

PENDETEKSIAN KANDUNGAN GULA DAN KARBOHIDRAT PADA UMBI-UMBIAN DENGAN METODE YOLO (YOU ONLY LOOK ONCE) V8

Arief Eko Farhan, Prajoko, Agung Pambudi

Teknik Informatika, Universitas Muhammadiyah Sukabumi

Jl. R. Syamsudin, SH. No. 50 Kota Sukabumi Jawa Barat Indonesia 43113, Indonesia

ariefekofarhan@gmail.com

ABSTRAK

Di Indonesia, sebagian besar asupan makanan terdiri dari karbohidrat. Setelah dikonsumsi, karbohidrat tersebut dicerna oleh enzim di tubuh manusia dan diubah menjadi glukosa. Kadar gula darah memiliki peran penting dalam mempengaruhi fluktuasi tekanan darah, sehingga mengelola tekanan darah dan kadar gula sangat penting untuk meningkatkan kualitas hidup. Asupan gula yang berlebihan, terutama akibat pola makan yang kurang sehat, dapat menyebabkan diabetes melitus, yang banyak dialami oleh masyarakat, terutama lansia. Makanan tradisional berbasis umbi-umbian menawarkan potensi sebagai sumber karbohidrat yang sehat dan bisa menjadi pilihan yang baik untuk menjaga keseimbangan gula darah. Maka dari itu penelitian ini mengusulkan penerapan sistem deteksi kadar gula dan karbohidrat pada umbi-umbian menggunakan teknologi YOLO. Model YOLOv8 dikembangkan dengan menganalisis *dataset* berisi 1800 gambar, menghasilkan sistem deteksi umbi-umbian yang sangat akurat. Model ini menggunakan varian YOLOv8s dengan *batch size* 8 dan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001. Hasil uji menunjukkan kinerja yang sangat baik, dengan mAP50 (*Mean Average Precision*) sebesar 99.2%, *Precision Confidence Curve* 94.7%, *Precision Recall* 99.4%, dan *F1 Confidence Curve* 85.2%.

Kata kunci : Diabetes, Umbi-umbian, YOLOv8, Deteksi gula

1. PENDAHULUAN

Indonesia, sebagai negara berbasis pertanian, memiliki berbagai bahan pangan tradisional, terutama umbi-umbian yang kaya akan pati dan berpotensi sebagai sumber utama karbohidrat selain beras dan jagung. Jenis umbi-umbian seperti ubi kayu, ubi jalar, talas, gadung, gembili, garut, ganyong, suweg, dan uwi memiliki nilai gizi tinggi dan penting secara etnomedis. Menurut [1] dan [2] umbi-umbian telah menjadi bagian penting dari diet masyarakat Indonesia, dengan produksi signifikan di berbagai kecamatan.

Konsumsi umbi-umbian mempengaruhi kadar gula darah yang berhubungan erat dengan tekanan darah, terutama pada penderita diabetes mellitus tipe 2. Diabetes meningkatkan risiko hipertensi melalui mekanisme fisiologis yang melibatkan resistensi insulin dan sistem Renin-Angiotensin-Aldosteron. Oleh karena itu, penting untuk memantau dan mengendalikan kadar gula darah dan tekanan darah untuk menjaga kesehatan.

Singkong, salah satu umbi-umbian, memiliki indeks glikemik rendah, sehingga bermanfaat untuk mengontrol kadar gula darah dan menurunkan risiko diabetes. Selain itu, singkong juga kaya akan serat dan nutrisi penting yang mendukung kesehatan dan membantu mencegah stunting pada ibu hamil.

Penelitian ini menyoroti pentingnya menilai kandungan gula dalam umbi-umbian untuk aspek kesehatan dan kebutuhan industri pangan. Banyak masyarakat, terutama lansia, menderita diabetes mellitus akibat konsumsi gula berlebih dan kurangnya disiplin dalam menjaga pola makan. YOLO, sebagai metode deteksi objek berbasis *deep learning* yang

diperkenalkan oleh Joseph Redmon et al. pada tahun 2016, menawarkan pendekatan deteksi objek langsung pada citra dengan jaringan saraf konvolusi tunggal yang efisien[3]. Penerapan teknologi deteksi objek menggunakan YOLO (*You Only Look Once*) yang dapat memproses hingga 45 frame per detik (FPS) pada GPU, setara dengan 22 milidetik per gambar[4], yang jauh lebih cepat dibandingkan metode lain. Misalnya, Fast R-CNN hanya mampu memproses sekitar 0,5 FPS atau 2 detik per gambar, sementara Faster R-CNN memiliki kecepatan sekitar 5-10 FPS atau 100-200 milidetik per gambar[5]. EfficientDet, di sisi lain, beroperasi dalam kisaran 20-30 FPS, tergantung pada varian modelnya[6]. Artinya algoritma YOLO dapat menjadi solusi untuk menanggulangi masalah ini dengan memberikan informasi nutrisi secara tepat dan cepat.

Penelitian ini bertujuan mengembangkan teknologi untuk mendeteksi kandungan karbohidrat dan gula pada umbi-umbian, memanfaatkan YOLO untuk meningkatkan kesadaran dan pemahaman masyarakat tentang nilai gizi umbi-umbian serta membantu mereka dalam mengontrol kadar gula darah dan tekanan darah.

2. TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Umbi-umbian

Secara umum, tanaman umbi-umbian merupakan sumber karbohidrat yang diperoleh dari tanah, terutama dalam bentuk pati. Potensi umbi-umbian sebagai sumber karbohidrat yang produktif dan bernilai ekonomi penting perlu diperhatikan, meskipun sering diabaikan dan dianggap sebagai tanaman liar, sehingga harga jualnya rendah. Umbi-

umbian yang umum dikenal di Indonesia, seperti ubi kayu dan ubi jalar, memiliki nilai yang lebih tinggi dibandingkan dengan umbi-umbian minor seperti talas, gadung, gembili, garut, ganyong, suweg, dan uwi, yang belum dimanfaatkan secara optimal. [1].

2.2. Kandungan gizi pada umbi-umbian

Umbi-umbian mengandung berbagai macam nutrisi seperti karbohidrat, serat, vitamin, dan mineral yang penting untuk kesehatan. Karbohidrat pada umbi-umbian merupakan sumber energi utama yang diperlukan tubuh. Selain itu, umbi-umbian juga mengandung antioksidan yang dapat membantu melindungi tubuh dari radikal bebas [2].

Kandungan gula alami pada umbi-umbian juga menjadi perhatian karena dapat mempengaruhi kadar gula darah dalam tubuh.

a. Ubi singkong

Setiap 100 gram singkong mengandung 121 kalori, 62,5 gram air, 40 gram fosfor, 34 gram karbohidrat, 33 mg kalsium, dan 100 mg vitamin C. Kulit batangnya mengandung tanin, enzim peroksidase, kalsium oksalat, dan glikosida. Selain umbinya, daun singkong juga digunakan sebagai bahan pangan, terutama sebagai sayuran, dan mengandung protein, beta karoten, serta vitamin B1, B2, dan C dalam jumlah yang signifikan[7].

b. Talas

Talas mentah mengandung 70,64 gram air dan menyediakan 112 kkal per 100 gram. Karbohidratnya mencapai 26,46 gram dengan 1,5 gram protein dan 0,20 gram lemak. Talas mentah bebas kolesterol dan mengandung 4,1 gram serat serta 1,2 gram abu. Untuk vitamin, talas mentah menyediakan 0,022 mg folat, 0,600 mg niasin, 0,303 mg asam pantotenat, 0,283 mg piridoksin, 0,025 mg riboflavin, 0,095 mg tiamin, 0,004 mg vitamin A, 4,5 mg vitamin C, 2,38 mg vitamin E, dan 0,001 mg vitamin K.[8].

c. Kentang

Kentang mengandung energi antara 96 dan 123 kkal per 100 gram. Pati yang ada berkisar antara 16 hingga 20 gram, dengan protein sekitar 1,76 hingga 1,95 gram. Lemak pada kentang bervariasi dari 0,1 hingga 0,5 gram, dan serat makanan antara 1,8 hingga 2,1 gram. Kandungan kalium berkisar dari 150 hingga 1386 mg, fosfor antara 42 hingga 120 mg, dan magnesium 16 hingga 40 mg. Kentang juga mengandung besi sekitar 0,29 hingga 0,69 mg, serta zinc antara 0,29 hingga 0,48 mg. Vitamin C terdapat dalam kisaran 7,8 hingga 20,6 mg, sedangkan vitamin B6 sekitar 0,299 mg. Selain itu, asam klorogenik dalam kentang bervariasi antara 19 hingga 399 mg, dan glikoalkaloid antara 0,7 hingga 18,7 mg[9].

d. Bengkuang

Bengkoang kaya akan vitamin C, vitamin B1, protein, dan serat kasar. Dengan kandungan kalori yang rendah—sekitar 39 kkal per 100 gram—bengkoang juga mengandung pati dan

oligosakarida yang dikenal sebagai inulin. Inulin merupakan serat pangan prebiotik sekaligus karbohidrat rendah kalori, hanya 1,5 kkal per gram. Umbi atau akar bengkoang dapat digunakan untuk mengatasi berbagai kondisi kesehatan seperti diabetes mellitus, kutil, penyakit kulit dan eksim, sariawan, demam, serta wasir[1].

e. Wortel

Dalam setiap 100 gram wortel, terdapat sekitar 42 kalori, 9,30 gram karbohidrat, 0,30 gram lemak, dan 1,20 gram protein. Wortel juga mengandung mineral seperti 39 mg kalsium, 37 mg fosfor, dan 0,80 mg zat besi. Dengan kadar vitamin A yang tinggi, yakni 12.000 SI, serta vitamin B sebesar 0,06 mg dan vitamin C sebanyak 6 mg, wortel juga mengandung 88,20 gram air, dan 88% dari beratnya bisa dimakan. Kandungan ini menjadikan wortel bermanfaat dalam menurunkan tekanan darah, mengencangkan kulit wajah, menurunkan kolesterol, mencegah kanker pankreas dan paru-paru, serta membantu mengatasi hepatitis dan mencegah stroke[10].

f. Ubi kuning

Setiap 100 gram ubi jalar kuning mengandung total karbohidrat antara 81,3% hingga 85,7%, dengan pati yang dapat dicerna sebesar 51,2% hingga 61,1%. Ubi jalar ini juga mengandung sukrosa sebesar 7,7% hingga 11,6% dan protein antara 5,1% hingga 5,9%. Pati tahan pada ubi jalar kuning berkisar antara 1,6% hingga 4,3%, sementara kandungan abunya adalah 2,6% hingga 2,8%. Serat kasar terdapat sebanyak 1,3% hingga 1,4%, fruktosa antara 0,8% hingga 4,3%, dan glukosa sekitar 0,9% hingga 1,3%. Lemak dalam ubi jalar kuning bervariasi dari 1,8% hingga 2,1%[11].

g. Ubi ungu

Dalam setiap 100 gram umbi jalar ungu, terkandung sekitar 85 kalori, 0,1 gram lemak, 55 miligram natrium, 337 miligram kalium, 20 gram karbohidrat, 3 gram serat pangan, 4,2 gram gula, dan 1,6 gram protein. Selain itu, terdapat 2,4 miligram vitamin C, 0,6 gram zat besi, 0,2 gram vitamin B6, 25 miligram magnesium, serta 30 miligram kalsium. Ubi jalar ungu ini tidak mengandung vitamin D dan vitamin B12[12].

2.3. Digital Image Processing

Digital Image Processing adalah studi tentang teknik untuk memanipulasi gambar digital, baik foto diam maupun gambar bergerak dari *webcam*, yang dinyatakan secara numerik dengan nilai diskrit agar dapat diproses oleh komputer. Digitalisasi gambar mengubah fungsi kontinu menjadi nilai diskrit, menghasilkan gambar digital yang direpresentasikan sebagai matriks dua dimensi di mana setiap elemen, atau piksel, adalah bagian terkecil dari gambar. Pengolahan gambar digital menggunakan komputer memungkinkan deteksi objek tertentu melalui metode seperti segmentasi warna. Normalisasi RGB adalah teknik segmentasi warna yang cepat dan efektif,

digunakan dalam identifikasi tanda lalu lintas dan deteksi wajah[13].

2.4. Deep Learning

Deep learning adalah cabang dari *machine learning* yang memanfaatkan jaringan saraf tiruan dengan banyak lapisan tersembunyi untuk mengolah data secara non-linear. Teknologi ini memungkinkan komputer untuk mempelajari dan menganalisis data dalam struktur lapisan yang semakin kompleks, mirip dengan cara kerja otak manusia. Dengan arsitektur jaringan yang kompleks, *deep learning* dapat menangani berbagai jenis pembelajaran, termasuk supervised, unsupervised, dan semi-supervised. Keunggulan utamanya adalah kemampuannya dalam mengekstraksi fitur dari data mentah secara otomatis tanpa perlu penyesuaian fitur manual, sehingga efektif untuk aplikasi seperti pengenalan pola, pemrosesan bahasa alami, dan analisis citra medis.

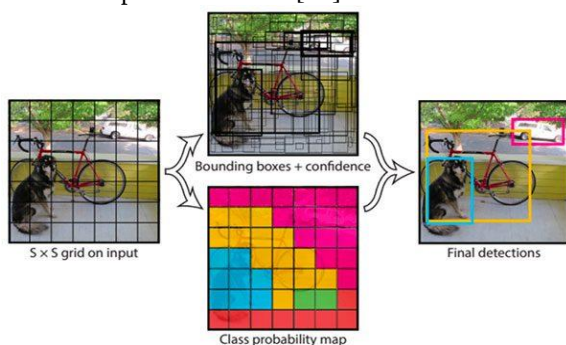
2.5. Studi Terkait

Penelitian sebelumnya telah menunjukkan keberhasilan penggunaan YOLO dalam berbagai aplikasi deteksi objek, mulai dari deteksi wajah hingga identifikasi kendaraan di jalan raya. Studi oleh [1] menunjukkan bahwa YOLO dapat digunakan untuk mendeteksi objek dengan tingkat akurasi yang tinggi, membuatnya cocok untuk diterapkan dalam bidang kesehatan dan pangan.

[14] Menyoroti pentingnya pemilihan makanan yang tepat bagi penderita diabetes dan bagaimana teknologi dapat berperan dalam membantu masyarakat membuat pilihan yang lebih sehat. [15] juga menyatakan bahwa penggunaan teknologi seperti YOLO dapat meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam identifikasi kandungan gizi makanan.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini menerapkan metode YOLOv8 untuk mendeteksi kadar gula dan karbohidrat pada umbi-umbian. Sistem deteksi YOLO (*You Only Look Once*) merupakan teknik untuk mengenali objek dalam gambar secara *real-time*, yang dikembangkan oleh Joseph Redmon dan timnya. YOLO memanfaatkan *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk memproses seluruh gambar secara bersamaan, memberikan prediksi mengenai lokasi dan jenis objek dalam satu proses inferensi.[16].



Gambar 1. Model sistem YOLO

Gambar dibagi menjadi *grid* berukuran $S \times S$, dan kotak pembatas serta probabilitas untuk setiap wilayah dihitung untuk mengklasifikasikannya sebagai objek atau bukan. Setiap sel dalam *grid* memperkirakan hingga B kotak pembatas (*bounding box*) dan skor kepercayaan untuk masing-masing kotak pembatas. Skor kepercayaan ini menunjukkan tingkat keyakinan model terhadap keberadaan objek dalam kotak pembatas tersebut, serta keakuratan perkiraan lokasi kotak pembatas itu sendiri.

Memungkinkan hasil deteksi yang cepat dan efisien. Pendekatan YOLO fokus pada kecepatan dan efisiensi, dengan penerapan *Non-Maximum Suppression* (NMS) untuk mengatasi tumpang tindih dan menghasilkan deteksi objek yang akurat[17].

Skor kepercayaan dihitung sebagai produk dari probabilitas objek dan *Intersection over Union* (IoU) antara kotak prediksi dan kotak ground truth. Jika tidak ada objek dalam sel, skor kepercayaan adalah nol. Sebaliknya, jika ada objek, nilai skor setara dengan IoU antara kotak prediksi dan kotak *ground truth*.

Model YOLO menggunakan CNN dengan 24 lapisan konvolusi diikuti oleh dua lapisan Fully Connected. Konvolusi dilakukan untuk mengekstrak fitur dari gambar menggunakan kernel, dan hasil konvolusi diproses melalui fungsi aktivasi Leaky ReLU untuk mengaktifkan neuron[18].

Dalam penilaian kinerja, dibutuhkan perbandingan model dengan menghitung *precision*, *recall* dan *mAP* (*Mean Average Precision*) menggunakan rumus berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad 1$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad 2$$

$$mAP = \sum_{i=1}^N \frac{AP(i)}{N} \times 100\% \quad 3$$

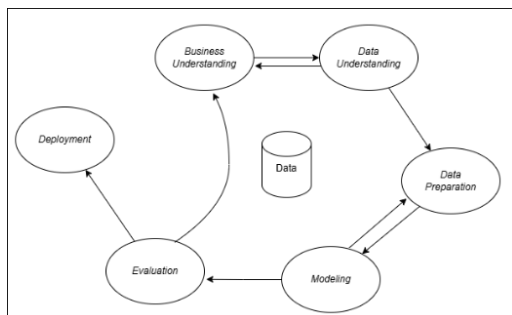
Untuk menilai keseimbangan antara *precision* dan *recall*, digunakan metrik tambahan yang dikenal sebagai F1-Score. F1-Score merupakan ukuran yang menghitung rata-rata harmonis dari *precision* dan *recall*. Nilai F1-Score dapat diperoleh dengan menggunakan rumus berikut:

$$F1 - Score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad 4$$

Sejak diperkenalkan, YOLO telah mengalami berbagai pengembangan, termasuk YOLOv1, YOLOv2, hingga YOLOv8, dengan peningkatan performa dan akurasi. Teknik ini telah diterapkan dalam berbagai konteks seperti identifikasi kendaraan, deteksi manusia, dan pemantauan video. YOLOv8 [19] memiliki beberapa keunggulan dibandingkan versi sebelumnya diantaranya:

- YOLOv8 menawarkan performa yang lebih unggul dengan deteksi objek yang lebih cepat dan akurat dibandingkan dengan versi sebelumnya.
- Model YOLOv8 memiliki dimensi yang lebih kompak dibandingkan versi sebelumnya, membuatnya lebih mudah diterapkan dan digunakan.
- YOLOv8 mengimplementasikan teknik ekstraksi fitur yang lebih canggih daripada versi sebelumnya, yang meningkatkan akurasi deteksi objek.
- YOLOv8 dilengkapi dengan kemampuan *multi-skala*, memungkinkan deteksi objek dengan berbagai ukuran dalam satu gambar.
- YOLOv8 mampu mendeteksi banyak objek dalam satu gambar, menyederhanakan proses identifikasi objek.
- YOLOv8 efektif dalam mendeteksi objek pada gambar berukuran besar dengan akurasi tinggi, yang mempermudah proses identifikasi objek.

Pada penelitian ini, digunakannya metodologi data mining CRISP-DM sebagai pemecah masalah yang umum untuk bisnis dan penelitian. Metodologi ini terdiri dari enam tahapan yaitu *Business Understanding*, *Data Understanding*, *Data Preparation*, *Modelling*, *Evaluation*, dan *Deployment* [20]. Proses metodologi ini terdiri dari 6 tahapan yang dapat dijelaskan sebagai berikut:



Gambar 2. Metode CRISP-DM

3.1. Business Understanding

Penerapan teknologi YOLO dalam penelitian ini bertujuan untuk menggali pengetahuan tentang kandungan gula dan karbohidrat pada umbi-umbian. Penelitian ini fokus pada pengembangan model yang mampu mendeteksi gambar dari jenis umbi-umbian serta menganalisis kandungan nutrisi yang ada di dalamnya, yang penting untuk kesehatan dan pengendalian kadar gula darah, terutama bagi penderita diabetes.

3.2. Data Understanding

Penelitian ini menggunakan data citra umbi-umbian yang dikumpulkan dari berbagai sumber. *Dataset* terdiri dari 700 gambar umbi-umbian yang berbeda, mencakup jenis-jenis seperti bengkuang, ubi kuning, kentang, singkong, talas, ubi ungu dan wortel. Setiap gambar dilabeli secara manual untuk

mengidentifikasi jenis umbi-umbian dan kandungan nutrisinya. Data ini kemudian digunakan untuk melatih model YOLOv8.

3.3. Data Preparation

Pada tahap ini, data citra umbi-umbian dipersiapkan untuk digunakan dalam pelatihan model. Proses ini melibatkan:

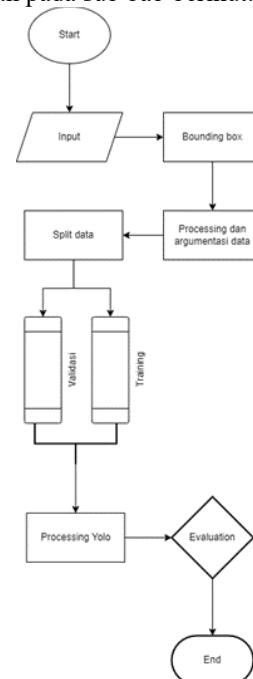
- Pelabelan Data**
Gambar-gambar dilabeli secara manual untuk menentukan batas-batas objek umbi-umbian.
- Augmentasi Data**
Dilakukan augmentasi data dengan teknik seperti rotasi, skala, dan perubahan warna untuk meningkatkan variasi dan jumlah *dataset*.
- Data Cleaning**
Menghapus gambar yang buram atau tidak relevan serta mengatasi *missing value* dengan teknik imputasi jika diperlukan.

3.4. Modeling

Pada tahap ini, model YOLOv8 dilatih menggunakan *dataset* yang telah dipersiapkan. Model yang digunakan adalah varian YOLOv8s dengan 8 *batch size* dan *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001. Proses pelatihan dilakukan dengan:

- Pembentukan Model YOLOv8 dilatih untuk mengenali berbagai jenis umbi-umbian dan kandungan nutrisinya. Proses pelatihan dilakukan dalam beberapa *epoch* hingga model mencapai akurasi yang diinginkan.
- Pengujian Model diuji dengan data uji untuk mengevaluasi kinerjanya. *Tools* yang digunakan adalah *Jetbrains Pycharm Community Edition* 2021.1.0.0 dengan dasar Python 3.10.9.

Sistem dari penelitian ini memiliki tahapan yang akan dijabarkan pada sub bab berikut:



Gambar 3. Arsitektur sistem deteksi

Selama pengembangan model pada penelitian ini, data yang telah diproses dibagi menjadi dua segmen. Yang pertama adalah data pelatihan, yang mencakup sekitar 80% dari keseluruhan data dan digunakan untuk melatih model pembelajaran mesin. Yang kedua adalah data pengujian, yang menyusun sekitar 20% dari keseluruhan *dataset* dan digunakan untuk menilai kinerja model selama proses pelatihan dan penyetalan *hyperparameter*.

3.5. Evaluation

Setelah model YOLOv8 dilatih, dilakukan evaluasi untuk menilai kinerja model. Metrik evaluasi yang digunakan meliputi:

- mAP50 (*Mean Average Precision*) untuk mengukur akurasi deteksi objek.
- Precision Confidence Curve* untuk mengukur keakuratan prediksi.
- Precision Recall* untuk mengukur keseimbangan antara presisi dan *recall*.
- F1 Confidence Curve* untuk mengukur kinerja keseluruhan model.

3.6. Deployment

Setelah tahap evaluasi, model yang telah dibangun diimplementasikan. Tahapan ini melibatkan:

- Integrasi model ke dalam aplikasi web berbasis Flask untuk mendeteksi kandungan gula dan karbohidrat pada umbi-umbian secara *real-time*.
- Pengujian akhir dilakukan untuk memastikan model berfungsi dengan baik dalam lingkungan produksi dan melakukan penyesuaian jika diperlukan untuk mencapai hasil yang optimal.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Business Understanding

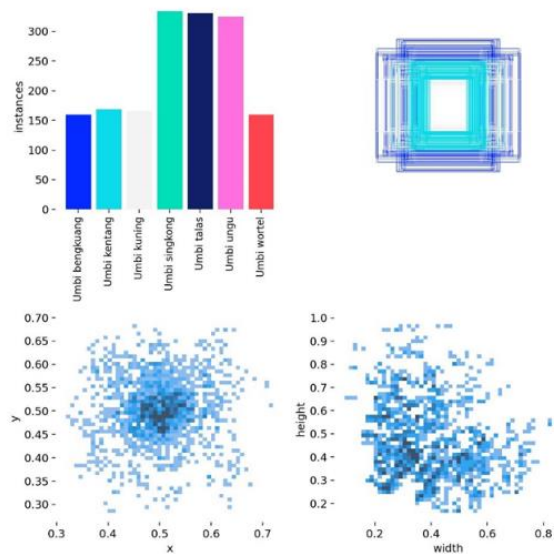
Pada tahap ini, penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan model deteksi kandungan gula dan karbohidrat pada tujuh jenis umbi-umbian yaitu bengkuang, ubi kuning, kentang, singkong, talas, ubi ungu dan wortel menggunakan teknologi YOLOv8. Penerapan teknologi ini diharapkan dapat memberikan informasi penting bagi masyarakat, khususnya penderita diabetes, dalam memilih makanan yang sehat dan sesuai dengan kebutuhan gula darah mereka. Penelitian ini berfokus pada analisis citra umbi-umbian untuk mendeteksi jenis dan kandungan nutrisinya secara akurat dan efisien.

4.2. Data Understanding

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari 700 gambar umbi-umbian yang dikumpulkan secara langsung menggunakan kamera *smartphone* penulis yaitu:

- 100 *frame* citra dari umbi bengkuang.
- 100 *frame* citra dari umbi kentang.
- 150 *frame* citra dari umbi singkong yang terbagi menjadi dua bentuk memanjang dan bulat.
- 100 *frame* citra dari umbi kuning.

- 150 *frame* citra dari ubi ungu yang terbagi menjadi dua bentuk memanjang dan bulat.
- 100 *frame* citra dari umbi wortel.



Gambar 4. Hasil statistic objek pada *dataset*

Setiap gambar akan diberi label secara manual untuk menentukan jenis umbi-umbian serta kandungan nutrisinya, informasi yang diperoleh dari sumber jurnal dan buku-buku pertanian.

Tabel 1. Kandungan umbi pada setiap 100 gram

Nama	Karbohidrat	Gula
Umbi singkong	38,1 gram	1,7 gram
Umbi kuning	27 gram	0,9 gram
Umbi kentang	19 gram	0,7 gram
Umbi bengkuang	9 gram	1,8 gram
Umbi talas	26,46 gram	0,5 gram
Umbi ungu	20 gram	4,2 gram
Umbi wortel	10 gram	4,7 gram

Gambar-gambar tersebut kemudian dianalisis dan diproses untuk memastikan kualitas dan relevansi data sebelum digunakan dalam pelatihan model.

4.3. Data Preparation

Proses persiapan data melibatkan beberapa langkah penting, yaitu:

- Pelabelan Data

Gambar umbi-umbian dilabeli secara manual menggunakan aplikasi pelabelan Roboflow, dengan format anotasi YOLOv8, untuk menetapkan batas-batas objek umbi-umbian dalam setiap gambar.

- Augmentasi Data

Augmentasi data dilakukan dengan teknik-teknik seperti *shear horizontal* -10° , *shear vertikal* 10° , *greyscale* 15%, perubahan kecerahan -22% dan 0% , serta *blur* 1.9px untuk meningkatkan variasi dan jumlah *dataset*. Tujuannya adalah untuk membuat model lebih tangguh terhadap variasi kondisi dalam gambar.

c. Data Cleaning

Menghapus gambar yang buram atau tidak relevan serta menangani nilai yang hilang dengan teknik imputasi jika diperlukan.

Dari hasil *data preparation*, *dataset* yang digunakan memiliki kualitas yang cukup baik untuk melatih model YOLOv8.

4.4. Modeling

Pada tahap ini, model YOLOv8s dilatih menggunakan *dataset* yang telah dipersiapkan. Berikut adalah langkah-langkah dalam proses *modeling*:

- Model YOLOv8 dikembangkan untuk mengenali berbagai jenis umbi-umbian dan kandungan nutrisinya. Pelatihan model dilakukan selama 100 *epoch* dengan *batch size* 8, menggunakan *optimizer* Adam dan *learning rate* 0.001, sampai model mencapai tingkat akurasi yang diinginkan.

```
1. !yolo task=detect mode=train model=yolov8s.pt
2. data=/content/SkripsiUmbi4/data.yaml imgsz=800 optimizer=Adam
3. lr0=0.001 freeze=5 val=True batch=8 epochs=100
4. project=/content/drive/MyDrive/Dataset name=trash_allclass_section augment
```

Gambar 5. Proses melatih model YOLOv8

- Model diuji menggunakan data uji untuk mengevaluasi performanya. Pengujian mengungkapkan bahwa model memiliki kemampuan yang baik dalam mendeteksi umbi-umbian dengan akurasi yang tinggi. Hasil dari proses pemodelan menunjukkan bahwa YOLOv8 efektif dalam mendeteksi jenis umbi-umbian dan menganalisis kandungan nutrisinya dengan tingkat akurasi yang memuaskan.

4.5. Evaluation

Setelah pola klasifikasi diperoleh dari algoritma YOLOv8, tahap evaluasi dilakukan untuk menilai kinerja model yang telah dibuat.



Gambar 6. Hasil model deteksi

Metrik evaluasi yang digunakan mencakup mAP50, *Precision Confidence Curve*, *Precision Recall*, dan *F1 Confidence Curve*. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model memiliki akurasi tinggi dalam mendeteksi umbi-umbian dan menganalisis kandungan nutrisinya.

- mAP50 (*Mean Average Precision*) model mencapai 99.2%, menunjukkan tingkat akurasi yang sangat tinggi.
- Precision Confidence Curve* menunjukkan nilai *precision* sebesar 94.7%, yang menandakan tingkat keakuratan prediksi yang tinggi.
- Precision Recall* model mencapai 99.4%, menggambarkan kemampuan model dalam mendeteksi sebagian besar objek umbi-umbian dalam gambar.
- F1 Confidence Curve* model mencapai 85.2%, menunjukkan keseimbangan yang baik antara *precision* dan *recall* dalam kinerja model.

4.6. Deployment

Setelah tahap evaluasi, model yang telah dibangun diterapkan dalam aplikasi web berbasis Flask untuk mendeteksi kandungan gula dan karbohidrat pada umbi-umbian secara real-time. Implementasi ini mencakup:

- Integrasi model ke dalam aplikasi web untuk mendeteksi dan menampilkan hasil analisis kandungan gula dan karbohidrat pada umbi-umbian.
- Pengujian dan penyesuaian akhir dilakukan untuk memastikan model berfungsi dengan baik di lingkungan produksi, serta melakukan penyesuaian jika diperlukan untuk mencapai hasil yang optimal.

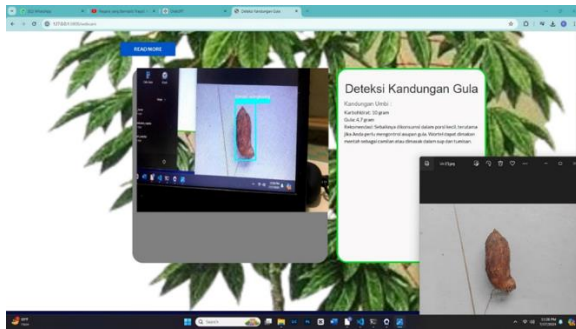
Situs web yang dikembangkan terdiri dari dua halaman utama. Halaman pertama berfungsi sebagai landing page yang menampilkan media yang dipresentasikan, sementara halaman kedua menampilkan deteksi objek secara langsung, yang akan mengidentifikasi setiap objek yang terpantau oleh kamera.



Gambar 7. Hasil implementasi model

Pengguna dapat mengakses halaman utama deteksi objek dengan melalui URL <http://127.0.0.1:5000/Umbi> pada browser. Lalu mengklik opsi "cameras" atau tombol bertuliskan "Realtime" untuk memasuki halaman selanjutnya yang di mana perangkat yang akan secara otomatis

mengaktifkan kamera untuk mendeteksi objek yang muncul dalam bingkai kamera, serta informasi kandungan yang terkait seperti pada gambar di bawah ini.



Gambar 1. Halaman deteksi umbi-umbian

Dengan implementasi ini, masyarakat dapat memanfaatkan aplikasi web untuk secara cepat dan akurat mengidentifikasi jenis umbi-umbian serta mengetahui kandungan nutrisinya, yang dapat membantu dalam memilih makanan yang sesuai dengan kebutuhan kesehatan mereka.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Analisis menunjukkan bahwa model deteksi objek yang dibangun menggunakan dataset umbi-umbian dengan 700 citra dan YOLOv8, menggunakan parameter *batch size* 8, *optimizer* Adam dengan *learning rate* 0.001, ukuran gambar 800×800 piksel, serta *freeze* 5, dan pelatihan selama 100 *epoch*, memberikan kinerja yang sangat baik dalam mendeteksi kandungan gula pada umbi-umbian. Evaluasi model berdasarkan metrik seperti akurasi, presisi, recall, dan F1-score menunjukkan hasil yang memuaskan. Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk memperluas dataset dengan menambahkan lebih banyak variasi gambar umbi-umbian serta menguji model di berbagai kondisi pencahayaan dan latar belakang guna meningkatkan akurasi dan kemampuan generalisasi model. Selain itu, sistem ini juga dapat diimplementasikan pada platform mobile untuk meningkatkan aksesibilitas bagi pengguna.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] I. T. Hoky, I. A. Astarini, and M. Pharmawati, "Keanekaragaman Tanaman Umbi – Umbian Yang Berpotensi Sebagai Pangan Alternatif Di Kecamatan Rendang Dan Bebandem, Kabupaten Karangasem, Bali," *Simbiosis*, vol. 10, no. 2, p. 122, 2022, doi: 10.24843/jsimbiosis.2022.v10.i02.p01.
- [2] E. Latifah and P. Prahardini, "Identifikasi dan Deskripsi Tanaman Umbi-Umbian Pengganti Karbohidrat di Kabupaten Trenggalek," *Agrosains J. Penelit. Agron.*, vol. 22, no. 2, p. 94, 2020, doi: 10.20961/agsjpa.v22i2.43787.
- [3] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 199, pp. 1066–1073, 2021, doi: 10.1016/j.procs.2022.01.135.
- [4] A. Aljaafreh *et al.*, "A Real-Time Olive Fruit Detection for Harvesting Robot Based on YOLO Algorithms," *Acta Technol. Agric.*, vol. 26, no. 3, pp. 121–132, 2023, doi: 10.2478/ata-2023-0017.
- [5] X. Zhang, T. Hou, Y. Hao, H. Shangguan, A. Wang, and S. Peng, "Surface Defect Detection of Solar Cells Based on Multiscale Region Proposal Fusion Network," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 62093–62101, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3074219.
- [6] M. Tan, R. Pang, and Q. V. Le, "EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection Mingxing," *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 10778–10787, 2020.
- [7] G. K. Rana, *Aneka Umbi Unggul*. Kepala Pusat Perpustakaan dan Penyebaran Teknologi Pertanian, 2018.
- [8] P. R. Pereira, É. B. de A. Mattos, A. C. N. T. F. Corrêa, M. A. Vericimo, and V. M. F. Paschoalin, "Anticancer and immunomodulatory benefits of taro (*Colocasia esculenta*) corms, an underexploited tuber crop," *Int. J. Mol. Sci.*, vol. 22, no. 1, pp. 1–33, 2021, doi: 10.3390/ijms22010265.
- [9] H. Campos and O. Ortiz, *The potato crop: Its agricultural, nutritional and social contribution to humankind*. 2019.
- [10] W. P. Ayu Ningsih, "ANALISA KANDUNGAN UMBI-UMBIAN SEBAGAI BANTUAN NUTRISI GIZI BALITA SERTA PERAN KELUARGA MEMENUHI KEBUTUHAN NUTRISI BALITA GIZI YANG KURANG PENDAHULUAN," *Sustain.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–14, 2019, [Online]. Available: http://scioteca.caf.com/bitstream/handle/123456789/1091/RED2017-Eng-8ene.pdf?sequence=12&isAllowed=y%0Ahttp://dx.doi.org/10.1016/j.researchgate.net/publication/305320484_SISTEM_PEMBETUNGAN_TERPUSAT_STRATEGI_MELESTARI.
- [11] A. A. Escobar-Puentes *et al.*, "Sweet Potato (*Ipomoea batatas* L.) Phenotypes: From Agroindustry to Health Effects," *Foods*, vol. 11, no. 7, pp. 1–18, 2022, doi: 10.3390/foods11071058.
- [12] M. Rijal, N. A. Natsir, and I. Sere, "Analisis Kandungan Zat Gizi pada tepung Ubi Ungu (*Ipomoea batatas* var *Ayumurasaki*) dengan Pengeringan Sinar Matahari dan Oven," *J. Bioteknol. Pangan*, vol. 7, no. 1, pp. 48–57, 2019.
- [13] A. F. Pratama, *Deteksi Plat Nomor Kendaraan Bergerak Berbasis Metode You Only Look Once (YOLO)*, no. Undergraduate Thesis. 2020.
- [14] I. M. D. Julianti, "Hubungan Antara Kadar Gula Darah Dengan Tekanan Darah Pada Pasien Diabetes Melitus Tipe II," *J. Penelit. Kedokt.*, pp. 1–7, 2021.

- [15] I. R. Siregar, "Kue Tradisional Ubi Nanas Sebagai Pengganti Penurun Kadar Gula Darah Pada Orang Dewasa," *JK J. Kesehat.*, vol. 1, no. 1, pp. 150–160, 2023.
- [16] G. N. Rizkatama, A. Nugroho, and A. F. Suni, "Sistem Cerdas Penghitung Jumlah Mobil untuk Mengetahui Ketersediaan Lahan Parkir berbasis Python dan YOLO v4," *Edu Komputika J.*, vol. 8, no. 2, pp. 91–99, 2021, doi: 10.15294/edukomputika.v8i2.47865.
- [17] D. Nafis Alfarizi, R. Agung Pangestu, D. Aditya, M. Adi Setiawan, and P. Rosyani, "Penggunaan Metode YOLO Pada Deteksi Objek: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis," *J. Artif. Intel. dan Sist. Penunjang Keputusan*, vol. 1, no. 1, pp. 54–63, 2023, [Online]. Available: <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk>.
- [18] Jupiyandi Saniputra, F. R. Pratama, and Yoga Dharmawan, "Pengembangan Deteksi Citra Mobil Untuk Mengetahui Jumlah Tempat Parkir Menggunakan Cuda Dan Modified Yolo Development of Car Image Detection To Find Out the Number of Parking Space Using Cuda and Modified Yolo," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 4, pp. 413–419, 2019, doi: 10.25126/jtiik.201961275.
- [19] Y. Yanto, F. Aziz, and I. Irmawati, "Yolo-V8 Peningkatan Algoritma Untuk Deteksi Pemakaian Masker Wajah," *JATI (Jurnal Mhs. Tek. Inform.)*, vol. 7, no. 3, pp. 1437–1444, 2023, doi: 10.36040/jati.v7i3.7047.
- [20] F. N. Dhewayani, D. Amelia, D. N. Alifah, B. N. Sari, and M. Jajuli, "Implementasi K-Means Clustering untuk Pengelompokkan Daerah Rawan Bencana Kebakaran Menggunakan Model CRISP-DM," *J. Teknol. dan Inf.*, vol. 12, no. 1, pp. 64–77, 2022, doi: 10.34010/jati.v12i1.6674.