

PEMBUATAN SISTEM REKOMENDASI RETARGETING PADA TOKO OFFLINE DENGAN YOLOV8 DAN SIMPLE ADDITIVE WEIGHTING BERBASIS WEB

Rafi Rabbani*¹⁾, Fawwaz Ali Akbar²⁾, Made Hanindia Prami Swari³⁾

1. Informatika, Ilmu Komputer, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia
2. Informatika, Ilmu Komputer, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia
3. Informatika, Ilmu Komputer, UPN Veteran Jawa Timur, Indonesia

Article Info

Kata Kunci: Retargeting, Marketing, Yolo, SAW

Keywords: Retargeting, Marketing, Yolo, SAW

Article history:

Received 24 Oktober 2024

Revised 17 November 2024

Accepted 7 Desember 2024

Available online 15 March 2025

DOI :

<https://doi.org/10.29100/jipi.v10i2.6025>

* Corresponding author.

Corresponding Author

E-mail address:

20081010229@student.upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Retargeting merupakan salah satu teknik marketing yang sangat efektif bahkan dalam beberapa literatur konsep ini melebihi teknik marketing lain seperti pemberian diskon, promosi kualitas barang dan bahkan banting harga. Retargeting sendiri secara konsep adalah dimana barang yang ditawarkan kepada user merupakan barang yang sebelumnya pernah dilakukan interaksi atau tanpa melakukan proses pembelian. Dengan konsep retargeting ini penjualan dapat ditingkatkan dan menciptakan hubungan kuat antara penjual dan pembeli. Namun sayangnya konsep retargeting ini hanya ada di e-commerce, tidak seperti beberapa teknik marketing lainnya yang bisa diaplikasikan dimana saja. Retargeting membutuhkan faktor interaksi user pada produk dan hal seperti itu sangat sulit dilakukan dan diterapkan secara langsung pada toko offline. Pada penelitian ini, peneliti hendak menciptakan sebuah sistem yang mana toko offline dapat melakukan teknik marketing retargeting dengan sedikit modifikasi konsep. konsep dari sistem ini nanti adalah bagaimana pelanggan dapat dilakukan tracking dengan YOLOv8 dan dari hasil tracking aktivitasnya akan dikombinasikan dengan sejarah pembelian dari user tersebut sehingga memungkinkan untuk dilakukan rekomendasi retargeting. Untuk komparasi dan rekomendasi dari kriteria yang disebutkan akan dilakukan dengan metode Simple Additive Weighting.

ABSTRACT

Retargeting is a very effective marketing technique, even in some literature this concept exceeds other marketing techniques such as giving discounts, promoting the quality of goods and even lowering prices. Conceptually, retargeting itself is where the goods offered to users are goods that have previously been interacted with or without a purchase process. With this retargeting concept, sales can be increased and create strong relationships between sellers and buyers. However, unfortunately this retargeting concept only exists in e-commerce, unlike several other marketing techniques which can be applied anywhere. Retargeting requires a user interaction factor with the product and something like that is very difficult to do and implement directly in offline stores. In this research, researchers want to create a system where offline stores can carry out retargeting marketing techniques with slight modifications to the concept. The concept of this system will be how customers can be tracked with YOLOv8 and the results of tracking their activity will be combined with the user's purchase history, making it possible to make retargeting recommendations. Comparisons and recommendations for the criteria mentioned will be carried out using the Simple Additive Weighting method.

I. PENDAHULUAN

E-commerce merupakan fenomena era modern dimana aktivitas berbelanja dapat dilakukan tanpa perlu meninggalkan rumah. Fenomena ini menawarkan sejumlah keunggulan, mulai dari efisiensi berbelanja dimana para pelaku jual beli tidak perlu bertemu secara langsung, jangkauan pasar yang luas bahkan sampai pada tingkat global yang membuat pelanggan dan penjual memiliki pasar yang lebar. Tetapi, apa yang membuat E-commerce menarik tidak terletak pada kenyamanan dan aksesibilitasnya saja, tetapi juga strategi pemasaran yang

ada. Strategi Pemasaran sendiri merupakan suatu upaya untuk memasarkan suatu produk, dengan menggunakan pola atau taktik tertentu [1]. secara garis besar teknik pemasaran seperti pemberian diskon dan promosi dapat diterapkan pada toko online dan juga toko offline. Namun terdapat banyak Teknik pemasaran lain yang hanya bisa diterapkan pada salah satu pihak saja salah satunya adalah teknik pemasaran yang selama ini ada pada toko online namun belum ada pada toko offline yaitu retargeting.

Retargeting merupakan cara untuk menarik kembali calon pembeli yang sebelumnya telah melakukan sebuah interaksi tanpa melakukan proses pembelian [2]. cara kerja retargeting pada e-commerce adalah dengan memberikan tanda kepada user calon pembeli melalui cookie web/jejak dari pembeli saat mengunjungi suatu situs web, yang kemudian dari cookie itu digunakan untuk penargetan ulang di iklan daring [3]. Teknik ini memungkinkan pelanggan untuk mengingat suatu barang yang mana melalui paparan berulang retargeting, Perusahaan dapat membentuk top-of-mind awareness untuk pelanggan potensial, sehingga mempengaruhi Keputusan pelanggan tersebut di masa depan [4].

Dalam penelitian lain dijelaskan mengenai peran mediasi perilaku pelanggan dalam hubungan retargeting advertising dan price discount terhadap keputusan pembelian di berrybenka. Penelitian tersebut berusaha mencari tahu peranan dari setiap metode penawaran suatu barang yaitu price discount dan retargeting pada Keputusan pembelian dan juga customer behavior. Pada penelitian tersebut didapat hasil bahwa Retargeted Ads merupakan faktor yang memiliki peran dan pengaruh signifikan terhadap penjualan di e-commerce Berrybenka baik dari segi Keputusan pembelian juga pada pembentukan Customer Behavior [5].

Toko Offline merupakan toko yang interaksinya tidak melalui internet dimana interaksi antara penjual dan pembeli dilakukan secara langsung dan memungkinkan pembeli untuk dapat menyentuh barang secara fisik [6]. Beberapa orang akan memilih toko offline karena pengalaman berbelanja dan interaksi terhadap barang secara langsung. Walaupun terdapat keunggulan, toko offline memiliki kekurangan dalam pemasaran produk. Pemasaran produk di toko offline sering kali tidak tersegmentasi dan bersifat general, yang mana hal tersebut dapat mengurangi nilai suatu perusahaan [7].

Penelitian ini akan membahas mengenai bagaimana konsep retargeting yang selama ini hanya ada pada toko online dapat diadaptasi dan diterapkan kepada pelanggan di toko offline penelitian ini akan dilakukan pada studi kasus toko retail di Jawa Timur. Pada penelitian ini aktivitas pelanggan selama berada di toko akan dilibatkan menjadi penentu bagaimana suatu produk akan di retargeting kepada pelanggan pada toko offline.

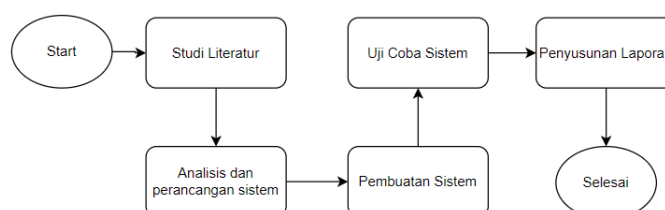
Jika pada retargeting toko online pelanggan ditangkap aktivitasnya selama mengunjungi situs maka pada retargeting toko offline pelanggan akan ditangkap aktivitasnya selama berada dan melakukan aktivitas didalam toko. Aktivitas pelanggan ini akan ditangkap menggunakan YOLOv8 yang lalu dikombinasikan dengan metode Simple Additive Weighting untuk pengerucutan rekomendasi sehingga menghasilkan retargeting.

YOLO, you only look once merupakan sebuah metode yang mampu melakukan deteksi secara realtime YOLO bekerja dengan membagi gambar menjadi beberapa grid untuk setiap grid mempunyai peran jika objek terdeteksi. YOLOv8 merupakan salah satu versi terbaru dari YOLO yang dikembangkan oleh ultralytics. Model dari YOLOv8 dinilai lebih akurat dan presisi jika dibandingkan dengan versi-versi sebelumnya [8].

Data transaksi dan hasil deteksi nantinya akan dipadukan dan diolah untuk menghasilkan rekomendasi yang sesuai bagi masing-masing pelanggan dengan metode Simple Additive Weighting, Metode tersebut merupakan sebuah metode perhitungan yang menilai alternatif-alternatif berdasarkan kriteria yang telah ditentukan sebelumnya. Setiap alternatif dinilai berdasarkan kriteria, dan setiap kriteria diberi bobot untuk mengukur pengaruh relatifnya terhadap proses pengambilan keputusan [9].

Secara akademis, penelitian ini diharapkan dapat menambah wawasan baru tentang bagaimana suatu konsep pemasaran yang ada pada toko online dapat diadaptasi untuk toko offline, sedangkan Secara praktis penelitian ini dapat memberikan konsep panduan bagaimana sistem tersebut dapat dibangun.

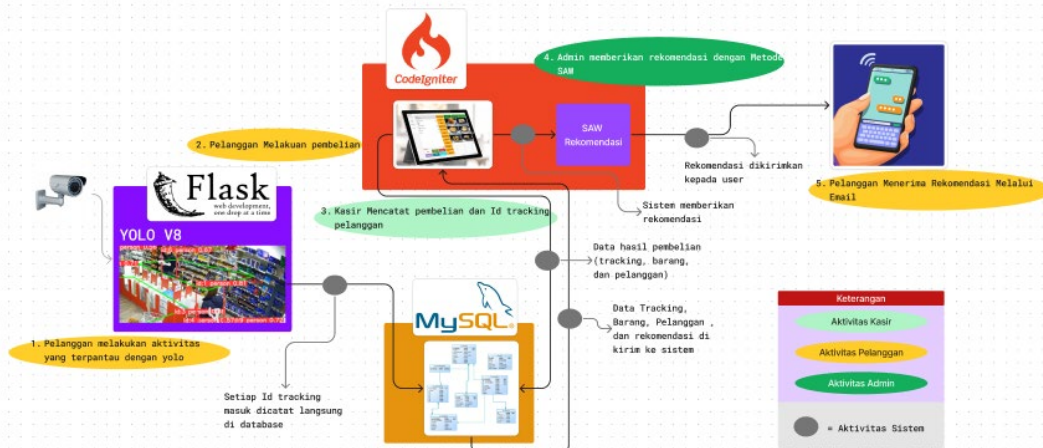
II. METODE PENELITIAN



Gambar 1. Alur Penelitian

Pada gambar 1 merupakan alur penelitian telah dan akan dilakukan peneliti. Pada tahap pertama dilakukan studi literatur dengan menggunakan buku, jurnal, dan studi langsung. Tahap kedua merupakan tahap perancangan mulai dari arsitektur yang akan dibuat perancangan YOLO dengan ultralytics, perancangan kebutuhan, perancangan UI/UX, mekanisme SAW dan juga perancangan basis data. Tahap tiga merupakan implementasi dari tahap perancangan sistem. Tahap keempat merupakan tahap pengujian performa dan mekanisme kerja sistem. Tahap terakhir merupakan tahap penyusunan hasil dari penelitian.

A. Arsitektur Sistem



Gambar 2 arsitektur sistem

Pada gambar 2 merupakan arsitektur sistem. Pada sistem terdapat dua framework yang digunakan yaitu Codeigniter dan Flask yang keduanya terintegrasi pada satu database MySQL. Flask yang memiliki fitur YOLOv8 akan mengirim setiap track_id dan waktu dari setiap lokasi dari setiap rak yang ada ke database, Codeigniter akan memiliki akses yang sama ke database sehingga logika algoritma untuk penentuan dan pengiriman rekomendasi yang ada dengan Simple Additive Weighting dapat diproses pada Codeigniter pemilihan Codeigniter disini dikarenakan Codeigniter memiliki banyak fungsi yang sudah siap digunakan sehingga programmer dapat fokus pada aplikasi yang hendak dibangun, sehingga memungkinkan programer untuk membangun aplikasi dengan lebih cepat [10], sedangkan flask dipilih karena merupakan suatu framework dengan dasar bahasa python, Flask dirancang agar pengembang dapat memulai program dengan cepat dan mudah [11]. Hanya saja karena flask merupakan website microframework maka secara default banyak fungsi yang tidak terpasang.

Pada gambar 3.2 juga terdapat gambaran bagaimana sistem dan peran masing-masing aktor dalam sistem dimulai dari pelanggan yang berbelanja di toko setelah itu melakukan pembelian dengan kasir, kasir memasukkan id pelanggan dan track id nya setelah itu data yang ada akan menjadi faktor-faktor dalam penentuan kriteria yang akan dilakukan rekomendasi dengan kriteria tersebut setelah rekomendasi tersebut selanjutnya admin memiliki keputusan untuk mengirimkan suatu rekomendasi atau tidak.

B. Simple Additive Weighting

Simple Additive Weighting merupakan metode yang menggunakan nilai kepentingan relatif dari pembuat keputusan dengan tujuan untuk mendukung sebuah proses evaluasi alternatif yang terpenting dari algoritma ini adalah penentuan kriteria dan bobot [12], algoritma ini akan digunakan untuk menentukan rekomendasi dengan menggunakan kriteria aktivitas user selama berada di dalam toko dan juga sejarah dari pembelianya.

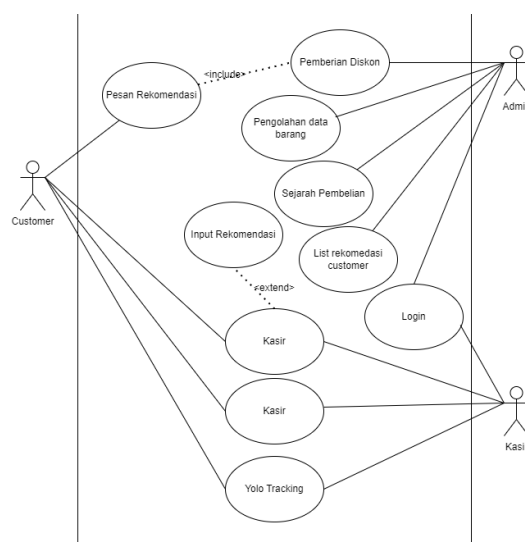
Berikut Kriteria Untuk SAW:

1) $C1 =$ Waktu Keputusan Untuk Melihat Suatu Barang (Benefit)

- Definisi : Kriteria ini merupakan kriteria utama dengan bobot 0.4, Dimana setiap section/rak pada toko yang dikunjungi seorang pelanggan akan dicatat waktunya berapa detik pelanggan tersebut mengunjunginya. Detik waktu yang dicatatkan inilah yang menjadi nilai dalam Simple Addictive Weighting
- Kontribusi : Kriteria ini didasarkan pada konsep dasar dari sistem ini yang mengadaptasi retargeting pada toko online dimana pada toko online pelanggan ditangkap aktivitasnya selama mengunjungi situs maka pada toko offline pelanggan ditangkap aktivitasnya saat menjelajahi setiap rak/section toko.
- Bobot : 0.4

- Nilai : Detik Pelanggan pada setiap Lokasi rak/section
- 2) *C2 = Semakin Banyak Barang Yang dibeli per 5 detik (Benefit)*
- Definisi : Kriteria ini merupakan kriteria kedua dengan bobot 0.3, Dimana kriteria ini akan mebandingkan seberapa relevan lamanya waktu pelanggan pada section dengan jumlah barang yang diambilnya.
 - Kontribusi : Kriteria ini didasarkan pada kondisi toko offline, dimana pada toko offline ada waktu pelanggan untuk mencari dan mengambil barang sehingga hasilnya nanti dapat di bandingkan Kembali dengan apa yang diambil pada section yang sesuai. Kriteria ini dapat melawan kriteria pertama, dalam contoh jika pelanggan berhenti lama pada section satu namun hal tersebut dikarenakan pelanggan tersebut mengambil banyak barang hal tersebut dapat membuat nilai pada barang pada section satu lebih kecil dari section lainnya walaupun pada kriteria pertama section satu lebih tinggi secara hitungan detik.
 - Bobot : 0.3
 - Nilai : Waktu pelanggan dibandingkan total beli: 5 untuk lebih dari 1 per 30 detik, 4 untuk kisaran 1 per 25 detik, 3 untuk 1 per 10 detik, dan 2 untuk 1 per 5 detik
- 3) *C3 = Pernah Membeli Sebelumnya berdasarkan lokasi barang (Benefit)*
- Definisi :.Kriteria ini merupakan kriteria dengan bobot 0.2, Dimana kriteria ini akan membandingkan barang yang pernah dibeli berdasarkan Lokasi dan yang tidak.
 - Kontribusi : Kriteria ini mencatat Sejarah dari pembelian pelanggan berdasarkan Lokasinya di dalam toko. Sebagai Contoh, jika seorang pernah membeli makanan dari rak tertentu, ada kemungkinan mereka memiliki ketertarikan atau preferensi dari rak yang sama di masa mendatang.
 - Bobot : 0.2
 - Nilai : 1 untuk pernah dan 0 untuk tidak pernah
- 4) *C4 = Pernah Membeli Sebelumnya Berdasarkan Tipe (Benefit)*
- Definisi :.Kriteria ini merupakan kriteria dengan bobot 0.1, Dimana kriteria ini lebih mendetail dari kriteria 3 yaitu berdasarkan tipe barang nya.
 - Kontribusi : Kriteria ini mencatat Sejarah dari pembelian pelanggan berdasarkan Tipe barang di dalam toko. Sebagai Contoh, jika seseorang pernah membeli makanan ada kecenderungan dia untuk memiliki prefensi yang sama saat membeli di masa depan. Kriteria ini juga lebih mendetail karena setiap rak/section mungkin terdapat banyak tipe barang
 - Bobot : 0.1
 - Nilai : 1 untuk pernah dan 0 untuk tidak pernah

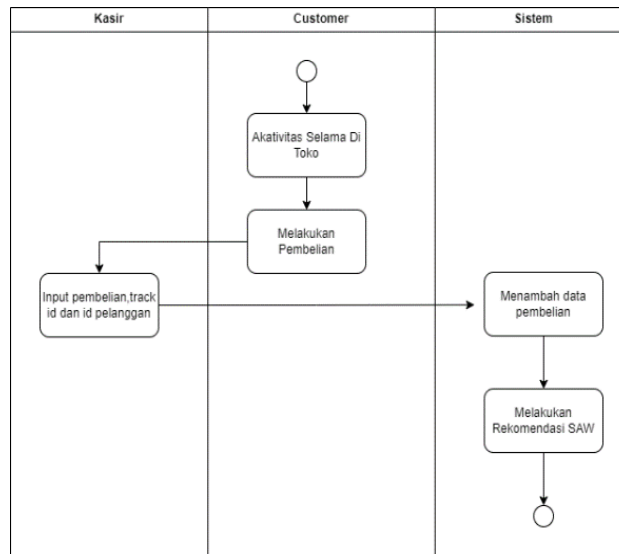
C. Use Case Diagram



Gambar 3. Use Case Diagram

Gambar 3 merupakan gambar Use Case Diagram pada sistem, sistem ini akan dijalankan oleh kasir dan juga admin sedangkan peran dari Customer pada sistem ini adalah sebagai bahan input aktivitasnya yang akan di tracking dengan YOLO dan aktivitas pembelian yang akan berhubungan langsung dengan kasir, yang nantinya dari kedua hal tersebut dapat menjadi faktor penentu rekomendasi retargeting.

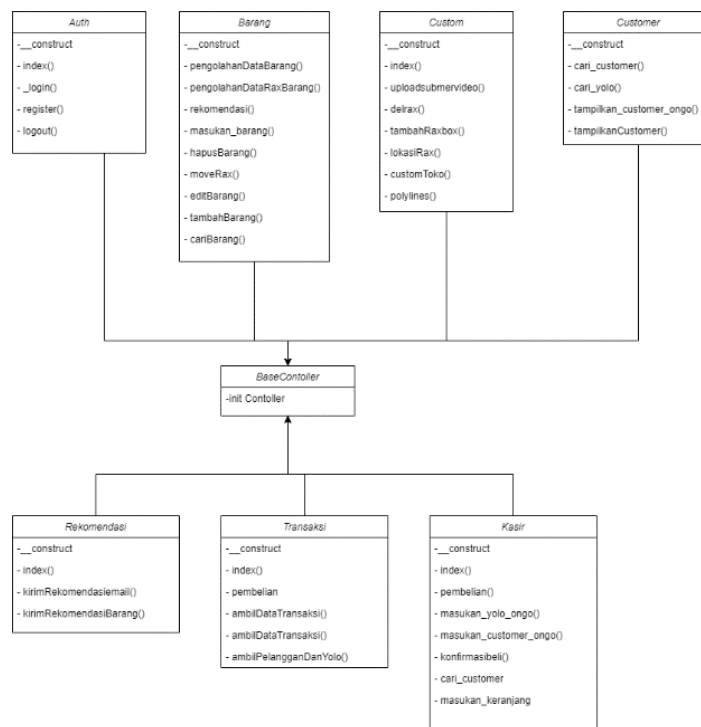
D. Use Case Diagram



Gambar 4. Activity Diagram

Gambar 4 merupakan salah satu gambaran activity diagram yang penting pada sistem ini dimana customer melakukan pembelian dengan melakukan aktivitas di dalam toko yang mana aktivitasnya akan di track dengan YOLO dan saat melakukan pembelian kasir akan menginputkan pembelian, id pelanggan dan id track sebagai bahan rekomendasi.

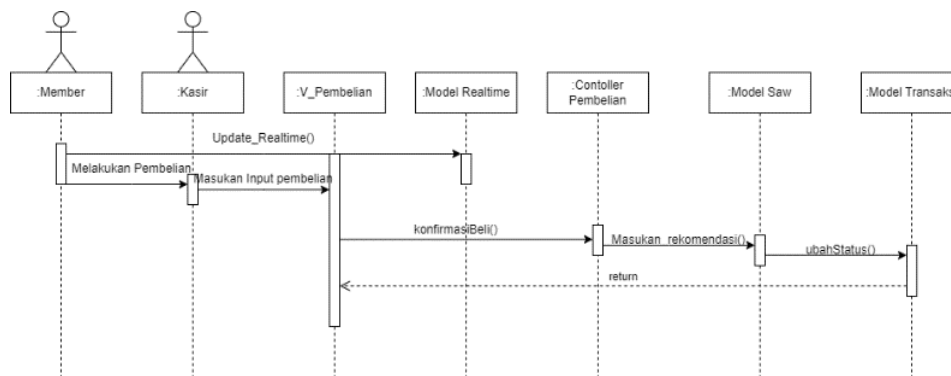
E. Class Diagram



Gambar 5. Clas Diagram Controller

Pada gambar 5. merupakan rancangan class diagram controller yang terdiri dari 9 kelas. Auth merupakan controller yang akan mengatur proses masuk dan keluar. Kasir merupakan kelas untuk mengatur segala aktivitas kasir. Pegawai merupakan kelas untuk mengontrol data pegawai, Member merupakan kelas yang digunakan untuk mengontrol data member, Barang merupakan kelas untuk mengelola data barang, Transaksi merupakan kelas yang digunakan untuk mengatur proses-proses transaksi, Rekomendasi merupakan controller yang digunakan untuk mengatur hasil dan pemberian rekomendasi, dan YOLO merupakan controller untuk data tracking.

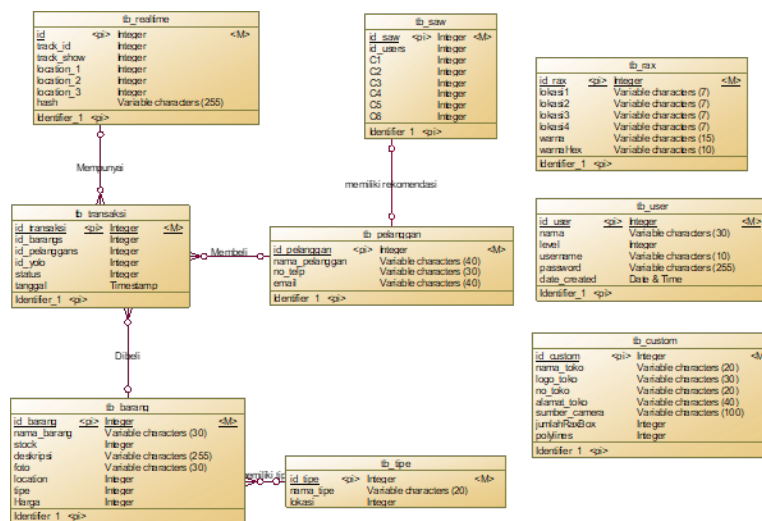
F. Class Diagram



Gambar 6. Sequence Diagram Transaksi

Gambar 6 merupakan sequence diagram bagaimana mekanisme member yang berbelanja dan melakukan aktivitas di toko dicatat waktunya oleh yolo lalu saat melakukan pembayaran maka akan dicatat oleh kasir melalui sistem yang mana akan secara otomatis menghasilkan rekomendasi yang siap dikirimkan ke member.

G. Perancangan Database



Gambar 7. Conceptual Data Model

1. Tb_pelanggan merupakan tabel untuk menyimpan data member pelanggan.
2. Tb_transaksi adalah tabel tempat barang-barang terbeli berdasarkan data dari pembelinya.
3. Tb_realtime merupakan tabel untuk pencatatan waktu YOLO.
4. Tb_barang merupakan tempat menyimpan data barang.
5. Tb_tipe merupakan keterangan dari setiap tipe barang.
6. Tb_rekomendasi merupakan tempat menyimpan barang-barang rekomendasi untuk pelanggan.
7. Tb_rax merupakan tempat untuk menyimpan koordinat lokasi secara polylines yang akan digunakan untuk detector pada phyton.
8. Tb_user merupakan tempat untuk menyimpan akun dan data level peran akun.
9. Tb_custom untuk melakukan custom ke beberapa bagian sistem seperti logo, sumber kamera yang digunakan untuk mengamati toko dan jumlah polylines.

H. Perancangan Model YOLO

Pada Penelitian ini Pengembangan YOLO dilakukan dengan YOLOv8 yang dikembangkan dan dibuat oleh ultralytics dengan menggunakan library dari ultralytics yang mana merupakan satu-satunya cara menggunakan YOLOv8.

1. **Persiapan Data**
Dataset yang digunakan adalah data COCO untuk objek orang saja. Data COCO sendiri merupakan kumpulan data deteksi objek, segmentasi, dan teks berskala besar [13], hasil pengembangan dari Visual Data Group di Microsoft Research. Alasan penggunaan dataset ini tidak lain adalah karena dataset ini sudah menjadi standar dalam banyaknya penelitian untuk objek yang tersedia. Dataset ini dapat diunduh melalui situs resmi mereka dataset nantinya dibagi menjadi 70% untuk training 20% untuk testing dan 10% untuk validasi.
2. **Anotasi Citra**
Anotasi Citra merupakan bagian dari preprocessing yang memiliki tujuan untuk memberikan sebuah tanda pada data citra yang mana tanda tersebut merupakan sebuah titik koordinat bounding box $[x][y]$, dan juga berupa kelas dari objek tersebut[14]. Keseluruhan dataset dari COCO dilakukan proses anotasi, anotasi dilakukan dengan roboflow satu persatu terhadap keseluruhan citra manusia yang ada. Cara melakukan proses anotasi lewat roboflow cukup dengan memberikan kotak (bounding box) pada setiap panjang dan lebar objek manusia yang ada pada citra. Pelabelan anotasi akan membantu dalam memberikan informasi yang diperlukan untuk mempelajari pola atau objek yang ada didalam gambar.
3. **Training Data**
Implementasi YOLOv8 di ultralytics. Memerlukan konfigurasi pada file data.yaml, Pada data.yaml cara melakukan konfigurasi yang pertama adalah mengisi path untuk masing-masing parameter train, val, dan test. Parameter train berkaitan dengan path dataset untuk melakukan training, val mengacu pada path untuk melakukan validasi, dan test mengacu pada path untuk pengujian. Pelatihan nantinya akan dilakukan dengan target 80 epoch.
4. **Evaluasi Model**
Evaluasi Model akan mengacu kepada confusion matrix sehingga nilai yang bisa didapat adalah precision, recall, mAP dan juga F1-Score. Confusion matrix sendiri merupakan suatu cara untuk dapat mengevaluasi model machine learning nilai confusion matrix biasanya ditunjukkan dalam satuan persen.[15], Precision merupakan suatu prediksi positif yang benar dari keseluruhan prediksi positif yang ada [16], Recall menilai seberapa akurat model dapat menemukan nilai positif yang benar dari dataset [17]. Sedangkan F1 Score merupakan suatu matrik evaluasi yang mengkombinasikan precision dan juga recall untuk memberikan hasil yang lebih berkeselimbangan antara recall dan juga precision [18].

I. Implementasi YOLOv8

Implementasi YOLOv8 dilakukan saat model hasil training telah terbentuk dan sesuai dimana pada implementasi sistem ini YOLOv8 dimanfaatkan untuk dapat melakukan tracking dan pencatatan data pada sistem yang nantinya akan melibatkan beberapa proses.

1. Penentuan koordinat rak, setiap rak akan ditentukan koordinatnya berdasarkan Visual citra yang ditampilkan
2. Tracking, Tracking sendiri sudah menjadi kesatuan dengan YOLOv8 oleh ultralytics dengan default trackingnya adalah Bytetrack.
3. Pencatatan data, pada setiap objek (manusia) yang berada pada rak dan terdeteksi maka akan dilakukan proses untuk mengetahui apakah setiap koordinat dari objek tersebut berada dalam polylines yang menjadi letak dari rak tersebut.
4. Setiap iterasi pada setiap proses akan dilakukan pencatatan ke dalam database sesuai dengan lokasinya yang nantinya menjadi bahan rekomendasi.



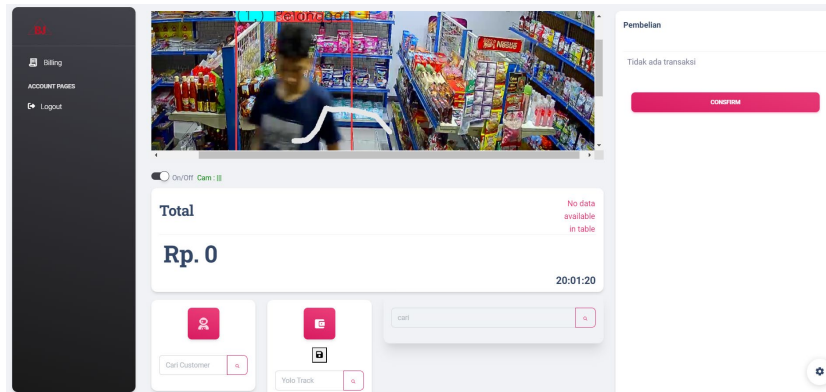
Gambar 8. Orang Berada Dalam Polylines

Pada gambar 8 dapat dilihat bahwa saat orang tersebut masuk kedalam polylines yang menjadi penangkap objek, objek pelanggan tersebut akan dicatat berapa lama waktu nya saat berada didalam polylines tersebut.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil antarmuka sistem

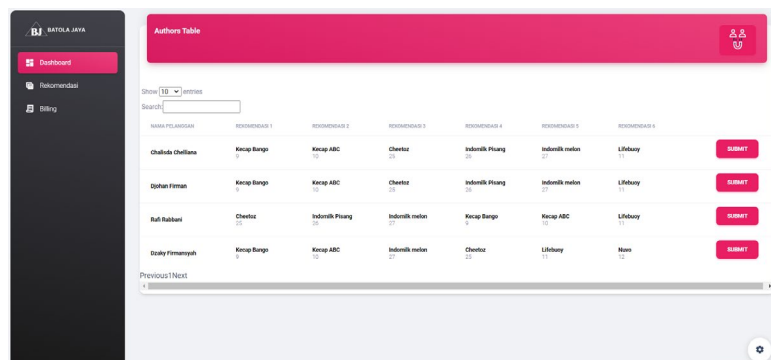
1) Halaman Kasir



Gambar 9. Hasil Antarmuka Kasir

Gambar 9 adalah hasil antarmuka halaman kasir, dimana halaman ini adalah halaman untuk pembelian barang atau sistem kasir, dimana terdapat tampilan yolo, tampilan list barang yang akan dibeli, input pelanggan, input track id dan total harga barang.

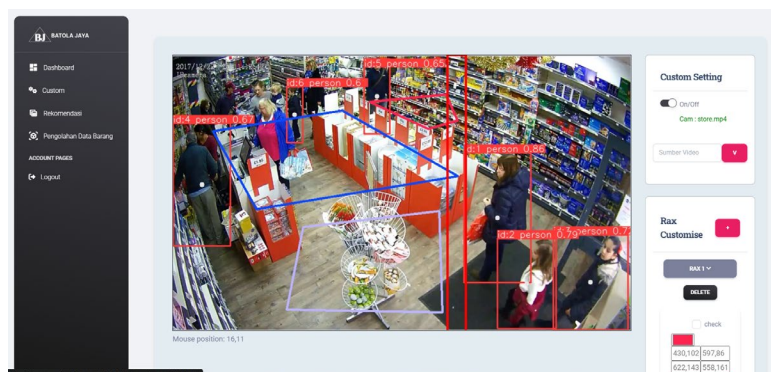
2) Halaman Kasir



Gambar 10. Pengiriman Rekomendasi

Gambar 10 Merupakan gambar pengiriman rekomendasi dimana pada halaman ini admin dapat mengirimkan rekomendasi kepada pelanggan. Ada dua opsi admin dapat mengirimkan rekomendasi yaitu bergantung kepada customer atau bergantung kepada barang tersebut.

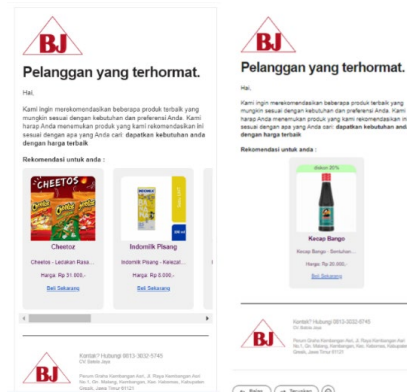
3) Halaman Kasir



Gambar 11. Tampilan Custom

Pada gambar 11 pengguna dapat menyesuaikan posisi dan warna polylines untuk pencatatan. Hal ini memudahkan pengguna untuk mengatur polylines sesuai dengan preferensi atau kebutuhan tata letak dalam pengaturan mereka.

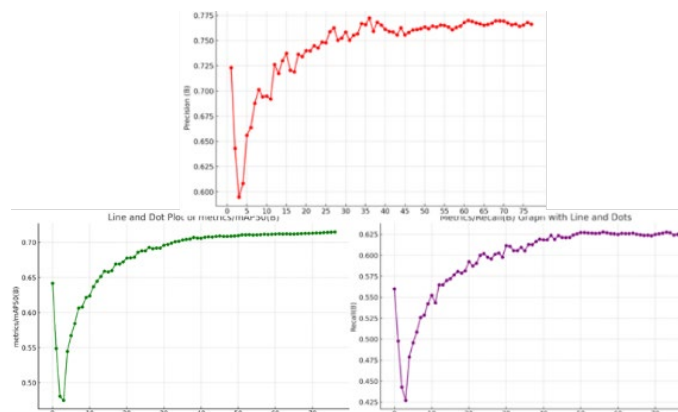
4) Halaman Hasil Pengiriman Rekomendasi



Gambar 12. Pesan Retargeting

Gambar 12, Merupakan bentuk rekomendasi yang akan diterima oleh pelanggan pada sisi kiri rekomendasi dikirim berdasarkan pelanggan itu sendiri sedangkan pada sisi kanan rekomendasi dikirim berdasarkan barang.

B. Hasil Dan Evaluasi Model YOLOv8



Gambar 13. Precision, mAP50, Dan Recall

Pada gambar 13 terdapat tiga buah grafik precision, recall, dan mAP50. Ketiga grafik tersebut menunjukkan peningkatan seiring bertambahnya epochs menunjukkan kemajuan dan kinerja model yang lebih baik.

TABEL I
 HALAMAN PELATIHAN MODEL

Epochs	Precision	Recall	mAP50
10/80	0.69495	0.54236	0.62131
20/80	0.74	0.58147	0.67229
30/80	0.75836	0.59774	0.6921
40/80	0.76125	0.61927	0.70637
50/80	0.76347	0.62576	0.70909
60/80	0.76798	0.62564	0.71162
70/80	0.76958	0.62394	0.71275
79/80	0.76743	0.62467	0.7415

Analisis Dan Evaluasi :

1. Precision : Precision mencerminkan ketepatan model dalam mengidentifikasi objek positif, dalam hasil didapatkan bahwa terjadi peningkatan antara pelatihan di 10 epochs pertama dan epoch terakhir yang mana pada epoch pertama didapatkan 0.69495 menjadi 0.76632
2. Recall : Recall mencerminkan seberapa baik model dapat menebak semua objek instance yang benar, dalam

hasil recall mengalami peningkatan dari 0.54236 pada 10 epoch pertama menjadi 0.62503 pada epochs terakhir.

- mAP 50 : mAP 50 merupakan rata-rata presisi dari semua recall, yang mana dalam model juga mengalami peningkatan dari yang awalnya 0.62131 menjadi 0.7148 di akhir epochs.

Hasil Model Dan Perbandingan Jurnal Terkait:

Hasil pelatihan model tersebut menunjukkan performa yang cukup memuaskan. Setelah melalui berbagai tahap pelatihan dan evaluasi, dilakukan perhitungan menggunakan metrik F1-Score yang merupakan sebuah matrik evaluasi untuk mengukur keseimbangan antara presisi dan recall. Dari perhitungan tersebut, didapatkan nilai F1-Score sebesar 70%. Penelitian sebelumnya pernah menghasilkan model yolo dengan cara yang sama dan untuk objek yang sama yaitu orang dengan F1-Score 90% [19], namun dengan dataset yang 10 kali lebih sedikit sehingga model dapat kesulitan saat berhadapan dengan objek yang benar-benar baru, ini diakibatkan oleh kemungkinan Overfitting terhadap data. Penelitian tersebut juga masih berfokus dan terbatas kepada pengembangan model bukan ke implementasi dari model tersebut bahkan pada penelitian tersebut disarankan untuk melakukan penambahan data sebelum implementasi model.

$$f1_{score} = \frac{2 \times \text{Presicion} \times \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}}$$

(1)

$$\frac{2 \times 0.76 \times 0.62}{0.76 + 0.62} = \frac{0.9579459792}{1.401662} = 0.7$$



Gambar 14. Hasil Pengujian Deteksi Pada Data

Hasil yang ditunjukkan untuk dataset dengan total lebih dari 20.000 data menghasilkan performa yang sangat baik dengan nilai f1-score sebesar 70%, hasil ini tentu masih dapat ditingkatkan dengan beberapa hal seperti penambahan epochs untuk pelatihan, proses augmentasi data untuk mempelajari citra dengan variasi yang berbeda dan bahkan penambahan data. Hanya saja pada penelitian kali ini model dengan f1-score 70% sudah jauh memenuhi fungsionalitas untuk sistem yang akan dibangun dan berdasarkan pengujian dengan skenario pada model tersebut juga sudah sangat baik. Untuk pengujian akan dibahas pada sub bab selanjutnya.

C. Implementasi Dan Tantangan Model Pada Studi Kasus

Meskipun mendapatkan hasil yang memuaskan dengan nilai F1_score 70% untuk pelatihan diatas 20.000 dataset bukan berarti hal yang sama akan berlaku saat model di implementasikan pada studi kasus terlebih lagi beberapa distraksi yang dapat mengganggu deteksi objek.

1) Analisis Tantangan Distraksi Pada Studi Kasus



Gambar 15. Hasil Pengujian Deteksi Pada Data

Pada gambar 15 dapat kita bagi kedalam 4 bagian Lorong

- Lorong 1 : Pada lorong ini terlihat posisi kamera terdapat daerah yang tidak terlihat, dengan keadaan yang ada membuat deteksi objek dapat terganggu terlebih bila objek menunduk.
- Lorong 2 : Pada lorong ini terlihat posisi kamera paling aman yang mana kamera mendapatkan visual yang lebih sempurna atau bersih dari gangguan objek.
- Lorong 3 : Pada lorong ini kondisinya sama seperti Lorong 1 dimana kamera mendapat penghalang di beberapa bagian lorong.
- Lorong 4 : Pada lorong ini terdapat barang-barang dan merupakan lorong yang menjadi salah satu jalan penghubung antara lorong-lorong lainnya, distraksinya pada Lorong ini dapat terjadi jika objek berjalan dan terhalang beberapa bagian rak.



Gambar 16. Contoh Objek Tidak Terdeteksi

Pada gambar 16 merupakan beberapa keadaan bagaimana objek tidak dapat mendeteksi diakibatkan oleh banyaknya objek penghalang lain gambar sebelah kiri merupakan objek yang berada pada Lorong 4 dan pada bagian kanan merupakan objek yang berada pada Lorong 3.

2) Penanganan Distraksi Pada Studi Kasus

Distraksi dan kegagalan track id mengakibatkan suatu objek dianggap sebagai objek baru padahal sebenarnya objek tersebut bukan merupakan suatu objek yang baru. Pada YOLOv8 terlebih saat dilakukan tracking Track id yang muncul untuk objek baru adalah hasil increment dari Track id yang sebelumnya. Hasil increment ini mengakibatkan inisialisasi manual dari Track id akan mengganggu proses Track id yang ada pada objek lainnya. Pada penelitian ini penanganan distraksi akan menggunakan konsep sederhana dimana zona rawan blind spot akan dipetakan dan diberikan sebuah tambahan kode untuk menyimpan track id dan mengembalikannya saat objek keluar dari blind spot.

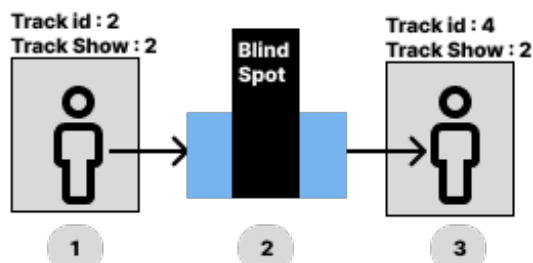


Gambar 17. Penanganan Ditraksi Pada Studi Kasus

Pada gambar 17 merupakan bagaimana objek track id dikembalikan ke objek tersebut implementasi ini akan menyimpan sementara setiap objek yang masuk pada blind spot dan mengembalikannya saat objek keluar dari blind spot.

Seperti penjelasan sebelumnya bahwa Track id pada yolo ini dihasilkan melalui proses increment yang mana memaksa perubahan terhadap suatu objek dapat mengakibatkan perubahan Track_id pada increment objek baru, Maka transisi Track id pada gambar 4.29 dilakukan secara tampilan.

Perubahan track id secara tampilan yang dimaksud adalah saat objek merupakan suatu objek baru maka track id seperti biasa akan berjalan hanya saja ada variabel baru yang ditambah bernama track_show pada setiap objek yang isinya merupakan track id awal dari suatu objek, saat objek tersebut masuk kedalam blind spot dan dianggap sebagai objek baru maka track id ini akan berubah mengikuti objek yang ada sedangkan track_show tetap seperti semula.



Gambar 18. Transaksi Track ID

Pada gambar 18 merupakan gambaran lebih detail saat hendak memasuki blind spot object akan ditangkap oleh polylines yang pada gambar digambarkan dengan box biru setelah itu bagian sisi lain dari polylines akan mengembalikan track show objek tersebut, track show inilah yang nantinya menjadi input kasir sedangkan track id tetap digunakan sebagai pencatatan waktu pada sistem flask.

D. Pengujian Sistem

Pengujian perangkat lunak merupakan suatu prosedur untuk menemukan kesalahan sistem [20], Pengujian pada sistem ini menggunakan metode black box dimana penelitian ini dilakukan dengan mengamati hasil input dan output tanpa melihat struktur kode. Pengujian ini bertujuan untuk mengetahui apakah suatu fungsi dalam program sudah berjalan dengan baik dan sesuai dengan fungsionalitasnya [21]. Pengujian black box dibagi ke beberapa skenario sesuai kebutuhan.

1) Pengujian Sistem Website

TABEL 2
 PENGUJIAN SISTEM

Input	Harapan	Output	Hasil
Barang Masuk ke keranjang	Barang Masuk ke keranjang	Sesuai	Berhasil
Menampilkan Barang yang aktif (berada dikeranjang)	Barang ditampilkan kedalam sistem kasir	Sesuai	Berhasil
Menampilkan iframe YOLOv8 dari Flask	Iframe ditampilkan dilayar kasir	Sesuai	Berhasil
Menambah dan mengurangi barang yang masuk kekeranjang	Berhasil menambah dan mengurangi	Sesuai	Berhasil
Memasukan Id pelanggan aktif ke kasir	Berhasil Memasukan pelanggan	Sesuai	Berhasil
Memasukan Track id pelanggan aktif	Berhasil memasukan track id	Sesuai	Berhasil
Menampilkan Total Harga	Total Harga belanja ditampilkan	Sesuai	Berhasil

Tabel 2 merupakan hasil pengujian black box terhadap fungsi krusial pada penelitian ini dan berdasarkan hasil pengujian tersebut memiliki tingkat keberhasilan 100%, sehingga dapat dikatakan program sudah berjalan sebagaimana mestinya dan juga telah berjalan dengan baik.

2) Pengujian Fungsional YOLOv8

Pengujian implementasi YOLOv8 akan sedikit berbeda dari pengujian fungsional dimana pada pengujian ini digunakan beberapa skenario sebagai input pengujian untuk memeriksa apakah implementasi yolo yang diusulkan untuk mengalihkan track id dan juga pencatatan waktu sudah benar dan sesuai seperti seharusnya.

TABEL 3
 SKENARIO PENGUJIAN YOLOV8

Input	Harapan	Output	Hasil
Seorang berjalan ke lorong 1 dan kekasir	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 2 dan kekasir	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 3 dan kekasir	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 1 lalu lorong 2 Melewati Lorong 4	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 2 dan lorong 3 Melewati Lorong 4	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 1 dan orang lain berjalan ke lorong 2	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 2 dan orang lain berjalan ke lorong 3	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang di lorong 1 menunduk dan bangun kembali	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang di lorong 3 menunduk dan bangun kembali	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Seorang berjalan ke lorong 1 dan 2 dan orang lain berjalan ke lorong 2 dan 3	Track id tetap dan waktu sesuai perdetiknya	Sesuai	Berhasil
Tiga orang berjalan random	Track id tetap dan waktu sesuai	Sesuai	Berhasil

Pada tabel 3 merupakan hasil pengujian fungsional sistem tentang bagaimana yolo dimanfaatkan pengujian ini menggunakan beberapa skenario, skenario yang dipilih berdasarkan kondisi intensitas pelanggan pada studi kasus dan secara keseluruhan skenario yang dicoba mendapatkan hasil yang baik mulai dari transisi track id yang konsisten dan juga pencatatan waktu yang sesuai. Mengingat skenario yang dipilih disesuaikan dengan keadaan studi kasus perbaikan kedepannya dapat melibatkan skenario yang lebih rumit dari yang ada dan dengan kuantitas yang lebih banyak.

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

Sistem rekomendasi retargeting pada toko offline dapat dibuat dengan memanfaatkan YOLOv8 dan SAW, YOLOv8 dimanfaatkan melalui framework flask dan SAW dengan framework codeigniter keduanya dapat dikombinasikan dengan berbagi data yang sama melalui Mysql sementara dari sisi frontend kedua framework terintegrasi melalui Codeigniter yang melakukan iframe terhadap flask. Penggunaan Flask dan Codeigniter dapat menghasilkan sistem yang bekerja secara bersamaan dimana Flask dapat menjalankan YOLOv8 sementara Codeigniter menjalankan sistem untuk menentukan rekomendasi. Mengkombinasikan YOLOv8 dan SAW dapat dilakukan dengan menjadikan YOLOv8 yang dimana bertugas mencatat waktu sebagai salah satu kriteria penting dengan bobot tertinggi sedangkan kriteria lain seperti pembelian dan sejarah beli digunakan untuk memberi detail dari rekomendasi. Hasil pengujian dengan blackbox menghasilkan hasil yang sesuai baik pengujian fungsional sistem SAW dan skenario pengujian YOLOv8, sedangkan hasil model memiliki nilai f1 score memiliki nilai 70%.

Sebagai bahan pengembangan penelitian lebih lanjut, maka terdapat saran dari penulis untuk pengembangan lebih lanjut Sistem yang dirancang dapat diperkuat dengan veris YOLO terbaru yang lebih ringan, akurat dan memiliki fps lebih tinggi. Selain itu dapat ditambah dataset untuk mengkondisikan aktivitas mencari barang/pelanggan bigung dalam memilih barang. Dapat dikembangkan untuk melakukan tracking pada toko-toko yang tidak cukup dengan satu kamera/multicam tracking.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Saribu, H. D. T., & Maranatha, E. G. (Juni 2020). Pengaruh pengembangan produk, kualitas produk dan strategi pemasaran terhadap penjualan pada PT Astragraphia Medan. *Jurnal Manajemen*, 1(1), 1-6. Tersedia : <https://ejournal.lmiimedan.net/index.php/jm/article/view/82>
- [2] Finkle, T. A. (Maret 2013). AdRoll: A case study of entrepreneurial growth. *New England Journal of Entrepreneurship*, 16(1), 47-50. Tersedia: <https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/NEJE-16-01-2013-B005/full/html>
- [3] J.Kantola."The effectiveness of retargeting in online advertising", *Industrial Engineering and Management*, Aalto University, Espoo, Finland, 2014
- [4] Sunjoko. D. D."Penerapan Teknik Remarketing Di Media Sosial Untuk Meningkatkan Penjualan PT Waysata Indonesia Bahagia", disertasi doctor, *Ekonomi Dan Bisnis Universitas Islam Indonesia*, Indonesia, 2024
- [5] R. Novianingrum," Peran Mediasi Perilaku Pelanggan Dalam Hubungan Retargeting Advertising Dan Price Discount Terhadap Keputusan Pembelian Di Bertybenka", disertasi doctor, *Ekonomi Dan Bisnis*, Indonesia, 2022
- [6] Ashidiqi, M. J., & Sebayang, A. F. (Agustus 2021). Efektifitas Penjualan Online VS Offline Terhadap Pengembangan Usaha Studi Kasus Perusahaan Fashion Classiconesia. *Prosiding Ilmu Ekonomi*, 104-107. Tersedia: <https://karyailmiah.unisba.ac.id/index.php/ekonomi/article/view/31073>
- [7] Rumiarti, C. D., & Budi, I., (Mei 2017). "Segmentasi pelanggan pada customer relationship management di perusahaan ritel: studi kasus PT Gramedia Asri Media". *Jurnal Sistem Informasi*, 13(Jan), 1-10 Tersedia: <https://download.garuda.kemdikbud.go.id>
- [8] Maulana, M. I., & Noviana, R. (Januari 2023). Training Custom Model Deteksi Ulang menggunakan YOLOv8. *Jurnal Ilmiah Komputasi*, 22(4), 505-514. Tersedia: <https://ejournal.jak-stik.ac.id/index.php/komputasi/article/view/3526>
- [9] Rusliyawati, R., Damayanti, D., & Prawira, S. N. (Januari 2020). "Implementasi Metode Saw Dalam Sistem Pendukung Keputusan Pemilihan Model Social Customer Relationship Management ". *Jurnal Ilmiah Edutic: Pendidikan dan Informatika*, 7(1), 12-19. Tersedia <https://journal.trunojoyo.ac.id/edutic/article/view/8571>
- [10] Herdianto, R. A., " analisis dan pengembangan sistem informasi penerimaan siswa baru berbasis codeigniter php framework di smk ma'arif 1 mungkid", *Fakultas Teknik, Universitas Negeri Yogyakarta*, Yogyakarta, Indonesia, 2014
- [11] Haezer, E. H. Y. K. E., & Setiyawati, N. (Agustus 2022). Pembangunan Aplikasi Virtual Inventory System (VIS) Berbasis Web Menggunakan Flask Framework. *Jurnal Mnemonic*, 5(2), 128-135. Tersedia <https://ejournal.itn.ac.id/index.php/mnemonic/article/view/4799>
- [12] Nguyen, P. H., Tsai, J. F., Kumar, V. A. G., & Hu, Y. C. (Juli 2020). Stock investment of agriculture companies in the Vietnam stock exchange market: An AHP integrated with GRA-TOPSIS-MOORA approaches. *Journal of Asian Finance, Economics and Business*, 7(7), 113-121. Tersedia : <https://ntut.elsevierpure.com/en/publications/stock-investment-of-agriculture-companies-in-the-vietnam-stock-ex>
- [13] Rostianingsih, S., Setiawan, A., & Halim, C. I. (April 2020). COCO (creating common object in context) dataset for chemistry apparatus. *Procedia Computer Science*, 171, 2445-2452. Tersedia : <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920312564>
- [14] Saribu, H. D. T., & Maranatha, E. G. (Juni 2020). Pengaruh pengembangan produk, kualitas produk dan strategi pemasaran terhadap penjualan pada PT Astragraphia Medan. *Jurnal Manajemen*, 1(1), 1-6. Tersedia : <https://ejournal.lmiimedan.net/index.php/jm/article/view/82>
- [15] Firmanto, B., Soekotjo, H., & Suyono, H. (Januari 2016). Perbandingan Kinerja Algoritma Promethee Dan Topsis Untuk Pemilihan Guru Teladan. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, 2(1).
- [16] Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G. (Agustus 2020). Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. Tersedia : <https://arxiv.org/abs/2008.05756>
- [17] Pratama, Y. A., Budiman, F., Winarno, S., & Kurniawan, D. (Oktober 2023). Analisis Optimasi Algoritma Decision Tree, Logistic Regression dan SVM Menggunakan Soft Voting. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, 7(4), 1908-1919
- [18] Tantyoko, H., Sari, D. K., & Wijaya, A. R. (Desember 2023). Prediksi Potensial Gempa Bumi Indonesia Menggunakan Metode Random Forest Dan Feature Selection. *IDEALIS: Indonesia Journal Information System*, 6(2), 83-89
- [19] Drantantiyas, N. D. G., Yulita, W., Ridwan, N. T., Ramadhani, U. A., Kesuma, R. I., Rakhman, A. Z., ... & Mufidah, Z. (Desember 2023). Performasi Deteksi Jumlah Manusia Menggunakan YOLOv8. *JASIEK (Jurnal Aplikasi Sains, Informasi, Elektronika dan Komputer)*, 5(2), 63-68. Tersedia : <https://jurnal.unmer.ac.id/index.php/jasiek/article/view/11605/pdf>

- [20] Firmansyah, A., Arief, M. A., Falah, M. D. F., Dharmawan, O. D., & Riyanto, J. (Maret 2022). Pengujian Aplikasi Sistem Penilaian Mahasiswa Dengan Menggunakan Teknik Boundary Value Analysis. *Scientia Sacra: Jurnal Sains, Teknologi dan Masyarakat*, 2(1), 175-179. Tersedia : <https://pi-jarpemikiran.com/index.php/Scientia/article/view/147>
- [21] Wibisono, W., & Baskoro, F. (2002). Pengujian perangkat lunak dengan menggunakan model behaviour UML. *Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 1(1), 43-50. Tersedia : <https://download.garuda.kemdikbud.go.id/>