SISTEM DETEKSI KUALITAS TANAMAN CABAI RAWIT PADA BENGKEL AGROBISNIS POLTESA MENGGUNAKAN ALGORITMA YOLO11

Dea Astuti[1], Muhammad Usman[2]

[1]Program Studi Manajemen Informatika, Politeknik Negeri Sambas
[2]Program Studi Manajemen Informatika, Politeknik Negeri Sambas
Email: [1]deaastuti.mi@poltesa.ac.id, [2]usman@poltesa.ac.id

(Naskah masuk: 11 Januari 2026, diterima untuk diterbitkan: -)

Abstrak

Cabai rawit (Capsicum frutescens L.) merupakan salah satu komoditas hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi, namun produktivitasnya sering mengalami penurunan akibat serangan penyakit. Penelitian ini bertujuan membangun sistem deteksi kualitas tanaman cabai rawit pada Bengkel Agrobisnis Politeknik Negeri Sambas menggunakan algoritma YOLO11 untuk membantu proses identifikasi penyakit dan kondisi tanaman secara otomatis. Metode penelitian yang digunakan adalah Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) yang meliputi tahapan data preparation, modelling, evaluation, dan deployment. Dataset yang digunakan terdiri dari 500 citra tanaman cabai rawit dengan lima kelas, yaitu antraknosa, cercospora, phytophthora, buah sehat, dan daun sehat. Dataset melalui proses anotasi menggunakan Label Studio, augmentasi menggunakan Roboflow, serta pembagian data dengan rasio 90% data pelatihan dan 10% data validasi. Model YOLO11m dilatih menggunakan image size 640×640 piksel, batch size 16, dan 120 epoch pada platform Google Colab. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model memperoleh nilai Precision sebesar 89,90%, Recall sebesar 79,62%, mAP50 sebesar 86,48%, dan mAP50-95 sebesar 58,20%. Model mampu mendeteksi penyakit maupun kondisi tanaman sehat pada berbagai kondisi citra, meskipun performa deteksi pada kelas phytophthora masih perlu ditingkatkan.

Kata kunci: *Deteksi Objek, Cabai Rawit, YOLOv11, CRISP-DM*

A YOLO11-BASED QUALITY DETECTION SYSTEM FOR CAYENNE PEPPER PLANTS AT THE POLTESA AGRIBUSINESS WORKSHOP

Abstract

Cayenne pepper is a horticultural commodity with high economic value; however, its productivity is often reduced by plant disease. This study develops a cayenne pepper plant quality detection system at the Agribusiness Workshop of Sambas State Polytechnic using the YOLO11 algorithm to automatically identify plant diseases and healthy conditions. The research employs the Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) methodology, consisting of data preparation, modelling, evaluation, and deployment stages. The dataset comprises 500 images of cayenne pepper plants categorized into five classes: anthracnose, cercospora, phytophthora, healthy fruit, and healthy leaf. The dataset was annotated using Label Studio, augmented using Roboflow, and split with a ratio of 90% training data and 10% validation data. The YOLO11m model was trained using an image size of 640×640 pixels, a batch size of 16, and 120 epochs on Google Colab. The experimental results show that the model achieved a Precision of 89.90%, Recall of 79.62%, mAP50 of 86.48%, and mAP50-95 of 58.20%. The model was able to detect both plant diseases and healthy plant conditions under various image conditions, although detection performance on the phytophthora class still needs improvement.

Keywords: *Object Detection, Cayenne Pepper, YOLOv11, CRISP-DM*

1. PENDAHULUAN

Cabai rawit (Capsicum frutescens L.) merupakan salah satu komoditas tanaman hortikultura yang memiliki nilai ekonomi tinggi dan banyak dimanfaatkan oleh masyarakat Indonesia baik untuk kebutuhan konsumsi maupun kebutuhan industri. Namun, proses budidaya cabai rawit sering mengalami gangguan berupa serangan penyakit dan hama yang menyebabkan penurunan kualitas hasil panen, dan hal ini menjadi salah satu kendala utama

yang dihadapi petani dalam menjaga produktivitas tanaman.

Tanaman cabai rawit yang dibudidayakan di Bengkel Agrobisnis Politeknik Negeri Sambas (Poltesa) rentan terhadap beberapa jenis penyakit, di antaranya antraknosa, cercospora (bercak hitam pada daun), dan phytophthora (busuk pada batang). Gejala visual dari penyakit-penyakit tersebut sering kali hampir mirip satu sama lain sehingga menyulitkan proses identifikasi secara manual, bahkan bagi pengamat yang berpengalaman. Selain itu, penyakit yang tidak terdeteksi sejak dini dapat menyebar dengan cepat dan menurunkan hasil panen secara signifikan.

Perkembangan teknologi computer vision berbasis deep learning membuka peluang untuk mengotomatisasi proses identifikasi tersebut. You Only Look Once (YOLO) merupakan salah satu algoritma object detection yang mampu melakukan deteksi objek secara real-time dengan kecepatan pemrosesan yang lebih baik dibandingkan pendekatan berbasis region seperti R-CNN maupun DPM (Riva & Jayanta, 2023). Penerapan computer vision pada bidang pertanian telah banyak dikaji, di antaranya klasifikasi penyakit tanaman menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) (Anwar, 2024), dan beberapa penelitian lanjutan menunjukkan bahwa keluarga algoritma YOLO memberikan performa yang baik dalam mendeteksi objek pertanian, termasuk tanaman cabai rawit.

Berdasarkan permasalahan tersebut, penelitian ini bertujuan membangun sistem deteksi kualitas tanaman cabai rawit berbasis pengolahan citra digital menggunakan algoritma YOLO11 di Bengkel Agrobisnis Poltesa. Sistem dirancang untuk menerima input berupa foto buah, daun, maupun batang cabai rawit, kemudian melakukan deteksi dan klasifikasi otomatis ke dalam lima kelas, yaitu buah sehat, daun sehat, antraknosa, cercospora, dan phytophthora. Model dilatih menggunakan dataset yang dikumpulkan langsung dari Bengkel Agrobisnis Poltesa, dianotasi menggunakan Label Studio, dan dilatih pada platform Google Colab dengan dukungan GPU, sehingga diharapkan dapat mendukung penanganan dini terhadap penyakit tanaman cabai rawit secara cepat dan konsisten.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan metode Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM), yaitu metodologi pemecahan masalah yang umum digunakan untuk kebutuhan bisnis maupun penelitian berbasis data (Hasanah, Soim, & Handayani, 2021). Metodologi ini terdiri dari enam tahapan, yaitu business understanding, data understanding, data preparation, modelling, evaluation, dan deployment.

Pada tahap business understanding, dilakukan pemahaman terhadap kendala pada Bengkel Agrobisnis Poltesa terkait proses identifikasi kondisi tanaman cabai rawit yang masih dilakukan secara manual dan memiliki keterbatasan pada aspek konsistensi serta akurasi. Tahap data understanding dilakukan dengan mengumpulkan 500 citra tanaman cabai rawit menggunakan kamera smartphone secara langsung di lapangan, dengan memperhatikan variasi sudut pengambilan, kondisi pencahayaan, jarak, dan latar belakang objek agar dataset memiliki keragaman yang cukup untuk mendukung generalisasi model.

Dataset dikelompokkan ke dalam lima kelas, yaitu: (1) buah sehat, berupa citra buah cabai rawit yang segar dan tidak terserang penyakit; (2) daun sehat, berupa citra daun tanpa tanda serangan penyakit; (3) antraknosa, ditandai dengan bercak cekung berwarna hitam kecoklatan pada buah; (4) cercospora, ditandai bercak kecil berwarna hitam kecoklatan hingga abu-abu pada daun; dan (5) phytophthora, ditandai bercak basah berwarna cokelat kehitaman pada batang. Masing-masing kelas terdiri dari 100 citra sehingga total dataset awal berjumlah 500 citra.

Pada tahap data preparation, seluruh citra dianotasi secara manual menggunakan perangkat lunak Label Studio dengan membuat bounding box pada objek yang menjadi target deteksi, menghasilkan berkas anotasi berformat .txt sesuai standar YOLO. Dataset kemudian diaugmentasi menggunakan Roboflow (rotasi 90°, shear, blur, dan penambahan noise) untuk memperkaya variasi data dan mengurangi risiko overfitting, sehingga jumlah dataset meningkat dari 500 menjadi kurang lebih 1.500–2.000 citra. Dataset hasil augmentasi selanjutnya dibagi dengan rasio 90% data pelatihan (training) dan 10% data validasi (validation), seperti disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1. Rincian Jumlah Dataset Citra per Kelas

Kelas	Data Train (90%)	Data Valid (10%)
Antraknosa	370	34
Buah Sehat	636	76
Cercospora	646	78
Daun Sehat	642	62
Phytophthora	510	74
Total	2804	324

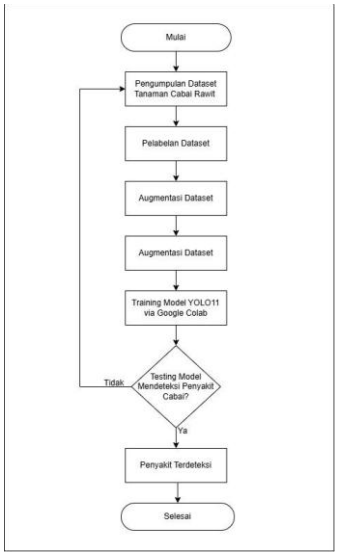
Perangkat lunak yang digunakan pada penelitian ini meliputi Google Colab sebagai platform pelatihan model berbasis cloud dengan akselerasi GPU T4, Roboflow untuk manajemen dan augmentasi dataset, Label Studio untuk anotasi bounding box, serta Visual Studio Code sebagai IDE utama untuk membangun aplikasi deteksi berbasis Python. Perangkat keras yang digunakan adalah laptop dengan prosesor Intel Core i3-N305 dan RAM 8 GB.

Tahap modelling dilakukan dengan melatih (training) model YOLO11 varian medium (YOLO11m) menggunakan arsitektur berbasis Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengekstraksi fitur visual dari data latih. Konfigurasi hyperparameter yang digunakan adalah image size 640×640 piksel, batch size 16, dan 120 epoch. YOLO (You Only Look Once) merupakan algoritma object detection yang menerapkan pendekatan classifier atau locator pada berbagai lokasi dan skala citra sehingga memungkinkan proses deteksi berjalan mendekati real-time (Riva & Jayanta, 2023).

Tahap evaluation dilakukan untuk mengukur kinerja model menggunakan metrik Precision, Recall, F1-Score, mean Average Precision (mAP), dan confusion matrix. Precision mengukur proporsi prediksi positif yang benar terhadap seluruh prediksi positif, sedangkan Recall mengukur proporsi objek positif yang berhasil dikenali oleh model dari seluruh objek positif yang sebenarnya. Nilai mAP50 dihitung pada ambang Intersection over Union (IoU) 50%, sedangkan mAP50-95 dihitung pada rata-rata beberapa ambang IoU antara 50% hingga 95%. Tahap terakhir, deployment, merupakan penerapan model ke dalam aplikasi berbasis Streamlit yang terhubung dengan basis data SQLite untuk menyimpan riwayat deteksi.

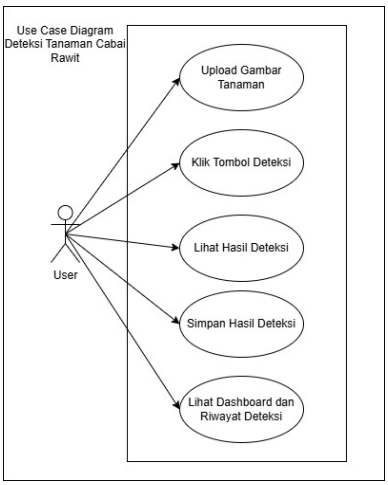
3. PERANCANGAN SISTEM

Rancangan sistem digambarkan dalam bentuk flowchart yang mencakup seluruh proses mulai dari pengumpulan dataset hingga sistem berhasil mendeteksi penyakit pada tanaman cabai rawit, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1. Apabila pada tahap pengujian model belum mampu mendeteksi penyakit dengan baik, maka proses akan kembali ke tahap pengumpulan dataset untuk memperkaya data latih.



Gambar 1. Flowchart Sistem Deteksi

Interaksi antara pengguna dan sistem digambarkan melalui use case diagram pada Gambar 2. Sistem yang dibangun hanya memiliki satu aktor, yaitu user, yang dapat melakukan lima aktivitas utama: mengunggah gambar tanaman, mengklik tombol deteksi, melihat hasil deteksi, menyimpan hasil deteksi, serta melihat dashboard dan riwayat deteksi yang tersimpan pada basis data.

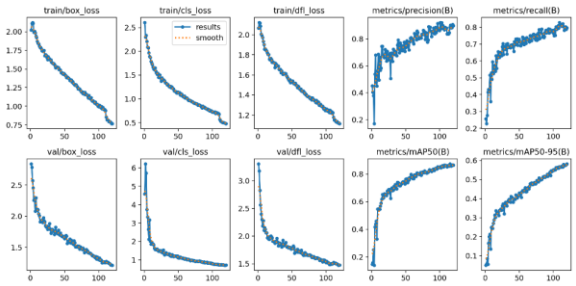


Gambar 2. Use Case Diagram Sistem

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1 Hasil Pelatihan Model

Proses pelatihan model YOLO11m dilakukan selama 120 epoch pada platform Google Colab. Gambar 3 menunjukkan grafik hasil pelatihan yang terdiri dari kurva loss (box loss, classification loss, dan distribution focal loss) baik pada data latih maupun data validasi, serta kurva metrik performa (precision, recall, mAP50, dan mAP50-95). Nilai loss pada data latih maupun validasi menunjukkan tren penurunan yang konsisten sejak epoch awal hingga mendekati konvergensi pada epoch akhir, sementara nilai precision, recall, dan mAP menunjukkan tren peningkatan yang stabil, mengindikasikan bahwa model memiliki kemampuan generalisasi yang cukup baik terhadap data baru tanpa gejala overfitting yang signifikan.



Gambar 3. Grafik Hasil Pelatihan Model YOLO11m

4.2 Evaluasi Kinerja Model

Hasil evaluasi pada epoch terakhir menunjukkan bahwa model YOLO11m berhasil mendeteksi dan mengenali kelima kelas objek dengan nilai Precision

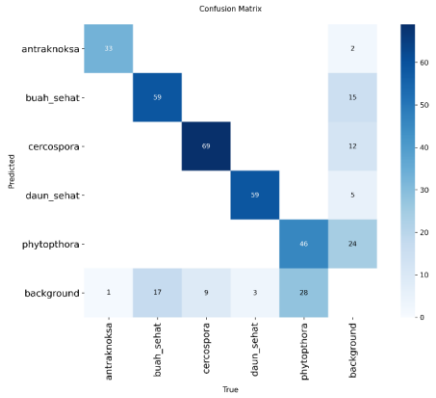
sebesar 89,90%, Recall sebesar 79,62%, mAP50 sebesar 86,48%, dan mAP50-95 sebesar 58,20%, sebagaimana dirangkum pada Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Evaluasi Pelatihan Model

Dataset (train:val)	Epoch	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
90:10	120	89,90%	79,62%	86,48%	58,20%

Nilai Precision yang tinggi menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi model terhadap suatu kelas penyakit bernilai benar, atau dengan kata lain tingkat false positive tergolong rendah. Sementara itu, nilai Recall yang relatif lebih rendah menunjukkan bahwa model masih melewatkan sebagian objek yang seharusnya terdeteksi (false negative), khususnya pada kelas dengan gejala visual yang lebih bervariasi seperti phytophthora. Kombinasi antara Precision yang tinggi dan Recall yang relatif lebih rendah ini mengindikasikan bahwa model bersifat cukup selektif dalam memberikan prediksi, sehingga masih terdapat ruang perbaikan, misalnya melalui penambahan data latih atau penyesuaian ambang confidence.

Analisis lebih rinci terhadap performa klasifikasi dilakukan menggunakan confusion matrix pada data validasi, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 4. Kelas cercospora memiliki jumlah deteksi benar terbanyak (69 dari 78 objek), diikuti kelas buah_sehat (59 dari 76) dan daun_sehat (59 dari 62), sedangkan kelas antraknosa menunjukkan tingkat pengenalan yang sangat baik dengan 33 dari 34 objek terdeteksi benar. Kelas phytophthora memiliki jumlah kesalahan deteksi paling banyak, yaitu hanya 46 dari 74 objek terdeteksi benar, sementara 28 objek lainnya gagal terdeteksi dan terklasifikasi sebagai background. Kesalahan ini diduga disebabkan oleh gejala visual phytophthora berupa bercak basah pada batang yang variasinya lebih sulit dibedakan dibandingkan pola bercak pada daun maupun buah, terutama pada gejala awal yang belum terlihat jelas.



Gambar 4. Confusion Matrix Model YOLO11m

Secara keseluruhan, kesalahan klasifikasi antarkelas penyakit yang berbeda relatif jarang terjadi; kesalahan yang muncul lebih banyak berupa objek yang gagal terdeteksi (tergolong background) dibandingkan objek yang tertukar antarkelas. Hal ini menunjukkan bahwa model cukup mampu membedakan karakteristik visual dari masing-masing kelas penyakit maupun kondisi sehat.

4.3 Implementasi dan Pengujian Sistem

Model YOLO11m yang telah dilatih diimplementasikan ke dalam sebuah aplikasi berbasis Streamlit yang memungkinkan pengguna mengunggah citra daun atau buah cabai rawit, kemudian sistem menampilkan hasil deteksi berupa kelas penyakit, tingkat confidence, dan status kesehatan tanaman. Setiap hasil deteksi disimpan ke dalam basis data SQLite sehingga dapat ditampilkan kembali pada halaman dashboard riwayat deteksi.

Pengujian dilakukan pada berbagai kondisi citra lapangan, termasuk citra dengan latar belakang non-tanaman, citra yang memuat beberapa objek sekaligus, serta citra dengan gejala penyakit pada tahap yang masih sangat awal. Model terbukti mampu mendeteksi objek dengan tingkat confidence tinggi (di atas 0,85) pada kondisi ideal maupun sebagian kondisi lapangan yang lebih menantang, misalnya buah cabai dengan latar belakang lantai semen (confidence 0,87) atau citra yang memuat tiga daun sekaligus (confidence 0,84–0,87). Namun, pada gejala penyakit dengan bercak yang masih sangat kecil dan samar, tingkat confidence deteksi menurun secara signifikan (0,36–0,59), menunjukkan bahwa kejelasan gejala visual pada citra yang diunggah pengguna tetap berpengaruh terhadap keandalan hasil deteksi.

Dibandingkan dengan proses identifikasi manual yang sebelumnya diterapkan di Bengkel Agrobisnis Poltesa, penerapan sistem berbasis YOLO11 ini memberikan tiga keunggulan utama, sebagaimana dirangkum pada Tabel 3, yaitu proses deteksi yang berjalan otomatis, waktu pemrosesan yang lebih cepat, serta konsistensi hasil yang lebih terjaga karena tidak lagi bergantung pada ketelitian maupun pengalaman masing-masing pengamat.

Tabel 3. Perbandingan Proses Identifikasi Sebelum dan Setelah Implementasi Sistem

Aspek	Sebelum Implementasi	Setelah Implementasi
Proses identifikasi	Manual melalui pengamatan visual	Otomatis menggunakan model YOLO11
Kecepatan proses	Relatif lambat, dinilai satu per satu	Lebih cepat karena diproses sistem
Konsistensi hasil	Bervariasi antarpengamat	Konsisten berdasarkan model terlatih

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, dapat

disimpulkan bahwa algoritma YOLO11 berhasil diimplementasikan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi tanaman cabai rawit pada Bengkel Agrobisnis Poltesa dengan mengadaptasi metodologi CRISP-DM secara menyeluruh, mulai dari business understanding hingga deployment. Model YOLO11m yang dilatih selama 120 epoch dengan batch size 16 pada dataset yang telah dianotasi dan diaugmentasi berhasil mencapai nilai Precision 89,90%, Recall 79,62%, mAP50 86,48%, dan mAP50-95 58,20%. Nilai Precision yang tinggi menunjukkan prediksi model sebagian besar tepat, sementara nilai Recall yang sedikit lebih rendah mengindikasikan bahwa sebagian objek, terutama pada kelas phytophthora, masih belum berhasil terdeteksi secara optimal.

Hasil pengujian pada berbagai kondisi citra menunjukkan bahwa model bekerja baik pada kondisi ideal maupun sebagian kondisi lapangan yang kurang ideal, namun tingkat confidence deteksi menurun pada gejala penyakit yang masih sangat awal dan samar. Dengan demikian, sistem deteksi kualitas tanaman cabai rawit berbasis YOLO11 ini terbukti dapat menjadi alat bantu otomatis yang mempercepat dan menjaga konsistensi proses identifikasi kondisi tanaman dibandingkan pengamatan visual manual. Penelitian selanjutnya disarankan untuk menambah jumlah dan variasi dataset, khususnya pada kelas phytophthora, mengeksplorasi konfigurasi hyperparameter yang lebih luas, serta mengembangkan sistem agar dapat diakses melalui aplikasi mobile guna mendukung deteksi langsung di lapangan.

DAFTAR PUSTAKA

ANWAR, M., 2024. Segmentasi Citra Daun dan Cabai Menggunakan YOLO V7. Journal of Information System and Computer, 3(1), pp.17-25.

ASH'SHOBIR, A.H.A., HARLI, K.G.P., RUDI, A.P.P., PUTRO, I.G.S. dan CAHYONO, O.D.P., 2025. Sistem Deteksi Kualitas Cabai Rawit Menggunakan Metode YOLO (You Only Look Once). Politeknik Negeri Jember.

HASANAH, M.A., SOIM, S. dan HANDAYANI, A.S., 2021. Implementasi CRISP-DM Model Menggunakan Metode Decision Tree dengan Algoritma CART untuk Prediksi Curah Hujan Berpotensi Banjir. Journal of Applied Informatics and Computing, 5(2), pp.103-108.

MALIANA, D.G., WULANNINGRUM, R. dan ROCHANA, S., 2025. Deteksi Objek Tanaman Tomat dan Hama Tanaman Menggunakan YOLO-v9. Prosiding SEMNAS, 9, pp.565-574.

MARLIAH, A. dan HAYATI, R., 2022. Pertumbuhan dan Hasil Cabai Rawit (Capsicum Frutescens L.) Akibat Pemberian Dosis Pupuk NPK DGW Compaction dan Konsentrasi Pupuk Organik Cair Limbah Kulit Pisang. Jurnal Agrium, 19(4), pp.343-353.

PARERA, P.L., LISTYOPUTRO, G.B., RAIHANANTA, K., PURNAMA, R.A., SANTOSO, R. dan APRIANA, V., 2025. Sistem Deteksi Penyakit pada Tanaman Cabai Menggunakan RT-DETR dan YOLOv8. Jurnal Teknik Informatika dan Teknologi Informasi, 5(3), pp.499-519.

RAHMAN, S., SEMBIRING, A., SIREGAR, D., KHAIR, H., PRAHMANA, I.G., PUSPADINI, R. dan ZEN, M., 2023. Python: Dasar dan Pemrograman. Yayasan Kita Menulis.

RAUP, A., RIDWAN, W., KHOERIYAH, Y., SUPIANA, S. dan ZAQIAH, Q.Y., 2022. Deep Learning dan Penerapannya dalam Pembelajaran. Jurnal Ilmiah Ilmu Pendidikan, 5(9), pp.3258-3267.

RIVA, L.S. dan JAYANTA, J., 2023. Deteksi Penyakit Tanaman Cabai Menggunakan Algoritma YOLOv5 dengan Variasi Pembagian Data. Jurnal Informatika: Jurnal Pengembangan IT, 8(3), pp.248-254.

SALEHA, S.S., KONIYO, M.H. dan POLIN, M., 2025. Deteksi Dini Hama dan Penyakit Tanaman Padi dengan Metode YOLO. Journal of System and Information Technology, 5(2), pp.173-182.

SELVIANA ANGGREANI dan YAHFIZHAM, 2024. Pengantar dan Pengenalan Konsep Dasar Algoritma Pemrograman. Pendekar: Jurnal Pendidikan Berkarakter, 2(1), pp.282-294.