan variasi pada layer dan filter dengan berbagai seting. Setiap eksperimen dilakukan dengan 10 iterasi untuk mendapatkan hasil yang optimal.

Evaluasi kinerja metode klasifikasi diukur melalui tingkat akurasi. Akurasi didefinisikan sebagai persentase klasifikasi yang tepat dari seluruh data yang dianalisis. Nilai akurasi dihitung dengan menggunakan Persamaan (1).

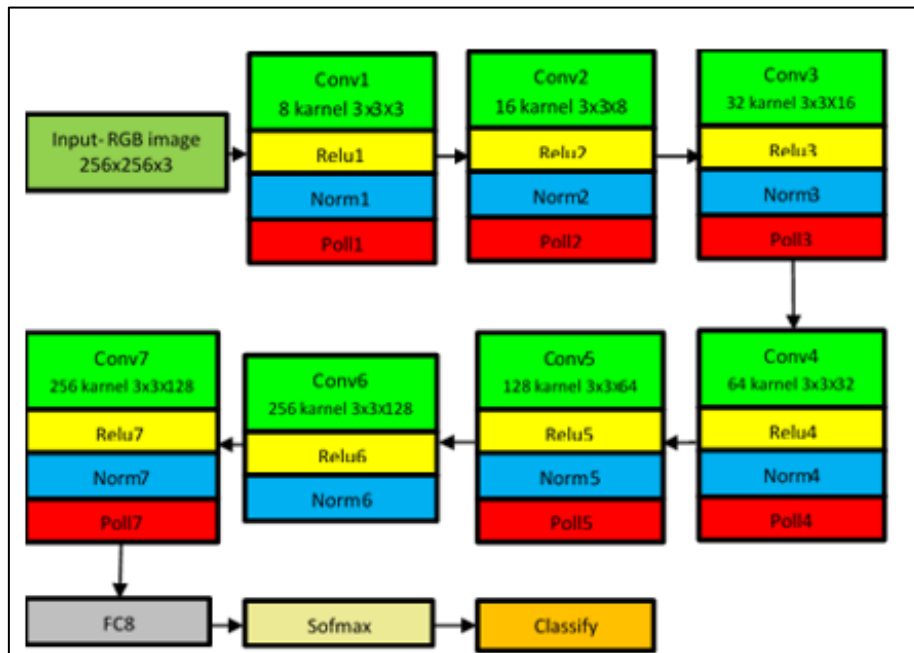
$$accuracy = \frac{t}{n} \times 100 \quad (1)$$

Keterangan:

t : merupakan jumlah data sampel yang diklasifikasikan dengan benar oleh para ahli

n : total jumlah data sampel.

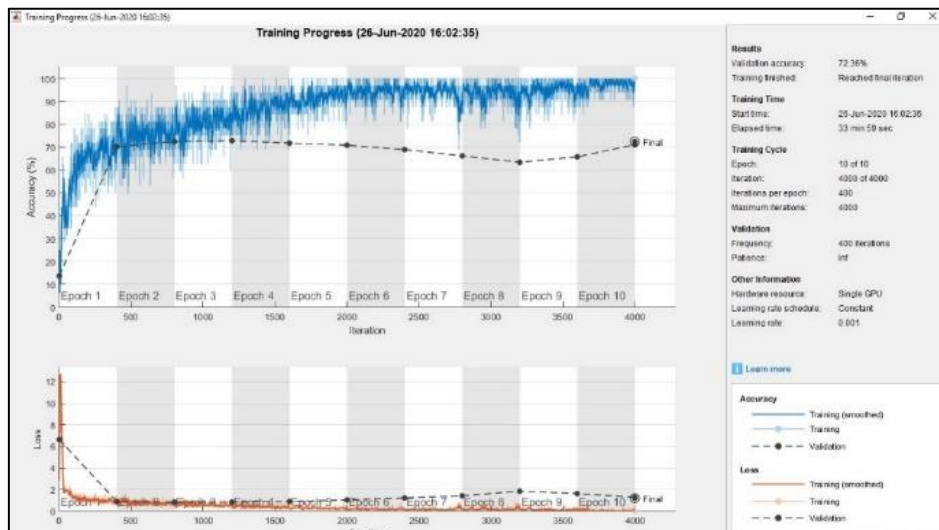
Visualisasi pemanfaatan layer dapat dilihat dalam Gambar 1. Pengujian visualisasi layer dilakukan untuk setiap penggunaan layer, dan rincian hasilnya dijelaskan pada bagian ini.



Gambar 1. Visualisasi Layer

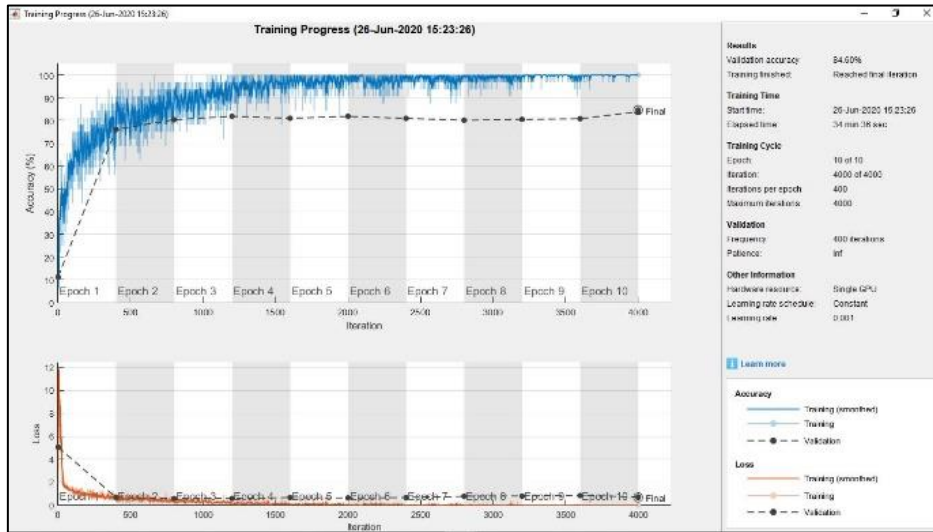
## HASIL DAN PEMBAHASAN

Eksperimen awal dilakukan dengan mengonfigurasi ukuran input layer gambar sebesar  $256 \times 256 \times 3$ . Proses konvolusi dilaksanakan menggunakan fungsi `convolution2dLayer` dengan filter berjumlah 8, ukuran stride  $3 \times 3$ , dan pengaturan padding 'same' untuk meminimalkan kehilangan feature maps dengan menambahkan angka 0 di sekitar matriks. Bobot awal diberikan nilai default sesuai dengan fungsi yang telah disediakan. Penggunaan `batchNormalizationLayer` bertujuan untuk normalisasi aktivasi dan gradien yang mengalir melalui jaringan, sedangkan `reluLayer` digunakan untuk mengubah data yang memiliki nilai di bawah 0 menjadi 0. Pada lapisan pooling, digunakan `maxPooling2dLayer` dengan ukuran stride 2. Proses ini terus berlanjut hingga mencapai lapisan ke-3 dengan ukuran filter yang telah ditetapkan. Selanjutnya, dilibatkan `fullyConnectedLayer` berdasarkan jumlah kelas yang ada, diakhiri dengan pembentukan kembali feature map menjadi vektor dan digunakan sebagai input untuk layer berikutnya.

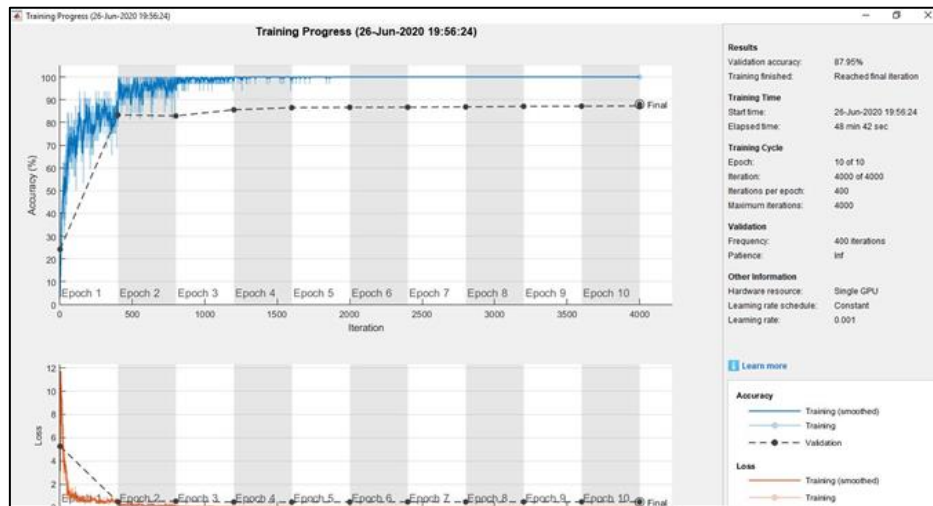




Gambar 2. Percobaan 1



Gambar 3. Percobaan 2



Gambar 4. Percobaan 3

Tabel 1. Hasil Pengujian

No	Layer	Waktu	Akurasi
1	1 convolution layer, 8 filter, 1 convolution layer	33m 59s	72,36
2	1 convolution layer, 8 filter, He initializer, 1 convolution layer	34m 36s	84,6
3	2 convolution layer, 8,16 filter, He initializer, 1 convolution layer	48m 42s	87,95
4	3 convolution layer, 8, 16, 32 filter, He initializer, 1 convolution layer	55m 24s	92,35

Hasil memperlihatkan bahwa semakin banyak layer yang digunakan akan mendapatkan kinerja semakin baik. Namun waktu yang dibutuhkan pada setiap percobaan yang dilakukan semakin lama bilamana layer



yang digunakan semakin banyak. Maka dari itu diperlukan eksperimental kembali untuk mendapatkan hasil yang lebih baik lagi terutama pada penggunaan waktu dalam percobaan yang dilakukan.

## KESIMPULAN DAN SARAN

Penerapan parameter pada metode CNN dengan arsitektur *Alexnet* dengan menggunakan beberapa setingan layer memberikan hasil semakin banyak penggunaan layer maka hasil kinerja juga semakin baik tapi waktu proses yang diperlukan juga semakin lama. Keberlanjutan penelitian ini akan menggunakan lebih banyak layer pada metode CNN serta melakukan analisis yang diperoleh dari hubungan antara parameter yang digunakan terhadap kinerja akurasi.

## UCAPAN TERIMAKASIH.

Terimakasih Kami ucapkan kepada Universitas Dian Nuswantoro yang telah memberikan dukungan berupa moril dan materil pada penelitian yang telah dilakukan sehingga penelitian bisa berjalan lancar sebagaimana mestinya.

## DAFTAR PUSTAKA

- E. C. Miller, C. W. Hadley, S. J. Schwartz, J. W. Erdman, T. W. M. Boileau, and S. K. Clinton, "Lycopene, tomato products, and prostate cancer prevention. Have we established causality?," *Pure Appl. Chem.*, vol. 74, no. 8, pp. 1435–1441, 2002, doi: 10.1351/pac200274081435.
- M. J. Stout, H. Kurabchew, and G. L. D. Leite, *Host-Plant Resistance in Tomato*. Elsevier Inc., 2018.
- P. Tm, A. Pranathi, K. Sai Ashritha, N. B. Chittaragi, and S. G. Koolagudi, "Tomato Leaf Disease Detection Using Convolutional Neural Networks," in *2018 Eleventh International Conference on Contemporary Computing (IC3)*, Aug. 2018, pp. 1–5, doi: 10.1109/IC3.2018.8530532.
- R. A. Pramunendar, S. Wibirama, P. I. Santosa, P. N. Andono, and M. A. Soeleman, "A Robust Image Enhancement Techniques for Underwater Fish Classification in Marine Environment," *Int. J. Intell. Eng. Syst.*, vol. 12, no. 5, pp. 116–239, 2019, doi: 10.22266/ijies2019.1031.12
- N. A. Rose and E. C. M. Parsons, "Back off, man, I'm a scientist! When marine conservation science meets policy," *Ocean Coast. Manag.*, vol. 115, pp. 71–76, 2015, doi: 10.1016/j.ocecoaman.2015.04.016.
- N. A. Rose and E. C. M. Parsons, "Back off, man, I'm a scientist! When marine conservation science meets policy," *Ocean Coast. Manag.*, vol. 115, pp. 71–76, 2015, doi: 10.1016/j.ocecoaman.2015.04.016.
- Y. Sari, P. B. Prakoso, and A. R. Baskara, "Application of neural network method for road crack detection," *Telkomnika (Telecommunication Comput. Electron. Control.*, vol. 18, no. 4, pp. 1962–1967, 2020, doi: 10.12928/TELKOMNIKA.V18I4.14825.
- M. Sardogan, A. Tuncer, and Y. Ozen, "Plant Leaf Disease Detection and Classification Based on CNN with LVQ Algorithm," *UBMK 2018 - 3rd Int. Conf. Comput. Sci. Eng.*, pp. 382–385, 2018, doi: 10.1109/UBMK.2018.8566635.
- E. Suryawati, R. Sustika, R. S. Yuwana, A. Subekti, and H. F. Pardede, "Deep structured convolutional neural network for tomato diseases detection," *2018 Int. Conf. Adv. Comput. Sci. Inf. Syst. ICACSYS 2018*, pp. 385–390, 2019, doi: 10.1109/ICACSYS.2018.8618169.