

Optimalisasi Model CNN EfficientNet-B0 dengan Fine Tuning untuk Klasifikasi Penyakit Buah Jeruk

Mutiara Fadhilatuzzahro, Acaya Fazrin, Zalfa Ibtisamah Arishandy, Tiara Amanda Sukoco, Hendra Maulana

Program Studi Informatika, Fakultas Ilmu Komputer, UPN "Veteran" Jawa Timur

Artikel Histori:

Disubmit: Januari 2025

Diterima: Mei 2025

Diterbitkan: Juni 2025

DOI

10.33005/jifti.v7i1.162



ABSTRAK

Jeruk merupakan tanaman yang rentan terkena penyakit, yang tanda penyakit tersebut dapat dilihat dari corak kulit jeruk tersebut. Virus-virus yang menyerang buah jeruk menjadi penyebab paling tinggi bagi para petani buah jeruk yang hanya mengandalkan ahli tanaman untuk melakukan pemeriksaan tanaman tersebut. Artificial Intelligent (AI) sudah diterapkan pada bidang kedokteran, peternakan, bahkan pertanian. Salah satu dari implementasi AI tersebut adalah Deep Learning. Salah satu Model Deep Learning dalam pengenalan citra yakni Convolutional Neural Network (CNN). Peneliti akan menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 yang menyesuaikan banyaknya dataset yang dipakai, yakni sebanyak 986 data dengan beberapa skenario. Skenario yang digunakan yakni pembagian 90:10, 80:20, dan 70:30. Maka dari itu, peneliti berharap bahwa model EfficientNet-B0 masih dapat ditingkatkan lagi dengan membandingkannya dengan fine tuning. Secara keseluruhan, dapat disimpulkan bahwa penerapan teknik fine-tuning pada model pre-trained EfficientNet-B0 terbukti efektif dalam meningkatkan tingkat akurasi model pada seluruh skenario yang diuji. Hasil dari pengujian Teknik fine-tuning pada skenario pembagian data 80% data training dan 20% data validation, model dengan fine-tuning mencapai akurasi tertinggi sebesar 0.9878 dengan nilai loss terendah sebesar 0.0904, yang lebih baik dibandingkan dengan model tanpa fine-tuning yang hanya menghasilkan akurasi 0.9600 dengan nilai loss 0.1199. Peningkatan ini menunjukkan bahwa fine-tuning dapat memanfaatkan pengetahuan yang telah ada dalam model pre-trained seperti EfficientNet-B0 dan menyesuakannya dengan dataset tertentu untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat.

Kata Kunci: Buah Jeruk, Deep Learning, EfficientNet-B0, Fine-Tuning.

How to Cite:

Fadhilatuzzahro, M., Fazrin, A., Arishandy, Z. I., Sukoco, T. A., & Maulana, H. (2024). Optimalisasi Model CNN EfficientNet-B0 dengan Fine Tuning untuk Klasifikasi Penyakit Buah Jeruk. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi dan Robotika*, 7(1), 24-30. <https://doi.org/10.33005/jifti.v7i1.162>.

*Corresponding Author:

Email : 21081010236@student.upnjatim.ac.id

Alamat : Jl. Rungkut Madya, Gn. Anyar, Kec. Gn. Anyar, Surabaya, Jawa Timur 60294



This article is published under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

PENDAHULUAN

Jeruk adalah buah yang mengandung berbagai vitamin, antara lain vitamin C, air, antioksidan, serat, dll. Kandungan yang ada dalam jeruk juga memiliki beberapa manfaat bagi tubuh manusia, yaitu menjaga kesehatan jantung, mengontrol gula darah dalam tubuh, meningkatkan daya tahan tubuh, dsb. Jeruk merupakan tanaman yang rentan terkena penyakit, yang tanda penyakit tersebut dapat dilihat dari corak kulit jeruk tersebut. Virus-virus yang menyerang buah jeruk menjadi penyebab paling tinggi bagi para petani buah jeruk dan petani mengandalkan ahli tanaman untuk melakukan pemeriksaan tanaman tersebut (Dwiretno, 2023).

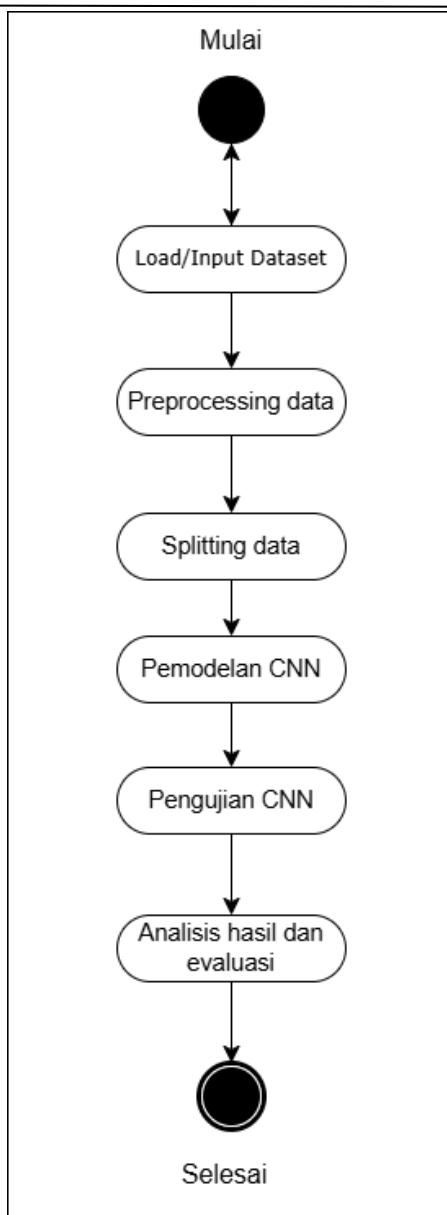
Salah satu penyakit buah jeruk, yakni Kanker Jeruk (Citrus Canker). Kanker Jeruk (Citrus Canker) disebabkan oleh bakteri *Xanthomonas citri* subsp. *Citr*. Penyakit ini berdampak pada fisik buah jeruk, yakni pada buah, batang, dan daun jeruk. Sehingga, para petani membutuhkan suatu wadah untuk melakukan pendeteksian terhadap penyakit-penyakit pada buah jeruk untuk mengurangi kegagalan.

Artificial Intelligent (AI) sudah diterapkan pada bidang kedokteran, peternakan, bahkan pertanian. Salah satu dari implementasi AI tersebut adalah Deep Learning. Deep Learning merupakan salah satu metode learning yang memanfaatkan AI neural network yang berlapis-lapis yang cara kerjanya dibuat semirip mungkin dengan otak manusia. Yang mana, neuron-neuronnya saling terkoneksi satu sama lain dan membentuk sebuah jaringan (Pulung, 2020).

Salah satu Model Deep Learning dalam pengenalan citra yakni Convolutional Neural Network (CNN). CNN ini bekerja dengan meniru sistem pengenalan citra pada visual cortex manusia sehingga memiliki kemampuan mengolah informasi citra (Pulung, 2020). Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan pengujian model CNN dengan arsitektur EfficientNet-B4 yang menghasilkan akurasi sebesar 87,91% (Akbar, 2024). Peneliti akan menggunakan arsitektur EfficientNet-B0 yang menyesuaikan banyaknya dataset yang dipakai, yakni sebanyak 986 data. Maka dari itu, peneliti berharap bahwa model EfficientNet-B0 masih dapat ditingkatkan lagi dengan membandingkannya dengan fine tuning.

METODE PENELITIAN

Metodologi penelitian dirancang secara sistematis untuk membantu peneliti mencapai tujuan dan hasil yang diharapkan melalui langkah-langkah yang teratur dan terarah. Dalam penelitian ini, optimalisasi model CNN EfficientNetB0 dengan metode fine-tuning digunakan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit pada buah jeruk. Proses penelitian ini mencakup tahapan meliputi persiapan data, penerapan fine-tuning pada model, evaluasi performa, hingga analisis hasil untuk memastikan pencapaian yang optimal sesuai tujuan penelitian yang dilakukan. Berikut adalah alur prosesnya:



Gambar 1. Alur metode penelitian
Sumber: Data Diolah

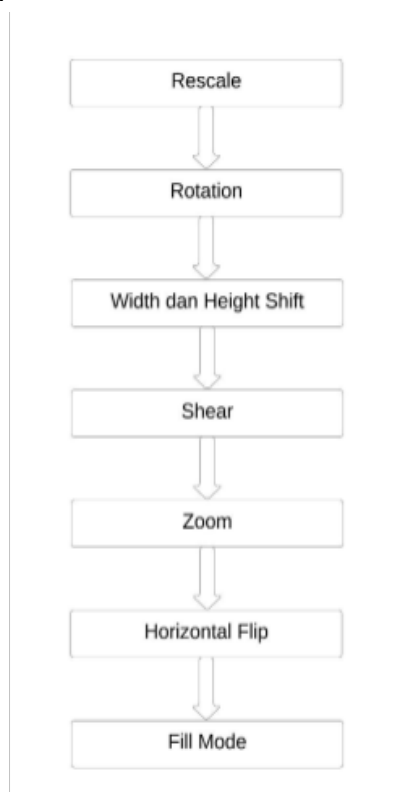
A. Load Dataset

Tahap pertama pada penelitian ini adalah input atau import dataset yang sebelumnya sudah disiapkan melalui google drive. Dataset yang digunakan merupakan dataset citra penyakit buah jeruk yang terdiri dari empat kelas, yaitu Blackspot, Greening, Fresh, dan Canker. Dataset ini diambil dari Kaggle dengan linknya adalah sebagai berikut <https://www.kaggle.com/datasets/jonathansilva2020/orange-diseases-dataset>. Dataset yang digunakan terdiri dari dua folder, yaitu data train dan data test. Setiap kelas dalam dataset memiliki jumlah citra yang berbeda-beda. Pada kelas Blackspot, terdapat total 183 citra dengan 183 citra berada dalam folder data train dan 22 citra dalam folder data test. Pada kelas Greening, terdapat total 346 citra yang terdiri dari 346 citra untuk data train dan 22 citra untuk data test. Sementara itu, kelas Fresh memiliki total 280 citra, di mana 280

citra digunakan sebagai data train dan 33 citra sebagai data test. Terakhir, kelas Canker memiliki jumlah data sebesar 178 citra, yang terdiri dari 178 citra untuk data train dan 22 citra untuk data test.

B. Preprocessing Data

Selanjutnya, setelah dataset telah berhasil diakses tahap selanjutnya adalah proses preprocessing data. Ukuran gambar diatur menjadi 224x224 piksel dan parameter batch size diinisialisasi sebesar 32.



Gambar 2. Pre Processing Data
Sumber: Data Diolah

Pada tahap preprocessing data, dilakukan augmentasi data yang ditunjukkan pada gambar 2, yang digunakan untuk meningkatkan variasi dataset dan mencegah overfitting selama pelatihan model. Teknik augmentasi pertama yang dilakukan, yakni melakukan normalisasi nilai piksel dengan membagi setiap nilai dengan 255 untuk mengubah rentang menjadi 0-1, yang disebut Rescale. Kemudian, dilakukan Rotation, yaitu Rotasi gambar hingga 20 derajat untuk menangani variasi orientasi. Lalu, Width dan Height Shift merupakan prosen pergeseran gambar secara horizontal dan vertikal hingga 20% dari dimensi aslinya.

Pada 4 proses terakhir, data akan dilakukan Shear, Zoom, Horizontal Flip, dan Fill Mode. Shear akan dilakukan distorsi bentuk gambar dengan shear hingga 20%. Kemudian, data citra dilakukan zoom, yaitu perbesaran atau pengecilan gambar hingga 20%. Lalu data akan dibalik gambarnya secara horizontal untuk menambah variasi arah, yang disebut dengan Horizontal Flip. Proses yang paling terakhir dari preprocessing data ini adalah Fill Mode. Fill Mode merupakan proses mengisi area kosong akibat transformasi menggunakan metode "nearest".

C. Splitting Data

Langkah ketiga adalah splitting data yaitu untuk melakukan beberapa pembagian antara data training (latih) dan data validation (validasi). Pada penelitian ini menggunakan 3 (tiga) perbandingan yaitu 90% data training dan 10% data validation (90:10), 80% data training dan 20% data validation (80:20), 70% data training dan 30% data validation (70:30).

D. Pemodelan CNN

Pemodelan CNN dilakukan dengan menerapkan dua jenis model, yaitu model CNN biasa dan model CNN yang dioptimalkan dengan fine-tuning menggunakan pre-trained model EfficientNet-B0. Arsitektur model ini dilatih menggunakan optimizer Adam, dengan fungsi kerugian categorical crossentropy yang umum digunakan untuk klasifikasi multi-kelas. Proses pelatihan dilakukan dengan menggunakan nilai batch size sebesar 32 dan nilai epoch sebesar 50. Pada model pre-trained EfficientNet-B0 dengan penerapan fine-tuning, dilakukan dengan cara membekukan seluruh lapisan kecuali lima lapisan terakhir yang bertujuan agar model mempertahankan fitur umum yang telah dipelajari pada dataset ImageNet, sementara lima lapisan terakhir akan disesuaikan untuk mendeteksi pola yang lebih spesifik pada dataset target yang digunakan dalam penelitian sebelumnya. Selain itu, untuk menghindari overfitting dan meningkatkan performa model, digunakan dua teknik pemantauan model, yakni EarlyStopping dan ModelCheckpoint. Fungsi EarlyStopping diterapkan dengan parameter patience sebesar 5 untuk menghentikan jika tidak ada perbaikan pada metrik validasi selama lima epoch berturut-turut. Sedangkan ModelCheckpoint digunakan untuk menyimpan model dengan performa terbaik berdasarkan akurasi validasi.

E. Pengujian CNN

Pada bagian pengujian metode CNN, kedua model CNN dilatih menggunakan data uji yang telah dipisahkan sebelumnya. Pengukuran performa model dilakukan berdasarkan dua metrik utama, yaitu akurasi dan loss. Akurasi digunakan untuk menilai sejauh mana model dapat memprediksi kelas dengan benar, sementara loss mengukur seberapa besar perbedaan antara prediksi model dan label sebenarnya pada data uji. Akurasi pada setiap model dihitung berdasarkan implementasi model pada data test. Data test ini digunakan untuk menguji kemampuan model dalam melakukan generalisasi terhadap data yang tidak ada dalam proses pelatihan. Model dilatih dengan data training dan data validasi. Setelah model dilatih, evaluasi dilakukan terhadap data test untuk menguji hasil prediksi model.

F. Analisis Hasil dan Evaluasi

Terakhir, dilakukan perbandingan antara model CNN biasa dengan model yang menerapkan fine-tuning untuk klasifikasi penyakit buah jeruk. Metode yang digunakan untuk evaluasi meliputi pengukuran akurasi dan loss untuk membandingkan kedua pendekatan yang digunakan. Tujuan dari evaluasi ini adalah untuk menganalisis efektivitas fine-tuning dalam meningkatkan akurasi klasifikasi penyakit buah jeruk dan untuk menentukan pendekatan mana yang lebih optimal dalam menyelesaikan tugas klasifikasi tersebut.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada penelitian ini, penyiapan data dimulai dengan melakukan preprocessing terhadap data train dalam dataset. Proses preprocessing data dilakukan dengan menerapkan augmentasi untuk memperbesar jumlah dan variasi data citra. Dataset awal yang terdiri dari 987 citra diperluas menjadi 4935 citra. Setelah dilakukan tahap preprocessing data, data train pada dataset dibagi menjadi dua bagian, yaitu data training (pelatihan) dan data validasi dengan ukuran yang beragam pada setiap skenario. Pembagian data dilakukan untuk mengevaluasi kinerja model terhadap perbedaan proporsi data yang digunakan untuk proses pelatihan. Pada skenario pertama, data train dibagi dengan proporsi 90% untuk data training dan 10% untuk data validasi sehingga menghasilkan 4442 citra untuk pelatihan dan 493 citra untuk validasi. Pada skenario kedua, 80% data digunakan sebagai data pelatihan dan 20% sebagai data validasi, menghasilkan 3948 citra untuk pelatihan dan 987 citra untuk validasi. Skenario ketiga membagi data dengan proporsi 70% untuk pelatihan dan 30% untuk validasi, menghasilkan 3455 citra untuk pelatihan dan 1480 citra untuk validasi. Hasil pengujian model pada setiap skenario ditampilkan dalam Tabel 1.

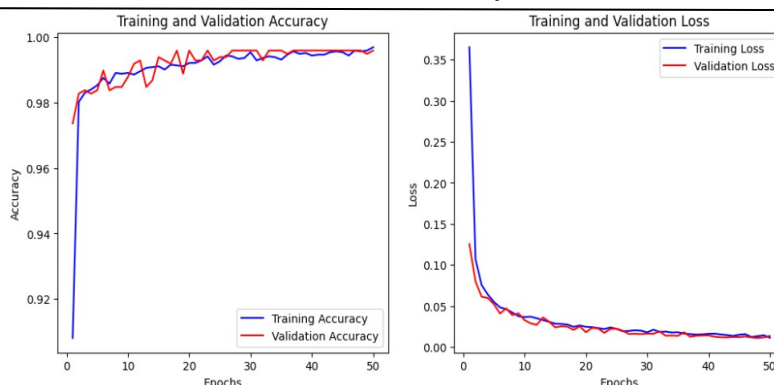
Tabel 1
Loss Dan Accuracy Pada Training

<i>Pembagian Data</i>	<i>Model EfficientNet-B0 Original (Akurasi/Loss)</i>	<i>Model EfficientNet-B0 dengan Penerapan Fine-Tuning (Akurasi/Loss)</i>
90:10	0.9600 / 0.1283	0.9661 / 0.2344
80:20	0.9683 / 0.1199	0.9846 / 0.0904
70:30	0.9444 / 0.1679	0.9723 / 0.1203

Sumber: Data Diolah

Berdasarkan hasil yang telah disajikan pada Tabel 1, dapat dilihat bahwa terdapat variasi performa model pada setiap skenario pembagian data. Pelatihan model EfficientNet-B0 pada skenario pembagian 80% data training (latih) dan 20% data validasi mampu memberikan performa yang lebih unggul untuk kedua jenis model. Pada skenario ini, model dengan penerapan fine-tuning menghasilkan akurasi tertinggi sebesar 0.9846 dengan nilai loss terendah yaitu 0.0904, hasil yang lebih tinggi dibandingkan model biasa yang hanya mencapai akurasi sebesar 0.9683 dengan nilai loss 0.1199.

Pada Gambar 3 pembagian 90% data training dan 10% data validasi, model dengan penerapan fine-tuning juga menunjukkan peningkatan akurasi dibandingkan dengan model biasa, namun nilai loss yang dihasilkan dari model dengan penerapan fine-tuning justru lebih tinggi sebesar 0.2344 dibandingkan dengan model biasa dengan nilai loss sebesar 0.1283. Sementara itu, pada pembagian 70% data training dan 30% data validasi, terdapat peningkatan akurasi dan penurunan nilai loss pada model dengan penerapan fine-tuning dibandingkan dengan model biasa, namun akurasi yang dicapai masih lebih rendah dibandingkan dengan skenario model pembagian 80:20.



Gambar. 3 Grafik pelatihan model dengan penerapan fine tuning pada pembagian data 80 : 20

Sumber: Data Diolah

Hal ini menunjukkan bahwa pemilihan ukuran distribusi data training dan validasi memiliki pengaruh penting terhadap performa optimal model, di mana pembagian data 80:20 memberikan hasil yang lebih optimal dibandingkan skenario lainnya. Dari seluruh skenario yang diuji, teknik fine-tuning terbukti cukup efektif dalam memberikan peningkatan yang signifikan terhadap perolehan nilai akurasi, namun belum sepenuhnya optimal dalam menurunkan nilai loss pada beberapa skenario yang diuji.

SIMPULAN

Penerapan teknik fine-tuning pada model pre-trained EfficientNet-B0 terbukti efektif dalam meningkatkan tingkat akurasi pada seluruh skenario pembagian data (90:10, 80:20, dan 70:30) yang diuji. Pada skenario pembagian data 80% data training dan 20% data validation, model dengan fine-tuning mengalami peningkatan akurasi sebesar 1.63% (dari 96.83% menjadi 98.46%) dengan nilai loss terendah sebesar 0.0904, dibandingkan dengan model tanpa fine-tuning. Pada skenario 90% data training dan 10% data validation, fine-tuning meningkatkan akurasi sebesar 0.61% (dari 96.00% menjadi 96.61%), meskipun nilai loss yang dihasilkan justru lebih tinggi, yaitu 0.2344, dibandingkan dengan model tanpa fine-tuning yang menghasilkan akurasi 96.00% dengan nilai loss 0.1283. Pada skenario 70% data training dan 30% data validation, fine-tuning memberikan peningkatan akurasi sebesar 2.79% (dari 94.44% menjadi 97.23%) dan penurunan nilai loss dari 0.1679 menjadi 0.1203, dibandingkan dengan model tanpa fine-tuning. Peningkatan ini menunjukkan bahwa fine-tuning dapat memanfaatkan pengetahuan yang telah ada dalam model pre-trained seperti EfficientNet-B0 dan menyesuaikannya dengan dataset tertentu untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat. Namun nilai loss yang lebih tinggi pada beberapa skenario, seperti pada pembagian 90:10 menunjukkan adanya tantangan dalam mencapai keseimbangan antara akurasi dan kesalahan prediksi. Oleh karena itu, diperlukan optimasi lebih lanjut, seperti penyesuaian hyperparameter atau teknik pelatihan tambahan, untuk mengurangi nilai loss secara konsisten. Selain itu, hasil penelitian ini juga menunjukkan pentingnya memilih proporsi data training dan validasi yang tepat karena pendekatan yang sesuai dalam membagi data dan penerapan fine-tuning dapat memberikan hasil yang lebih optimal dalam meningkatkan kinerja model klasifikasi citra.

DAFTAR PUSTAKA

- Mauludy M, Rulyana D, dan Hardjianto M, "Deteksi Jamur Beracun dengan Algoritma Convolutional Neural Network dan Arsitektur EfficientNet-B0." JURNAL MEDIA INFORMATIKA BUDIDARMA, vol. 8, no. 1, pp. 555-562, Januari 2024.
- Adi Nugroho P, Fenriana I, dan Arijanto R, "IMPLEMENTASI DEEP LEARNING MENGGUNAKAN CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) PADA EKSPRESI MANUSIA."
JURNAL ALGOR, vol. 2, no. 1, pp. 12-21, September 2020.
- Pradana A, Setiadi D, dan Muslikh A, "Fine tuning model Convolutional Neural Network EfficientNet-B4 dengan augmentasi data untuk klasifikasi penyakit kakao." Journal of Information System and Application Development, vol. 2, no. 1, pp. 1-11, March 2024.
- Swasono D, Abuemas M, Wijaya R, dan Hidayat A, "Klasifikasi Penyakit pada Citra Buah Jeruk Menggunakan Convolutional Neural Networks (CNN) dengan Arsitektur Alexnet." Informatics Journal, vol. 8, no. 1, pp. 68-75, 2023.
- Ardianto R dan Kartika Wibisono S, "Analisis Deep Learning Metode Convolutional Neural Network Dalam Klasifikasi Varietas Gandum." JURNAL KOLABORATIF SAINS, vol. 6, no. 12, pp. 2081-2092, Desember 2023
- Wulandari I, Yasin H, dan Widiharah T, "KLASIFIKASI CITRA DIGITAL BUMBU DAN REMPAH DENGAN ALGORITMA CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN)." JURNAL GAUSSIAN, vol. 9, no. 3, pp. 273-282, 2020.
- Fajri R, Santoso I, Alvin Y, dan Soetrisno A, "PERANCANGAN PROGRAM PENDETEKSI DAN PENGKLASIFIKASI JENIS KENDARAAN DENGAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) DEEP LEARNING." TRANSIENT, vol. 9, no. 1, pp. 97-106, Maret 2020
- Azahro Choirunisa N, Karlita T, dan Asmara R, "Deteksi Ras Kucing Menggunakan Compound Model Scalling Convolutional Neural Network." Technomedia Journal, vol. 6, no. 2, pp. 236-251, Februari 2022
- Suyanto. (2022). Machine Learning (Tingkat Dasar dan Lanjut) Edisi 2. Informatika Bandung. ISBN 6026232788, 9786026232786.
- Pahlevi, S. M. (2023). Kecerdasan Buatan dengan Deep Learning. Elex Media Komputindo. ISBN 9786230049682.