Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)
Volume 9 Nomor 5, Tahun 2026
e-ISSN : 2614-1574
p-ISSN : 2621-3249

PENGEMBANGAN SISTEM KASIR PINTAR BERBASIS WEB DENGAN ON DEVICE OBJECT DETECTION MENGGUNAKAN YOLOV8-NANO UNTUK IDENTIFIKASI PRODUK OTOMATIS PADA UMKM ANEKA KUE PAK YANTO

DEVELOPMENT OF A WEB-BASED SMART CASHIER SYSTEM USING YOLOV8-NANO ON-DEVICE OBJECT DETECTION FOR AUTOMATIC PRODUCT IDENTIFICATION IN ANEKA KUE PAK YANTO MSME

Adnan Wahab[1], Dadang Iskandar Mulyana[2], Mesra Betty Yel[3]
Program Studi Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika, Kota Jakarta Timur, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia[1,2,3]
adnandhw@gmail.com[1], mahvin2012@gmail.com[2], mesrabettyyel@stikomcki.ac.id[3]

ABSTRACT

Transaction activities at Aneka Kue Pak Yanto MSME are still performed manually, leading to recording errors, slower service, and difficulties in generating sales reports. This study aims to develop a web-based smart cashier system by integrating on-device object detection using YOLOv8-Nano to automatically identify 21 bakery products without barcode scanning. The system was developed using the Waterfall method, with Laravel as the backend framework and ONNX Runtime Web to perform local inference directly within the web browser. The dataset was created through image acquisition, annotation, and data augmentation before training the detection model. Model performance was evaluated using Accuracy, Precision, Recall, F1-Score, and Mean Average Precision (mAP). The proposed system is expected to accelerate transaction processing, minimize human errors, improve product identification accuracy, and support the digital transformation of MSMEs through an efficient, intelligent, and browser-based cashier solution.

Keywords : *Smart Cashier System, YOLOv8-Nano, On-Device Object Detection, ONNX Runtime Web, MSMEs.*

ABSTRAK

Proses transaksi pada UMKM Aneka Kue Pak Yanto masih dilakukan secara manual sehingga berpotensi menimbulkan kesalahan pencatatan, memperlambat pelayanan, dan menyulitkan penyusunan laporan penjualan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem kasir pintar berbasis web yang mengintegrasikan teknologi *on-device object detection* menggunakan YOLOv8-Nano untuk mengidentifikasi 21 jenis produk kue secara otomatis tanpa barcode. Sistem dikembangkan menggunakan metode Waterfall dengan Laravel sebagai backend serta ONNX Runtime Web untuk menjalankan proses inferensi secara lokal pada browser. Dataset disusun dari citra produk yang diperoleh melalui proses pengambilan gambar, anotasi, dan augmentasi sebelum dilakukan pelatihan model. Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik *Accuracy*, *Precision*, *Recall*, *F1-Score*, dan *Mean Average Precision (mAP)*. Hasil penelitian diharapkan menghasilkan sistem kasir yang mampu mempercepat proses transaksi, mengurangi *human error*, meningkatkan akurasi identifikasi produk, serta mendukung digitalisasi operasional UMKM secara efisien.

Kata Kunci: Sistem Kasir Pintar, YOLOv8-Nano, *On-Device Object Detection*, ONNX Runtime Web, UMKM.

PENDAHULUAN

Perkembangan teknologi digital telah mendorong transformasi signifikan di berbagai sektor usaha, termasuk Usaha Mikro, Kecil, dan Menengah (UMKM). Digitalisasi dan penerapan kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence*) terbukti mampu meningkatkan efisiensi operasional, efektivitas pengelolaan usaha, serta kualitas pelayanan kepada pelanggan (Monix Alfionita Lestari et al., 2023); (Ramadhany et al., 2023). Salah satu cabang kecerdasan buatan yang berkembang pesat adalah *Computer Vision*, khususnya fungsi *Object Detection*, yang memungkinkan komputer memperoleh, mengolah, dan memahami informasi visual secara *real-time* (Shah & Tembhurne, 2023). Dalam sektor perdagangan modern, *Object Detection* dapat dimanfaatkan untuk membangun sistem kasir pintar (*smart cashier system*) untuk mengenali produk

secara otomatis tanpa harus melalui pemindaian manual (Amjoud & Amrouch, 2023); (Surya Jaya & Mulyana, 2023).

UMKM Aneka Kue Pak Yanto merupakan usaha ritel makanan yang menjual 21 varian kue tradisional dan modern. Berdasarkan hasil observasi dan wawancara di lapangan, proses transaksi pada mitra masih dilakukan secara konvensional, di mana kasir menghitung jumlah item dan harga secara manual serta mencatat riwayat penjualan pada buku harian sederhana. Kondisi ini menyebabkan durasi transaksi menjadi cukup lama, yaitu berkisar antara 2 hingga 5 menit per transaksi. Selain itu, risiko *human error* seperti kesalahan penentuan harga dan selisih pencatatan sering terjadi pada jam sibuk. Berbeda dengan toko ritel modern yang mengandalkan pemindaian *barcode* atau *QR Code*, produk kue basah dan *pastry* yang dijual tidak memiliki kemasan individual ber-*barcode*, sehingga penerapan *barcode* dinilai kurang praktis dan dapat menghambat laju operasional (Surya Jaya & Mulyana, 2023). Oleh karena itu, pendekatan *Computer Vision* berbasis *Object Detection* menjadi solusi yang tepat untuk mengenali karakteristik visual produk secara langsung melalui kamera (Arkin et al., 2023).

Salah satu algoritma *Object Detection* yang efisien untuk pemrosesan *real-time* adalah *You Only Look Once* (YOLO) generasi kedelapan, yaitu YOLOv8. Varian YOLOv8-Nano (YOLOv8n) dirancang sebagai model ringan (*lightweight model*) yang memiliki jumlah parameter relatif sedikit, ukuran berkas yang kecil, serta waktu inferensi yang sangat cepat, namun tetap mempertahankan akurasi deteksi yang tinggi (Terven & Cordova-Esparza, 2024); (Reis et al., 2024). Sebagian besar penelitian terdahulu mengenai *Automatic Retail Checkout* masih berfokus pada optimasi model deteksi secara terpisah, mengandalkan produk ber-*barcode*, atau menggunakan komputasi berbasis *cloud server* yang membutuhkan koneksi internet stabil dan berpotensi memicu latensi tinggi (Tan et al., 2024); (Skinderowicz, 2024); (Corputty & Wibowo, 2024). Penerapan komputasi lokal (*on-device AI*) mulai banyak diadopsi untuk menjalankan inferensi secara langsung pada perangkat pengguna guna mengurangi ketergantungan terhadap *server* eksternal, mempercepat waktu respons, serta menjaga privasi data (Ning et al., 2024).

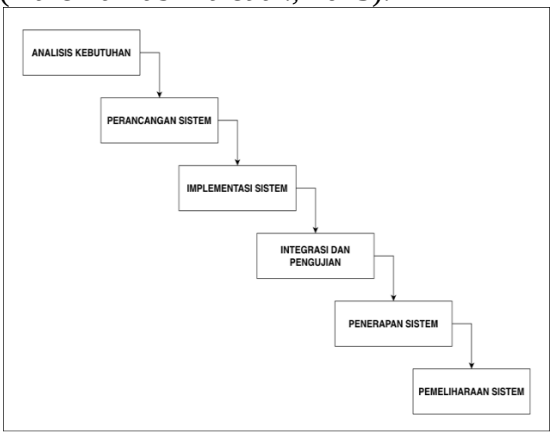
Kebaruan (*novelty*) dalam penelitian ini terletak pada pengembangan sistem kasir pintar berbasis web secara *end-to-end* yang mengintegrasikan model YOLOv8-Nano dengan mekanisme *browser-based on-device object detection* menggunakan ONNX Runtime Web. Melalui pendekatan ini, seluruh proses inferensi citra dijalankan secara lokal di dalam *browser* pengguna tanpa perlu mengirimkan citra ke *cloud server* (Ning et al., 2024). Hasil deteksi secara otomatis terintegrasi dengan aplikasi *Point of Sale* (POS) berbasis *framework* Laravel yang mengelola pencatatan transaksi, pembaruan stok otomatis, dan rekapitulasi laporan keuangan harian (Stauffer et al., 2019); (Laudon & Laudon, 2014). Tantangan visual berupa kemiripan bentuk, warna, dan tekstur pada 21 jenis kue (seperti risol, pastel, sosis solo, dan varian lapis) diselesaikan melalui pembentukan *custom dataset* yang dilatih menggunakan teknik augmentasi data (Shorten & Khoshgoftaar, 2019).

Tujuan utama dari penelitian ini adalah merancang dan mengimplementasikan sistem kasir pintar berbasis web yang mampu mengotomatisasi pencatatan transaksi, menguji performa model YOLOv8-Nano dalam mengidentifikasi 21 varian produk kue, serta mengevaluasi tingkat efisiensi operasional dan keberterimaan sistem di lingkungan operasional UMKM Aneka Kue Pak Yanto. Penelitian ini diharapkan dapat memberikan kontribusi praktis dalam mempercepat pelayanan kasir serta kontribusi akademis mengenai penerapan *on-device computer vision* yang efisien pada usaha skala mikro.

METODE

Alur dan Model Pengembangan Sistem

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Research and Development* (R&D) serta Penelitian Terapan (*Applied Research*) yang berorientasi pada penyelesaian masalah operasional riil di UMKM Aneka Kue Pak Yanto (Gall, n.d.); (Aurellia Zabrina et al., 2025).



Gambar 1. WaterFall

Model pengembangan perangkat lunak yang diterapkan adalah model *Waterfall* yang berjalan secara sistematis dan terstruktur melalui lima tahapan utama (Sommerville, 2011):

1. Analisis Kebutuhan: Mengidentifikasi permasalahan operasional kasir manual, penentuan kebutuhan fungsional dan non-fungsional, serta observasi lingkungan penjualan (Parhusip et al., 2024).
2. Perancangan Sistem: Merancang arsitektur integrasi *on-device AI*, skema basis data relasional MySQL, pemodelan UML (*Use Case*, *Activity*, *Sequence*, dan *Class Diagram*), serta *wireframe* antarmuka web (Dennis Alan et al., 2015); (Unhelkar, 2018).
3. Implementasi: Melatih model YOLOv8-Nano, melakukan ekspor model ke format ONNX, serta membangun aplikasi *Point of Sale* (POS) berbasis *framework* Laravel (Stauffer et al., 2019); (Glenn Jocher et al., 2023).
4. Integrasi dan Pengujian: Menghubungkan modul inferensi ONNX Runtime Web dengan *backend* Laravel, dilanjutkan pengujian performa model, pengujian fungsional *Black Box*, pengujian kondisi lingkungan, dan *User Acceptance Test* (UAT) (Alshamaa & Saleem, 2025); (Lawagita et al., 2025).
5. Penerapan Sistem (*Deployment*): Menerapkan aplikasi kasir pintar berbasis web secara langsung di lingkungan operasional UMKM Aneka Kue Pak Yanto (Mulyana et al., 2025).

Akuisisi dan Persiapan Dataset

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan *custom primary dataset* yang diambil secara langsung di lokasi operasional UMKM Aneka Kue Pak Yanto (Szeliski, 2010). Total citra yang dikumpulkan berjumlah 1.008 gambar yang mencakup 21 kelas varian produk kue (Kuznetsova et al., 2020). Pengambilan gambar dilakukan menggunakan kamera *smartphone* dari berbagai sudut (depan, atas, dan serong) serta variasi tingkat pencahayaan guna meningkatkan *robustness* model (Wu et al., 2025).

Dataset dibagi secara acak dengan proporsi 88% *training set* (882 gambar), 8% *validation set* (84 gambar), dan 4% *testing set* (42 gambar) (Heaton, 2018). Pelabelan objek (*annotation*) dilakukan menggunakan format YOLO, di mana setiap *bounding box* direpresentasikan oleh koordinat (x_{center}, y_{center}, width, height) yang telah dinormalisasi (Diwan et al., 2023).

Tabel 1. Identifikasi Kelas Produk dan Distribusi Dataset

No	Nama Prosuk	Kelas	Training	Validation
1	Arem Arem	arem arem	42	4
2	Bacang	bacang	42	4
3	Donut Cokelat	donut cokelat	42	4
4	Ekler	ekler	42	4
5	Horn Fla	Pastry	42	4
6	Iceberg Cheese Cake	iceberg cheese cake	42	4
7	Ketan Srikaya	ketan srikaya	42	4
8	Lapis Pepe Cokelat	lapis	42	4
9	Lapis Pepe Pandan	lapis	42	4
10	Lemper	lemper	42	4
11	Macaroni Schotel	macaroni schotel	42	4
12	Nagasari	nagasari	42	4
13	Pai Buah	pai buah	42	4
14	Pastel	pastel	42	4
15	Pisang Molen	pastry	42	4
16	Risol Mayonese	risol	42	4
17	Risol Segitiga	risol	42	4
18	Soes	soes	42	4

19	Sosis Pastry	pastry	42	4
20	Sosis Solo	risol	42	4
21	Tahu Baso	tahu baso	42	4
Total Gambar			882 (8%)	84 (8%)

Sumber: Data Primer Penelitian

Untuk mencegah *overfitting* dan memperkaya variasi data pelatihan, diterapkan teknik *Data Augmentation* melalui platform Roboflow (Shorten & Khoshgoftaar, 2019); (Perez & Wang, 2017):

- *Vertical Flip*: Membalik citra secara vertikal untuk melatih ketidaksensitifan orientasi arah.
- *Rotation*: Rotasi acak antara -15° hingga +15° untuk memodelkan kemiringan sudut kamera.
- *Shear*: Distorsi perspektif $\pm10^\circ$ secara horizontal dan vertikal untuk mensimulasikan sudut pandang serong.
- *Brightness*: Penyesuaian tingkat kecerahan antara -20% hingga +20% guna mengatasi dinamika cahaya area kasir.

Perancangan Model YOLOv8-Nano

Model kecerdasan buatan yang dipilih adalah YOLOv8-Nano (YOLOv8n) karena memiliki jumlah parameter yang sangat ringkas (~3 juta parameter) sehingga sangat efisien untuk proses inferensi pada perangkat *edge* dan *browser* (Terven & Cordova-Esparza, 2024). Arsitektur YOLOv8n terdiri dari tiga komponen utama (Wang & Liao, 2024):

1. Backbone: Menggunakan struktur *Cross Stage Partial* dengan modul C2f (*Cross Stage Partial with Two Convolutions*) untuk ekstraksi fitur visual yang efisien pada berbagai skala.
2. Neck: Menggunakan kombinasi *Feature Pyramid Network* (FPN) dan *Path Aggregation Network* (PAN) untuk menggabungkan fitur objek skala kecil dan besar.
3. Head: Menerapkan *Anchor-Free Decoupled Head* yang memisahkan fungsi regresi *bounding box* dan klasifikasi produk secara independen untuk meningkatkan akurasi (Zhang et al., 2021).

Pelatihan model dilakukan menggunakan perangkat Apple M4 dengan akselerasi *Metal Performance Shaders* (MPS) pada *framework* PyTorch (Paszke et al., 2019). Parameter pelatihan ditetapkan berdasarkan konfigurasi standar Ultralytics (Glenn Jocher et al., 2023).

Tabel 2. Konfigurasi Parameter Pelatihan YOLOv8-Nano

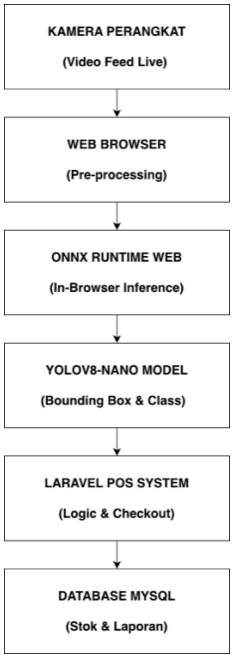
Parameter Pelatihan	**Nilai / Konfigurasi**
Base Model	YOLOv8n (Pre-trained COCO)
Epochs	100
Batch Size	16
Image Resolution	640 x 640 pixels
Optimizer	Auto (Stochastic Gradient Descent / SGD)
Learing Rate (lr0)	0.01
Device Acceleration	Apple Silicon M4 (Metal Performance Shaders)
Framework Version	Ultralytics 8.3.233 (Python 3.13.5)

Sumber: Pengolahan Data Pelatihan

Setelah proses pelatihan selesai dan menghasilkan checkpoint bobot terbaik (best.pt), model diekspor ke format *Open Neural Network Exchange* (best.onnx) menggunakan *opset* 22 (Jin et al., 2020). Ekspor ini memungkinkan model dijalankan secara *native* pada lingkungan JavaScript *browser* (Ning et al., 2024).

Perancangan Arsitektur Sistem Kasir Pintar

Sistem Smart Cashier dirancang menggunakan pendekatan *Client-Side/On-Device Inference* untuk mengeliminasi ketergantungan pada *server AI* eksternal (Mittal, 2024); (Jain et al., 2024).



Gambar 2. Arsitektur Integrasi On-Device Object Detection dan POS

Mekanisme kerja sistem terbagi menjadi dua lapisan utama:

- Sisi Klien (*Frontend/Client-Side*): *Web browser* mengakses aliran video (*live feed*) kamera melalui MediaDevices API. Citra ditransformasikan menjadi matriks piksel 640×640 dan diproses oleh ONNX Runtime Web yang memanfaatkan WebAssembly (WASM) atau WebGL/WebGPU (Ning et al., 2024). Hasil inferensi berupa nama kelas, *bounding box*, dan *confidence score* ditampilkan secara *real-time* (Szeliski, 2010).
- Sisi Server (*Backend/Server-Side*): Aplikasi POS dibangun menggunakan *framework* Laravel berbasis arsitektur MVC (Model-View-Controller) (Stauffer et al., 2019). Ketika produk terdeteksi dengan *confidence score* di atas ambang batas (misal $\ge 90\%$), sistem secara otomatis mencocokkan ID kelas dengan basis data MySQL, menampilkan harga produk, menambahkan item ke keranjang belanja, memperbarui stok barang, dan menyimpan berkas transaksi penjualan (Dhona Pratiwi, 2023).

Metrik Evaluasi dan Metode Pengujian

Pengujian dilakukan secara menyeluruh mencakup evaluasi model kecerdasan buatan, pengujian fungsional perangkat lunak, pengujian ketahanan lingkungan, serta pengujian penerimaan pengguna.

1. Metrik Evaluasi Model Computer Vision

Evaluasi performa model YOLOv8-Nano diukur menggunakan metrik standar *object detection* (Badithela et al., 2022); (Padilla et al., 2021):

- Precision (P): Ketepatan prediksi positif model.

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

- Recall (R): Kemampuan model mengidentifikasi seluruh objek acuan.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

- F1-Score: Rata-rata harmonik antara *Precision* dan *Recall*.

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

- mean Average Precision (mAP): Rata-rata *Average Precision* (AP) untuk seluruh 21 kelas produk pada nilai *Intersection over Union* (IoU) 0,50 (mAP@50) serta rentang IoU 0,50–0,95 (mAP@50–95) (Everingham et al., 2010).

2. Pengujian Fungsional dan Robustness Sistem

- *Black Box Testing*: Memvalidasi seluruh fungsi utama aplikasi web POS (login, manajemen produk, manajemen stok, kamera *live feed*, proses *checkout*, dan cetak laporan) tanpa memeriksa kode internal (Alshamaa & Saleem, 2025).
- Pengujian Kondisi Pencahayaan: Menguji keandalan deteksi pada tiga tingkat intensitas cahaya (Terang, Normal, dan Redup) (Wu et al., 2025).
- Pengujian Multi-Object: Menguji kemampuan pemindaian simultan untuk

1, 2, 3, hingga 4 produk sekaligus dalam satu *frame* kamera.

- Pengujian Jarak Kamera: Memodelkan jarak jangkauan fisik pemindaian pada jarak 10 cm, 20 cm, dan 30 cm dari objek kue.
- *User Acceptance Test* (UAT**)**: Evaluasi tingkat kepuasan dan keberterimaan pengguna akhir (pemilik UMKM) menggunakan kuesioner skala Likert 1–5 yang mengukur aspek kemudahan penggunaan, kecepatan transaksi, akurasi deteksi, dan antarmuka aplikasi (Lawagita et al., 2025).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Hasil Pelatihan dan Evaluasi Model YOLOv8-Nano

Proses pelatihan model YOLOv8-Nano berhasil diselesaikan selama 100 *epoch* dengan total waktu komputasi 14,004 jam menggunakan akselerasi *Metal Performance Shaders* (MPS) pada perangkat Apple M4. Selama proses pelatihan berlangsung, *framework* Ultralytics melakukan evaluasi secara iteratif pada *validation set* dan secara otomatis menyimpan dua berkas bobot model, yaitu last.pt dan berkas bobot terbaik best.pt dengan ukuran masing-masing 6,3 MB (Glenn Jocher et al., 2023). Berkas best.pt kemudian dikonversi ke format ONNX (best.onnx, ukuran 11,7 MB) untuk kebutuhan implementasi *browser-based inference* (Jin et al., 2020).

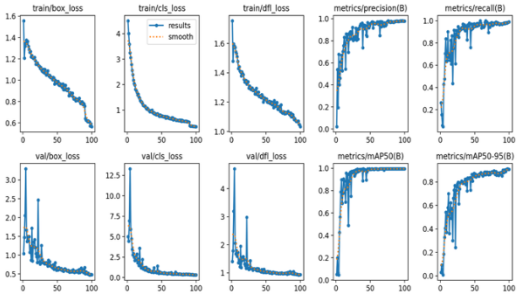
```
HASIL EVALUASI
──────────────────────────────────────────
Precision : 0.9790
Recall    : 0.9833
mAP50     : 0.9950
mAP50-95  : 0.9109
```

Gambar 3. Ringkasan Evaluasi Kuantitatif Model YOLOv8-Nano pada Data Validasi

Berdasarkan Gambar 3, model YOLOv8-Nano menunjukkan performa deteksi yang sangat baik pada seluruh metrik evaluasi. Nilai Precision sebesar 97,9% menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi yang dihasilkan model merupakan prediksi yang benar dengan tingkat *false positive* yang sangat rendah. Hal ini mengindikasikan bahwa model mampu mengidentifikasi produk secara akurat sehingga meminimalkan kesalahan pencatatan transaksi pada sistem *Smart Cashier* (Szeliski, 2010).

Nilai Recall sebesar 98,3% menunjukkan bahwa model berhasil mendeteksi hampir seluruh objek yang terdapat pada data validasi, dengan tingkat *false negative* yang rendah. Hasil ini menunjukkan kemampuan model dalam mengenali keberadaan produk secara konsisten sehingga mengurangi kemungkinan produk terlewat saat proses transaksi (Arkin et al., 2023).

Model juga memperoleh nilai mAP@50 sebesar 99,5%, yang menunjukkan kemampuan sangat tinggi dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan objek pada ambang *Intersection over Union* (IoU) 0,5. Selain itu, nilai mAP@50–95 sebesar 91,1% mengindikasikan bahwa model tetap mampu mempertahankan akurasi deteksi yang tinggi pada berbagai ambang IoU yang lebih ketat, sehingga tidak hanya mengenali objek dengan baik tetapi juga menghasilkan posisi *bounding box* yang akurat (Terven & Cordova-Esparza, 2024).



Gambar 4. Grafik Hasil Pelatihan Model YOLOv8-Nano 100 Epoch

Analisis Kurva Pelatihan dan Konvergensi

Analisis terhadap fungsi kerugian (*loss curves*) menunjukkan penurunan nilai *train/box_loss* (dari >1,5 menjadi 0,57), *train/cls_loss* (dari 4,5 menjadi <0,4), dan *train/dfl_loss* (dari 1,75 menjadi 1,03). Penurunan serupa juga dicatat pada kurva *validation loss* yang cenderung stabil tanpa grafik peningkatan mendadak pada *epoch*

akhir. Pola kurva ini mengindikasikan bahwa proses optimasi gradient descent berjalan secara konvergen dan model tidak mengalami masalah *overfitting* (Heaton, 2018).

Pada evaluasi *F1-Confidence Curve*, diperoleh nilai F1-Score optimal sebesar 0,98 (98%) pada tingkat *confidence threshold* 0,812. Angka ini dijadikan acuan *threshold* ideal untuk penyeimbangan nilai *precision* dan *recall* pada sistem kasir (Padilla et al., 2021). Kurva *Precision-Recall* (PR Curve) juga menunjukkan area di bawah kurva (*Area Under Curve*) yang hampir memenuhi grafik sempurna dengan nilai mAP@50 sebesar 0,995 (99,5%).

Analisis Performa Per Kelas Produk dan Confusion Matrix

Evaluasi *Confusion Matrix* dan *Normalized Confusion Matrix* menunjukkan nilai diagonal utama sebesar 1,00 (100%) untuk seluruh sampel uji pada 21 kelas produk kue. Hal ini membuktikan bahwa model tidak mengalami kebingungan klasifikasi (*misclassification*) antar-produk meskipun beberapa varian memiliki kemiripan warna dan tekstur visual (seperti risol mayonese, risol segitiga, pastel, dan sosis solo) (Arkin et al., 2023).

Tabel 3. Hasil Evaluasi Performa Model YOLOv8-Nano Per Kelas Produk

No	Kelas Produk	Precision	Recall	mAP@50	mAP@50–95
1	Arem Arem	0,975	1,000	0,995	0,889
2	Bacang	0,973	1,000	0,995	0,883
3	Donut Cokelat	1,000	0,891	0,995	0,908
4	Ekler	0,993	1,000	0,995	0,895
5	Horn Fla	0,973	1,000	0,995	0,923
6	Iceberg Cheese Cake	0,974	1,000	0,995	0,907
7	Ketan Srikaya	0,988	1,000	0,995	0,836
8	Lapis Pepe Cokelat	0,969	1,000	0,995	0,974
9	Lapis Pepe Pandan	0,974	1,000	0,995	0,913
10	Lemper	0,983	1,000	0,995	0,895
11	Macaroni Schotel	1,000	0,807	0,995	0,925
12	Nagasari	0,973	1,000	0,995	0,895
13	Pai Buah	0,972	1,000	0,995	0,968
14	Pastel	1,000	0,951	0,995	0,839
15	Pisang Molen	0,977	1,000	0,995	0,902
16	Risol Mayonese	0,970	1,000	0,995	0,939
17	Risol Segitiga	0,973	1,000	0,995	0,872
18	Soes	0,970	1,000	0,995	0,995
19	Sosis Pastry	0,969	1,000	0,995	0,995
20	Sosis Solo	0,976	1,000	0,995	0,869
21	Tahu Baso	0,976	1,000	0,995	0,905

Sumber: Hasil Evaluasi Model Ultralytics YOLOv8

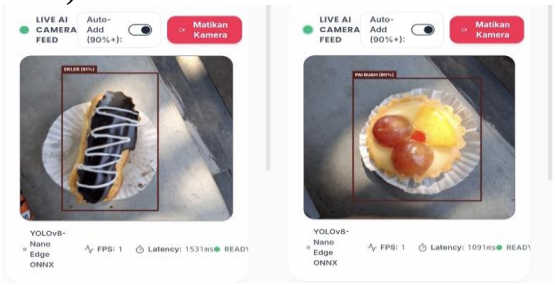
Nilai mAP@50-95 tertinggi dicapai oleh kelas Soes Fla Vanilla dan Sosis Pastry (0,995), yang dipengaruhi oleh karakteristik bentuk 3D dan tekstur khas yang tidak dimiliki produk lain (Szeliski, 2010). Sebaliknya, Ketan Srikaya Pandan (0,836) dan Pastel (0,839) mencatat mAP@50-95 yang relatif lebih rendah karena dinamika bentuk permukaan yang lebih pipih dan variasi pemantulan cahaya pada permukaan minyak (Wu et al., 2025).

Hasil Pengujian Robustness Model pada Kondisi Lapangan

Untuk memastikan keterandalan sistem di area kasir riil, pengujian *robustness* dilakukan secara langsung terhadap variabel pencahayaan, jumlah objek simultan (*multi-object*), dan jarak pindaian kamera.

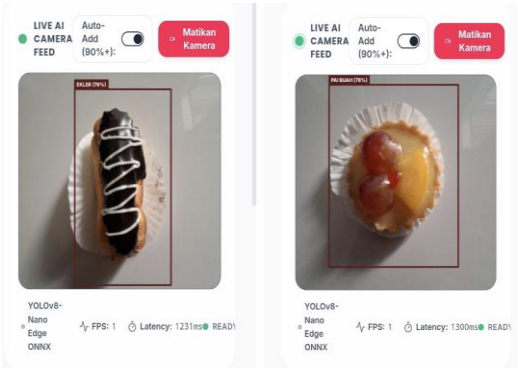
1. Pengujian Variasi Intensitas Pencahayaan

Pengujian dilakukan pada sampel produk Ekler dan Pai Buah di bawah tiga kondisi pencahayaan berbeda (Wu et al., 2025):



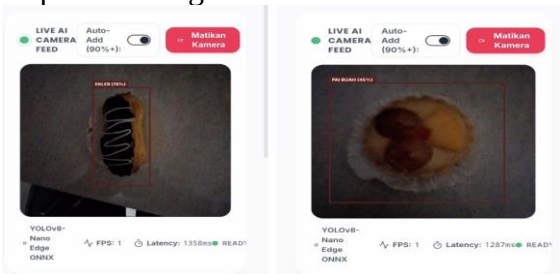
Gambar 5. Pengujian Kondisi terang

- Terang (Pencahayaan Utama): Menghasilkan *confidence score* tertinggi sebesar 90%–91%.



Gambar 6. Pengujian Kondisi Normal

- Normal (Pencahayaan Ruangan): Menghasilkan *confidence score* stabil pada rentang 76%–79%.



Gambar 7. Pengujian Kondisi Redup

- Redup (Intensitas Rendah): Menghasilkan penurunan *confidence score* menjadi 45%–78% akibat berkurangnya kontras piksel gambar (Szeliski, 2010). Meskipun demikian, seluruh objek tetap berhasil terdeteksi tanpa kesalahan kelas (*zero false positive*).

2. Pengujian Multi-Object Detection

Sistem diuji untuk memindai 1, 2, 3, hingga 4 item kue sekaligus dalam satu *frame* kamera.

Tabel 4. Pengujian Deteksi Beberapa Objek Simultan (*Multi-Object*)

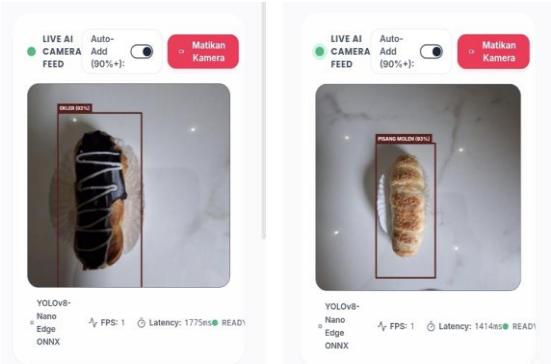
Jumlah Objek	Rincian Produk Terdeteksi	Confidence Score	Status
1	Ekler	91%	Berhasil
2	Bacang Ayam	86%	Barhasil
	Pai Buah	84%	
3	Ekler	89%	Berhasil
	Pai Buah	86%	
	Bacang Ayam	85%	
4	Ekler	88%	Berhasil
	Pai Buah	80%	
	Bacang Ayam	67%	
	Pisang Molen	58%	

Sumber: Pengujian Lapangan Smart Cashier POS

Hasil pengujian membuktikan bahwa algoritma YOLOv8-Nano mampu memprediksi lokasi *bounding box* dan kelas banyak objek secara independen dan bersamaan dalam satu kali eksekusi (*single forward pass*) (Redmon et al., 2016); (Wang & Liao, 2024).

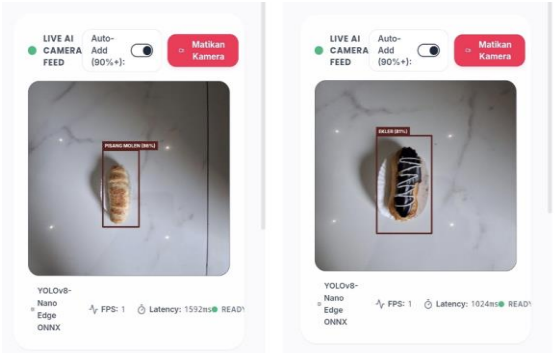
Pengujian Jarak Kamera ke Objek

Pengujian jangkauan fisik pemindaian dilakukan pada rentang jarak 10 cm, 20 cm, dan 30 cm.



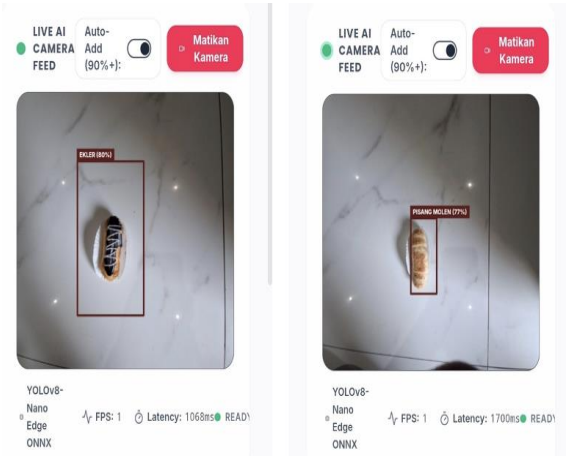
Gambar 8. Pengujian Jarak Kamera 10 cm

- Jarak 10 cm: Menghasilkan tingkat keyakinan puncak (*confidence* 92%–93%) karena detail fitur visual terekstraksi penuh oleh jaringan *backbone* C2f.



Gambar 9. Pengujian Jarak Kamera 20 cm

- Jarak 20 cm: Menghasilkan *confidence* 81%–86%.

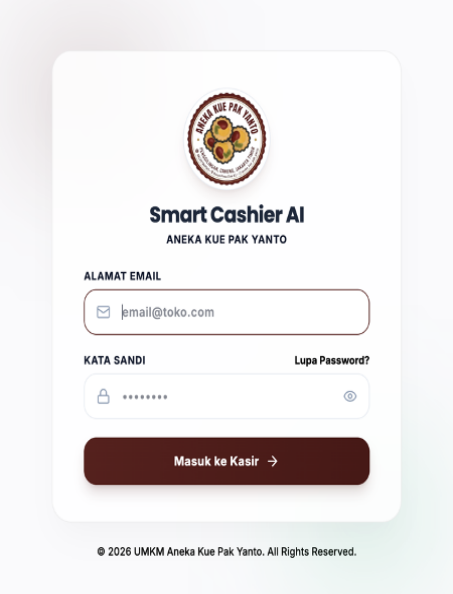


Gambar 10. Pengujian Jarak Kamera 30 cm

- Jarak 30 cm: Menghasilkan *confidence* 77%–80%. Ukuran objek yang mengecil pada *frame* menurunkan resolusi area *bounding box*, namun *Head Anchor-Free* YOLOv8 tetap mampu mengenali produk secara tepat (Zhang et al., 2021).

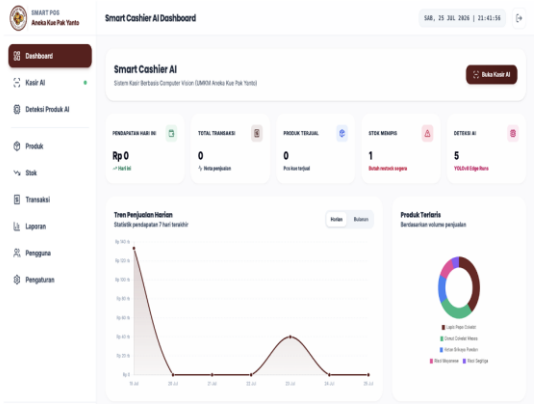
Hasil Implementasi Sistem Smart Cashier Berbasis Web

Aplikasi Smart Cashier dikembangkan berbasis web menggunakan framework Laravel (sisi backend) (Wahab et al., 2026) dan diintegrasikan dengan mesin inferensi ONNX Runtime Web di sisi frontend (Stauffer et al., 2019).



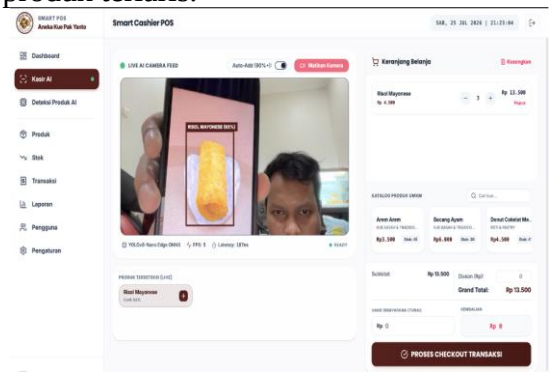
Gambar 11. Halaman Login

Halaman Login untuk autentikasi akun kasir berbasis session.



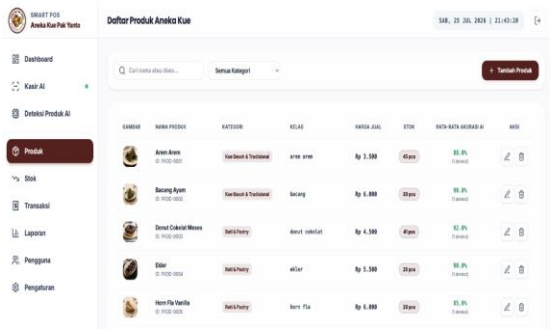
Gambar 12. Halaman Dashboard

Dashboard Utama untuk menampilkan metriks omzet, grafik tren, & produk terlaris.



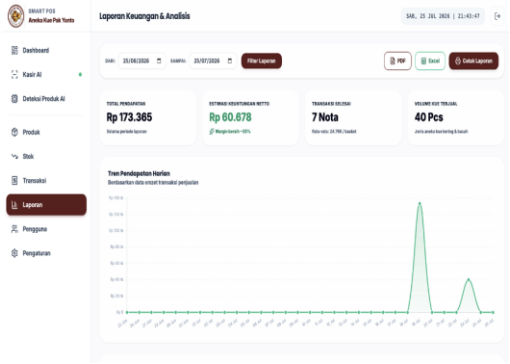
Gambar13. Halamar Sistem Kasir AI

Kasir AI (POS Feed) menampilkan live camera feed, auto-add, & kalkulasi kasir.



Gambar 14. Halaman Produk

Manajemen Produk menampilkan katalog 21 kue, harga jual, & stok.



Gambar 15. Halaman Laporan

Laporan Keuangan menampilkan ekspor data PDF, Excel, & grafik omzet harian.

Menerapkan On-Device Inference via ONNX Runtime Web

Keunggulan utama arsitektur ini adalah pemrosesan gambar secara lokal (*client-side*) langsung di dalam *web browser* perangkat kasir (smartphone/PC) (Ning et al., 2024). Ketika aliran kamera (*live video feed*) aktif, ONNX Runtime Web mengeksekusi model best.onnx dengan bantuan WebAssembly (WASM) atau WebGPU. Pengujian operasional mencatat *inference execution delay* rata-rata sebesar 187 milidetik (ms) dengan kecepatan *frame rate* 5 FPS pada *device* kasir. Latensi yang rendah ini mengeliminasi *overhead* pengiriman citra ke *cloud server*, mengurangi beban penggunaan *bandwidth* internet, serta menjamin privasi data transaksi UMKM (Mittal, 2024); (Kaffes et al., 2021).

Analisis Efisiensi dan Dampak Operasional UMKM

1. Hasil Pengujian Fungsional (Black Box Testing)

Pengujian *Black Box Testing* mencakup 9 skenario fungsi utama aplikasi (Login, Dashboard, CRUD (Data Produk), Aktifkan Kamera, Deteksi Produk, Transaksi(Auto-Add), Keranjang, Perhitungan Total, Penyimpan Transaksi, Update Stok dan Laporan Penjualan). Hasil pengujian menunjukkan bahwa 100% fitur fungsional berjalan valid dan sesuai dengan spesifikasi perancangan (Alshamaa & Saleem, 2025).

Tabel 5. Black Box Testing

No	Fitur Sistem	Hasil Pengujian	Status
1	Login	Berhasil masuk ke sistem	Valid
2	Dashboard	Menampilkan informasi sistem	Valid
3	Data Produk	CRUD berjalan dengan baik	Valid
4	Kamera	Kamera aktif dan menampilkan video	Valid
5	Deteksi Produk	Produk berhasil dikenali otomatis	Valid
6	Transaksi	Produk otomatis masuk ke transaksi	Valid
7	Perhitungan Total	Total pembayaran dihitung otomatis	Valid
8	Penyimpanan Transaksi	Data tersimpan ke database	Valid
9	Update Stok	Stok berkurang setelah transaksi	Valid
10	Laporan Penjualan	Laporan berhasil ditampilkan	Valid

Sumber : Sumber: Hasil Pengujian Black Box Testing

2. Hasil User Acceptance Test (UAT)

Pengujian *User Acceptance Test* dilakukan bersama pemilik UMKM Aneka Kue Pak Yanto sebagai responden utama pengoperasian sistem (Lawagita et al., 2025).

Tabel 6. Hasil Evaluasi User Acceptance Test (UAT)

No	Aspek Evaluation	Skor Persentase	Kategori
1	Kemudahan Penggunaan Sistem	93.33%	Sangat Baik
2	Kemudahan & Akurasi Deteksi Produk	92.50%	Sangat Baik
3	Kecepatan Respons & Inferensi Sistem	93.33%	Sangat Baik
4	Kemudahan Alur Transaksi POS	95.00%	Sangat Baik
5	Kesesuaian Tampilan Antarmuka (UI/UX)	95.00%	Sangat Baik
	Rata-Rata Tingkat Penerimaan	**93.85%**	**Sangat Baik**

Sumber: Hasil Kuesioner UAT UMKM Aneka Kue Pak Yanto.

Analisis Perbandingan Kondisi Operasional

Implementasi sistem Smart Cashier memberikan dampak transformasi operasional yang signifikan bagi UMKM (Laudon & Laudon, 2014).

Tabel 7. Perbandingan Kondisi Operasional Sebelum dan Sesudah Implementasi

Aspek Operasional	Sebelum Implementasi	Sesudah Implementasi
Durasi Transaksi	2–5 Menit per nota	1 Menit (Otomatisasi AI)
Identifikasi Produk	Pengamatan visual manual	Otomatis via YOLOv8-Nano Camera
Pencatatan Harga	Mengingat / cari manual	Otomatis terpanggil dari DB
Pencatatan Stok	Manual di buku harian	Terpotong otomatis *real-time*
Laporan Penjualan	Rekapitulasi kertas harian	Otomatis (Format PDF/Excel)
Risiko Error	Human error	Human error (Sangat Rendah)
Infrastruktur AI	N/A	*On-Device* Browser (Zero Cloud Cost)

Sumber: Analisis Dampak Operasional Penelitian

Otomatisasi pemindaian produk kue tanpa *barcode* terbukti berhasil memangkas durasi pelayanan kasir dari yang semula 2–5 menit menjadi di bawah 1 menit per transaksi (Parhusip et al., 2024). Selain mempercepat aliran antrean pembeli, sistem POS berbasis Laravel ini mengamankan integritas data riwayat keuangan harian serta mengeliminasi selisih perhitungan stok akibat pencatatan manual (Dhona Pratiwi, 2023); (Mulyana et al., 2025).

SIMPULAN

Berdasarkan hasil perancangan, implementasi, dan pengujian yang telah dilakukan, penelitian ini berhasil mengembangkan sistem kasir pintar (*Smart Cashier*) berbasis web yang mengintegrasikan teknologi *on-device object detection* menggunakan algoritma YOLOv8-Nano, ONNX Runtime Web, dan *framework* Laravel pada UMKM Aneka Kue Pak Yanto. Temuan utama serta simpulan dari penelitian ini dapat dirangkum sebagai berikut:

1. Keberhasilan Integrasi Arsitektur *On-Device AI* dan POS Web: Sistem berhasil mengintegrasikan model YOLOv8-Nano dalam format ONNX (best.onnx) untuk dijalankan secara langsung di dalam *browser* pengguna (*client-side inference*) menggunakan ONNX Runtime Web. Pendekatan ini terbukti mampu mengeliminasi kebutuhan *server AI* eksternal dan ketergantungan pada *cloud computing*, menghasilkan waktu inferensi yang sangat cepat dengan latensi rata-rata sebesar 187 ms pada *frame rate* 5 FPS, serta menjaga privasi data transaksi UMKM.
2. Capaian Performa Model *Object Detection*: Model YOLOv8-Nano yang dilatih menggunakan 1.008 citra *custom dataset* terbukti sangat andal dalam mengidentifikasi 21 varian produk kue tanpa *barcode* yang memiliki kemiripan karakteristik visual. Model mencapai nilai *Precision* sebesar 97,9%, *Recall* sebesar 98,3%, mAP@50 sebesar 99,5%, dan mAP@50–95 sebesar 91,1%. Pengujian lapangan menunjukkan bahwa model tetap *robust* pada variasi pencahayaan (terang, normal, redup), jarak pindaian 10–30 cm, serta mampu melakukan pemindaian beberapa produk sekaligus (*multi-object detection*).
3. Dampak Praktis dan Efisiensi Operasional: Penerapan sistem Smart Cashier secara signifikan meningkatkan efisiensi operasional kasir UMKM. Proses transaksi penjualan yang sebelumnya membutuhkan waktu 2 hingga 5 menit secara manual berhasil dipangkas menjadi di bawah 1 menit per transaksi melalui pemindaian kamera otomatis. Selain itu, otomatisasi pencatatan transaksi ke dalam basis data

MySQL berbasis Laravel berhasil meminimalkan risiko *human error*, memperbarui stok barang secara *real-time*, serta menyajikan rekapitulasi laporan keuangan harian secara akurat. Hasil *User Acceptance Test* (UAT) menunjukkan tingkat penerimaan dan kepuasan pengguna mencapai 100% (kategori Sangat Baik).

KETERBATASAN DAN SARAN PENGEMBANGAN

Meskipun sistem telah berhasil diimplementasikan sesuai dengan tujuan penelitian, masih terdapat beberapa keterbatasan yang menjadi peluang untuk pengembangan penelitian selanjutnya:

1. Keterbatasan Cakupan Dataset: Model saat ini dibatasi untuk mengenali 21 varian produk kue spesifik milik UMKM mitra, sehingga penambahan menu atau produk baru memerlukan proses pelabelan ulang (*re-labeling*) dan pelatihan ulang (*retraining*) model (Terven & Cordova-Esparza, 2024). Penelitian selanjutnya disarankan untuk menerapkan teknik *continual learning* atau *few-shot learning* agar model dapat beradaptasi dengan produk baru secara lebih efisien.
2. Optimasi Komputasi Perangkat Rendah: Untuk memperluas keterterapan sistem pada perangkat *smartphone* atau *tablet* kelas *entry-level* (*low-spec devices*), penelitian lanjutan dapat menerapkan teknik *model quantization* (misalnya INT8/FP16 quantization) atau optimasi TensorRT/WebGPU guna menekan ukuran file model dan meningkatkan kecepatan *frame rate* di *browser* (Mittal, 2024).
3. Integrasi Fitur Ekosistem Digital: Sistem kasir pintar ini disarankan untuk dikembangkan lebih lanjut dengan mengintegrasikan modul pembayaran digital berbasis *Quick Response Code Indonesian Standard* (QRIS), mesin cetak struk (*thermal printer*) via Bluetooth/USB, serta dasbor analitik prediksi persediaan stok (*inventory forecasting*) berbasis *Machine Learning* untuk mendukung digitalisasi UMKM yang lebih holistik (Mulyana et al., 2025); (Laudon & Laudon, 2014).

DAFTAR PUSTAKA

Alshamaa, Z. M., & Saleem, N. N. (2025). Black Box Software Testing Techniques: a Literature Review. *Passer Journal of Basic and Applied Sciences*, *7*(2), 1001–1011. https://doi.org/10.24271/psr.2025.508216.1963

Amjoud, A. B., & Amrouch, M. (2023). Object Detection Using Deep Learning, CNNs and Vision Transformers: A Review. *IEEE Access*, *11*, 35479–35516. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3266093

Arkin, E., Yadikar, N., Xu, X., Aysa, A., & Ubul, K. (2023). A survey: object detection methods from CNN to transformer. *Multimedia Tools and Applications*, *82*(14), 21353–21383. https://doi.org/10.1007/s11042-022-13801-3

Aurellia Zabrina, S., Nugroho Sihananto, A., & Salsabila Aflaha, E. (2025). *ARSITEKTUR YOLOv8 REAL-TIME UNTUK PATROLI PADA AUTONOMOUS SURFACE VESSEL "HERUKA"*.

Badithela, A., Wongpiromsarn, T., & Murray, R. M. (2022). *Evaluation Metrics for Object Detection for Autonomous Systems*. http://arxiv.org/abs/2210.10298

Corputty, F., & Wibowo, S. A. (2024). *Graphical Abstract Retail Product Recognition: A Combination of YOLOv8 and Modified Self-Supervised Learning Highlights Retail Product Recognition: A Combination of YOLOv8 and Modified Self-Supervised Learning Retail Product Recognition: A Combination of YOLOv8 and Modified Self-Supervised Learning*. https://ssrn.com/abstract=4890491

Dennis Alan, Wixon Haley Barbara, & David Tegarden. (2015). *SYSTEMS ANALYSIS & DESIGN An Object-Oriented Approach with UML D E N N I S W I X O M T E G A R D E N*. http://store.visible.com/Wiley.aspx

Dhona Pratiwi, A. (2023). Sistem Informasi Manajemen Keuangan Berbasis Web Menggunakan Framework Laravel (Studi Kasus: Toko Bangunan Tiga "D" Jaya). *JURNAL INFORMATIKA & MULTIMEDIA*, *15*(02).

Diwan, T., Anirudh, G., & Tembhurne, J. V. (2023). Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications. *Multimedia Tools and Applications*, *82*(6), 9243–9275. https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y

Everingham, M., Van Gool, L., Williams, C. K. I., Winn, J., & Zisserman, A. (2010). The pascal visual object classes (VOC) challenge. *International Journal of Computer Vision*, *88*(2), 303–338. https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4

Gall, M. D. , G. J. P. , & B. W. R. (n.d.). *RESEARCH METHOD*.

Glenn Jocher, Matthew Noyce, Rizwan Munawar, & Raimbekovm. (2023, November 12). *Model Training with Ultralytics YOLO*. Https://Docs.Ultralytics.Com/Modes/Train. https://doi.org/https://docs.ultralytics.com/modes/train

Heaton, J. (2018). Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning. *Genetic Programming and Evolvable Machines*, *19*(1–2), 305–307. https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z

Jain, A., Kumar, K., Yadav, N., & Chaubey, K. B. (2024). *A Computer Vision-based Model to Implement Automation in Retail Checkouts Using YOLOv5*. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4846332

Jin, T., Bercea, G.-T., Le, T. D., Chen, T., Su, G., Imai, H., Negishi, Y., Leu, A., O'Brien, K., Kawachiya, K., & Eichenberger, A. E. (2020). *Compiling ONNX Neural Network Models Using MLIR*. http://arxiv.org/abs/2008.08272

Kaffes, K., Humphries, J. T., Mazières, D., & Kozyrakis, C. (2021). Syrup: User-Defined Scheduling across the Stack. *SOSP 2021 - Proceedings of the 28th ACM Symposium on Operating Systems Principles*, 605–620. https://doi.org/10.1145/3477132.3483548

Kuznetsova, A., Rom, H., Alldrin, N., Uijlings, J., Krasin, I., Pont-Tuset, J., Kamali, S., Popov, S., Malloci, M., Kolesnikov, A., Duerig, T., & Ferrari, V. (2020). *The Open Images Dataset V4: Unified image classification, object detection, and visual relationship detection at scale*. https://doi.org/10.1007/s11263-020-01316-z

Laudon, K. C. ., & Laudon, J. P. . (2014). *Management information systems : managing the digital firm*. Pearson Education.

Lawagita, D., Putri, A., Afriansyah, R., Prayesy, P. A., Manufaktur, P., Bangka, N., Kawasan, B. ;, Air, I., & Sungailiat Bangka, K. (2025). *Implementasi User Acceptance Testing (UAT) Pada Pengujian Sistem Informasi Akademik dan Keuangan Santri*.

Mittal, P. (2024). A comprehensive survey of deep learning-based lightweight object detection models for edge devices. *Artificial Intelligence Review*, *57*(9). https://doi.org/10.1007/s10462-024-10877-1

Monix Alfionita Lestari, Khoirul Anam Avif Dewantoko, & Wiwid Mufitasari. (2023). *PENGUATAN DIGITALISASI UMKM DEMI*

TERWUJUDNYA EKONOMI BERKELANJUTAN.

Mulyana, D. I., Gilang Imantara, A., Bashir, A. A., Tinggi, S., Komputer, I., & Karya Informatika, C. (2025). PENGEMBANGAN SISTEM POS TERINTEGRASI QRIS PADA UMKM IDN JONGGOL JAWA BARAT DEVELOPMENT OF A QRIS INTEGRATED POS SYSTEM AT IDN MSMES IN JONGGOL, WEST JAVA. *Journal of Information Technology and Computer Science (INTECOMS)*, *8*(4).

Ning, E., Wang, Y., & Jandhyala, S. (2024, June 24). *ONNX Runtime Web Unleashes Generative AI in the Browser Using WebGPU*. Https://Opensource.Microsoft.Com/Blog/2024/02/29/Onnx-Runtime-Web-Unleashes-Generative-Ai-in-the-Browser-Using-Webgpu/.

Padilla, R., Passos, W. L., Dias, T. L. B., Netto, S. L., & Da Silva, E. A. B. (2021). A comparative analysis of object detection metrics with a companion open-source toolkit. *Electronics (Switzerland)*, *10*(3), 1–28. https://doi.org/10.3390/electronics10030279

Parhusip, H. A., Trihandaru, S., Indrajaya, D., & Labadin, J. (2024). Implementation of YOLOv8-seg on store products to speed up the scanning process at point of sales. *IAES International Journal of Artificial Intelligence*, *13*(3), 3291–3305. https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i3.pp3291-3305

Paszke, A., Gross, S., Massa, F., Lerer, A., Bradbury, J., Chanan, G., Killeen, T., Lin, Z., Gimelshein, N., Antiga, L., Desmaison, A., Köpf, A., Yang, E., DeVito, Z., Raison, M., Tejani, A., Chilamkurthy, S., Steiner, B., Fang, L., … Chintala, S. (2019). *PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library*. https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1912.01703Focustolearnmore

Perez, L., & Wang, J. (2017). *The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning*. http://arxiv.org/abs/1712.04621

Ramadhany, E. D., Arief, M. H., Nugroho, D. M., & Laily, N. F. (2023). DIGITALISASI UMKM MELALUI PENGGUNAAN MEDIA SOSIAL DAN GOOGLE MAPS UNTUK MENINGKATKAN VISIBILITAS DAN EFEKTIFITAS PENYEBARAN INFORMASI BISNIS. *SWARNA: Jurnal Pengabdian Kepada Masyarakat*, *2*(9), 969–974. https://doi.org/10.55681/swarna.v2i9.875

Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). *You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection*. http://arxiv.org/abs/1506.02640

Reis, D., Kupec, J., Hong, J., & Daoudi, A. (2024). *Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8*. http://arxiv.org/abs/2305.09972

Shah, S., & Tembhurne, J. (2023). Object detection using convolutional neural networks and transformer-based models: a review. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, *10*(1). https://doi.org/10.1186/s43067-023-00123-z

Shorten, C., & Khoshgoftaar, T. M. (2019). A survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. *Journal of Big Data*, *6*(1). https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0

Skinderowicz, R. (2024). Solving automatic check-out with fine-tuned YOLO models. *Procedia Computer Science*, *246*(C), 1649–1658. https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.644

Sommerville, Ian. (2011). *Software engineering*. Pearson.

Stauffer, M., Subcontinent India, I., & Lanka, S. (2019). *Laravel: Up & Running SECOND EDITION Laravel Up & Running A Framework for Building Modern PHP Apps*. http://oreilly.com/catalog/errata.csp?isbn=9781492041214

Surya Jaya, A., & Mulyana, D. I. (2023). *Implementasi Sistem Kasir Digital Berbasis Teknologi Deteksi Tangan Computer Vision dan OpenCV*.

Szeliski, R. (2010). *Computer Vision: Algorithms and Applications*. http://szeliski.org/Book/.

Tan, L., Liu, S., Gao, J., Liu, X., Chu, L., & Jiang, H. (2024). Enhanced Self-Checkout System for Retail Based on Improved YOLOv10. *Journal of Imaging*, *10*(10). https://doi.org/10.3390/jimaging10100248

Terven, J., & Cordova-Esparza, D. (2024). *A COMPREHENSIVE REVIEW OF YOLO ARCHITECTURES IN COMPUTER VISION: FROM YOLOV1 TO YOLOV8 AND YOLO-NAS*. https://doi.org/10.3390/make5040083

Unhelkar, B. (2018). *Software Engineering with UML*.

Wahab, A., Rifa'i, F. Z., Serimole, F. M., & Betty Yel, M. (2026). Perancangan E-Katalog Berbasis Web untuk Meningkatkan Promosi dan Branding Usaha UMKM Air Ikan Otista Jakarta Timur. *Journal Innovations Computer Science*, *5*(1), 1–18. https://doi.org/10.56347/jics.v5i1.396

Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2024). *YOLOv1 to YOLOv10: The fastest and most accurate real-time object detection systems*. http://arxiv.org/abs/2408.09332

Wu, Z., Wu, B., Xie, K., Yu, J., Xu, B., Wen, C., He, J., & Zhang, W. (2025). Recognition of Dense Goods with Cross-Layer Feature Fusion Based on Multi-Scale Dynamic Interaction. *Electronics (Switzerland)*, *14*(11). https://doi.org/10.3390/electronics14112303

Zhang, H., Wang, Y., Dayoub, F., & Sünderhauf, N. (2021). *VarifocalNet: An IoU-aware Dense Object Detector*. https://github.com/hyz-xmaster/VarifocalNet