

CLASSIFICATION OF RICE ELIGIBILITY BASED ON INTACT AND NON-INTACT RICE SHAPES USING YOLO V8-BASED CNN ALGORITHM

Nazwa Putri Hastari^{*1}, Tatang Rohana², Anis Fitri Nur Masruriyah³, Deden Wahiddin⁴

^{1,2,3,4}Faculty of Computer Science, Informatics Engineering Study Program, Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia

Email: ¹if20.nazwahastari@mhs.ubpkarawang.ac.id, ²tatang.rohana@ubpkarawang.ac.id,
³Anis.masruriyah@ubpkarawang.ac.id, ⁴deden.wahiddin@ubpkarawang.ac.id

(Article received: July 1, 2024; Revision: July 30, 2024; published: October 20, 2024)

Abstract

The large amount of unfit rice has an impact on the quality of rice provided to the community. This is due to the lack of supervision of the quality of existing rice, so that the quality of rice distributed to the community has a lot of unfit quality. Rice production for public consumption reached 21.69 million tons in 2021, according to data from the Central Statistics Agency (BPS). Rice is the main food of the Indonesian people because most Indonesians are farmers and the vast amount of agricultural land makes Indonesia one of the largest rice producing countries in Southeast Asia, this has a huge impact on people's habits in consuming rice as the main food provider. The Government of the Republic of Indonesia started a Social Assistance rice distribution program through the Ministry of Social Affairs in 2018. This program is named Prosperous Rice Social Assistance (Bansos Rastra). Classification of rice eligibility can be the first step to ensure that the rice received from the government is of high quality and can meet the daily needs of households in Indonesia. CNN algorithm based on YOLOv8 system can automatically recognize the form of rice given by the government whether it is feasible or not. In the research stages there are dataset collection, preprocessing, training models to evaluation. Based on the results obtained in this study, the accuracy achieved is 79% for the Eligible class and 79% for the Ineligible class with Confidence score reaching a value of 1.00. The results of this study can be used as a decent and unfit rice classification detection model by looking at the shape of the rice. So that the rice distributed to the community has decent rice quality.

Keyword : Social Assistance, Rice, classification, YoloV8

KLASIFIKASI KELAYAKAN BERAS BERDASARKAN BENTUK BERAS UTUH DAN TIDAK UTUH MENGGUNAKAN ALGORITMA CNN BERBASIS YOLO V8

Abstrak

Banyaknya beras yang tidak layak berdampak pada kualitas beras yang diberikan kepada masyarakat. Hal ini disebabkan oleh kurangnya pengawasan terhadap kualitas beras yang ada, sehingga kualitas beras yang disalurkan ke masyarakat banyak yang memiliki kualitas tidak layak. Produksi beras untuk konsumsi masyarakat mencapai 21,69 juta ton pada tahun 2021, menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS). Beras merupakan makanan utama masyarakat Indonesia karena Sebagian Masyarakat Indonesia adalah petani serta jumlah lahan pertanian yang sangat luas menjadikan Indonesia menjadi salah satu negara penghasil beras terbesar di Asia Tenggara, hal ini sangat berdampak pada kebiasaan Masyarakat dalam mengkonsumsi beras sebagai penyedia bahan makanan utama Pemerintah Republik Indonesia memulai program penyaluran beras Bantuan Sosial melalui Kementerian Sosial pada tahun 2018. Program ini diberi nama Bantuan Sosial Beras Sejahtera (Bansos Rastra). Klasifikasi kelayakan beras dapat menjadi langkah awal untuk memastikan beras yang diterima dari pemerintah berkualitas dan dapat memenuhi kebutuhan harian rumah tangga di Indonesia. Algoritma CNN berbasis YOLOv8 sistem dapat mengenali secara otomatis bentuk beras yang diberikan oleh pemerintah apakah layak atau tidak layak. Dalam tahapan penelitian terdapat pengumpulan dataset, preprocessing, training model sampai dengan evaluasi. Berdasarkan hasil yang diperoleh pada penelitian ini, hasil akurasi yang dicapai ialah 79% untuk kelas Layak dan 79% untuk kelas Tidak Layak dengan Confidence score mencapai nilai 1,00. Hasil penelitian ini dapat dijadikan model deteksi klasifikasi beras yang layak dan tidak layak dengan melihat bentuk beras tersebut. Sehingga beras yang disalurkan kepada masyarakat memiliki kualitas beras yang layak.

1. PENDAHULUAN

Produksi beras untuk dikonsumsi masyarakat menurut data dari Badan Pusat Statistik (BPS) pada tahun 2021 mencapai 21,69 juta ton, naik 1,12% dari 31,33 juta ton tahun sebelumnya. Beras merupakan makanan utama masyarakat Indonesia karena Sebagian Masyarakat Indonesia adalah petani serta jumlah lahan pertanian yang sangat luas menjadikan Indonesia menjadi salah satu negara penghasil beras terbesar di Asia Tenggara, hal ini sangat berdampak pada kebiasaan Masyarakat dalam mengkonsumsi beras sebagai penyedia bahan makanan utama serta beras ini menyediakan energi dan nutrisi yang sangat dibutuhkan tubuh [1]. Makanan pokok masyarakat Indonesia ialah beras lalu jagung, singkong, dan kentang karena bahan makanan tersebut merupakan sumber asupan karbohidrat utama yang diperlukan oleh tubuh dalam memenuhi gizi harian [2].

Program penyaluran beras Bantuan Sosial mulai disalurkan oleh pemerintah Republik Indonesia pada tahun 2018 melalui kementerian sosial. Program ini diberi nama Bantuan Sosial Beras Sejahtera (Bansos Rastra), program ini ialah melanjutkan program yang sebelumnya sudah ada yakni Bantuan Pangan Non Tunai (BPNT) [3]. Bantuan Sosial ini berupa bantuan pangan beras yang diberikan pemerintah setiap bulan kepada seluruh keluarga penerima manfaat. Pemerintah memberikan beras dengan kualitas medium sejumlah 10 kg, namun pada faktanya banyak penerima bantuan sosial yang mendapatkan beras dengan kualitas yang tidak baik, seperti beras tidak utuh [4]. Kualitas beras dikategorikan dari bentuk dan warna beras. Bentuk dan warna sangat mempengaruhi kualitas beras tersebut, semakin putih, bersih dan utuh beras semakin baik pula kualitas beras [5]. Deteksi Kualitas Beras Menggunakan Segmentasi Citra Berdasarkan Pecahan Bulir Dan Sebaran Warna. Dikatakan bahwa dalam menilai beras berdasarkan Panjang, lebar, luas akan mempengaruhi kualitas beras tersebut dalam membantu menentukan evaluasi harga [6].

Sebelumnya penelitian dalam mendeteksi jenis beras menggunakan algoritma Yolo V3 telah dilakukan, penelitian memiliki nilai akurasi 100% jika beras dalam posisi berjajar atau tidak bertumpuk, sehingga hasil yang didapatkan 60% jika beras dalam kondisi tertumpuk [7]. Selanjutnya penelitian berfokus pada penilaian kualitas beras yang dilakukan melalui segmentasi gambar dengan mengukur pecahan bulir dan distribusi warna untuk mengidentifikasi jenis beras yang utuh dan yang pecah. Dari proses deteksi tersebut menggunakan metode otsu dalam prosesnya, metode ini mampu menghasilkan citra biner yang membantu dalam proses penentuan pemisahan beras utuh dan beras pecah, hasil yang didapatkan nilai akurasi sebesar

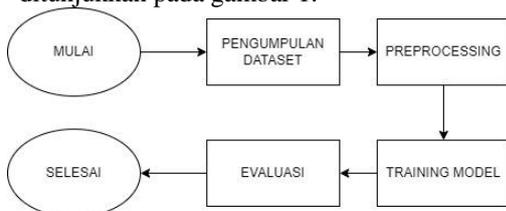
99,70% [8]. Terdapat juga penelitian sebelumnya mengenai klasifikasi kualitas beras berdasarkan warna dan bentuk menggunakan *Artificial Neural Network* berbasis pengolahan citra digital, dalam penelitian ini menggunakan tiga jenis beras yaitu baik, cukup baik, dan kurang baik. Penelitian ini menghasilkan sistem yang dapat mengklasifikasi fitur warna dan bentuk beras, hasil tertinggi yang diperoleh nilai rata-rata tingkat akurasi sebesar 98%. Hasil ini didapatkan dengan menggunakan data latih sebanyak 240 citra dan data uji sebanyak 90 citra [9]. Adapun penelitian mengenai deteksi kemurnian beras berbasis *computer vision* dengan pendekatan algoritma YOLO. Penelitian ini berfokus pada tingkat kemurnian beras dimana sistem ini dirancang untuk mendeteksi benda benda lain yang menyebabkan kurangnya kemurnian beras. Penelitian ini menggunakan Yolo Versi 3, secara hasil didapatkan hasil yang cukup baik dengan pengujian secara *real time* video. Hasil rata-rata nilai akurasi yang didapatkan sebesar 86,11%. [10]. Selanjutnya penelitian tentang pengenalan jenis beras menggunakan Algoritma CNN, penelitian ini menggunakan *android* sebagai salah satu *platform* yang digemari oleh semua masyarakat karena bersifat *open source* dari perkembangan teknologi mobile yang semakin meningkat. Penelitian menggunakan CNN berbasis mobile ini memudahkan dalam mengidentifikasi jenis beras. Hasil penelitian ini diperoleh nilai yang berbeda-beda untuk hasil akurasi tertinggi 88% dan akurasi sistem rata-rata sebesar 76%, aplikasi yang dibuat dapat membedakan 12 jenis beras. [11]. Dengan semakin maju perkembangan teknologi, Kecerdasan buatan telah menjadi bidang yang semakin relevan untuk meningkatkan efisiensi serta akurasi dalam mendeteksi kualitas beras. *Convolutional Neural Network* (CNN) telah terbukti efektif dalam mem-representasi spasial dari dataset yang ada. Dalam penelitian ini membahas analisis perbandingan fungsi aktivasi *Convolutional Neural Network* (CNN) untuk mengelompokkan jenis beras berdasarkan mutu beras. Hasil dari pengujian ini didapatkan akurasi sebesar 97,87% [12]. Lalu ada penelitian lainnya dengan judul Identifikasi Citra Digital Jenis Beras Menggunakan Metode *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS) dalam pengujian yang dilakukan memakai 140 data citra. Hasil akurasi yang didapatkan mencapai 85,2% [13]. Lalu ada penelitian lainnya dengan judul Klasifikasi tekstur beras berdasarkan citra beras menggunakan metode CNN. Dalam penelitian ini jumlah dataset yang digunakan sebanyak 1.560 citra dataset, dataset tersebut dibagi menjadi 2 bagian yakni data tes dan data validasi. Hasil dari pengujian ini diperoleh nilai akurasi sebesar 83,4% [14]. Dan terakhir ada penelitian dengan judul Implementasi *Convolutional*

Neural Network (CNN) Untuk Penentuan Kualitas Beras Berdasarkan Bentuk Dan Warna, dalam penelitian ini dataset yang digunakan adalah data dan gambar yang nantinya data tersebut diklasifikasikan berdasarkan bentuk dan warna. Dalam metode klasifikasi yang digunakan dataset beras yang ada akan dimasukkan berdasarkan warna latar yang berbeda. Pengujian dari penelitian ini memakai Algoritma CNN dengan hasil pengujian dengan membedakan 9 jenis beras dihasilkan tingkat akurasi sebesar 99,9% [15]. Klasifikasi kelayakan beras dapat menjadi langkah awal untuk memastikan beras yang diterima dari pemerintah berkualitas dan dapat memenuhi kebutuhan harian rumah tangga di Indonesia. Klasifikasi menggunakan algoritma CNN berbasis YOLOv8, sistem dapat mengenali secara otomatis bentuk beras yang diberikan oleh Pemerintah apakah layak atau tidak layak. Secara keseluruhan, penerapan algoritma CNN dalam klasifikasi kelayakan beras berbasis YOLOv8 tidak hanya dapat meningkatkan ketelitian dalam menilai layak dan tidak layaknya beras yang diberikan, namun juga dapat sebagai sarana pemerintah dalam memperbaiki kualitas beras yang disalurkan melalui program Bantuan Sosial [16].

Beberapa penelitian sebelumnya juga telah mencoba menerapkan metode *Deep Learning*, namun kurang optimal dalam menangani variasi bentuk beras yang kompleks, dan akurasi tingkat kualitas beras belum cukup bagus dalam mengenali dan klasifikasi bentuk beras secara akurat, sehingga penelitian ini bertujuan untuk mengetahui tingkat kelayakan beras untuk penerima Bantuan Sosial Beras dengan memperhatikan bentuk beras. Penelitian ini juga bertujuan mengembangkan sebuah model deteksi berbasis *Deep Learning* untuk klasifikasi kelayakan beras menggunakan algoritma *Convolutuional Neural Network* (CNN) dengan berbasis YOLOv8 yang diimplementasikan untuk mengenali ciri-ciri fisik beras dan akurasi menentukan kelayakannya.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini mengklasifikasikan tingkat kelayakan beras dengan Langkah berikut: pengumpulan dataset, *preprocessing*, *training* model, dan evaluasi, seperti yang ditunjukkan pada gambar 1.



Gambar 1. Alur Penelitian

2.1 Pengumpulan Dataset

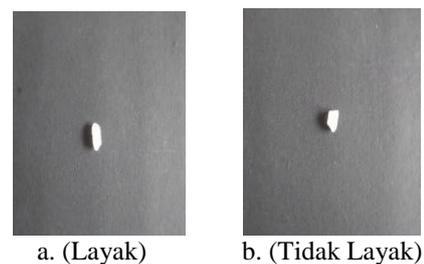
Dalam tahapan pengumpulan dataset, data citra yang digunakan untuk penelitian ini berasal dari temuan di masyarakat penerima manfaat Bantuan Sosial. Beras tersebut dibagi menjadi dua kategori: layak dan tidak layak, kategori ini didasari oleh jurnal penelitian sebelumnya [6] yang menerangkan tentang kualitas beras. Total citra yang diambil adalah 450 citra. Terdiri dari 250 kategori layak dan 200 kategori tidak layak.

Pada tahap awal penelitian, pengumpulan dataset citra beras dilakukan menggunakan kamera smartphone dengan resolusi 64 megapiksel (MP). Foto diambil dengan latar belakang hitam dan jarak 3 cm dari objek. Citra beras kemudian disimpan dalam format png dengan ukuran 3468 x 4624 piksel. Selain kamera *smartphone*, lampu LED juga digunakan untuk pencahayaan.



Gambar 2. Pengambilan Dataset (Sumber: Dokumen Penelitian)

Gambar 2 menunjukkan proses pengambilan citra yang nantinya akan digunakan sebagai dataset untuk klasifikasi kelayakan. Dan berikut adalah hasil akuisisi citra dengan 2 (dua) kelas yakni Layak dan Tidak Layak ditunjukkan dengan gambar 3.



Gambar 3. Hasil Akuisisi Citra Dataset

2.2 Preprocessing

Pada tahap ini akan dilakukan proses *pre-processing* dengan segmentasi citra. Proses Segmentasi citra bertujuan untuk mengekstrasi fitur kecerahan ataupun kontras dan buram serta gambar yang banyak kondisi pencahayaan latar belakang yang berbeda [17]. Dalam proses segmentasi ini lalu dilakukan proses pelabelan citra yang dibagi menjadi 2 kelas yakni Layak dan Tidak Layak. Proses pelabelan ini menggunakan *website*

apk.Roboflow.com untuk mempermudah proses pelabelan [18].

2.3 Training Model Citra

Proses *training* model ini menggunakan bahas pemrograman *Python* menggunakan tools *Google Colab* untuk membantu proses pemrograman dan proses *training*. Dalam proses *training* model ini melakukan ujicoba sebanyak mungkin untuk menghasilkan tingkatan klasifikasi dan nilai akurasi yang baik. *Training* model ini dilakukan untuk memberikan pembelajaran kepada komputer untuk mengenali sistem serta mengklasifikasi citra beras berdasarkan kategori layak dan tidak layak [19]. Pada proses *training* ini menggunakan Algoritma CNN berbasis YoloV8 dengan *epoch* 120.

Tabel 1. Pseudocode *Training* Model Citra

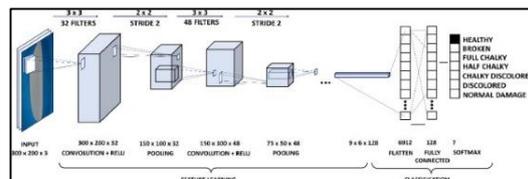
<p>Input : N sebagai image dataset T sebagai Testing Dataset</p> <p>Output: <i>Confusion Matrix</i> Hasil <i>Result Training Model</i></p> <p>Method:</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. Mulai Fungsi <i>Training</i> model dengan Yolo Versi 8 2. Dataset yang terdiri image dan label <i>import</i> kedalam <i>Roboflow</i> 3. Image dan label = <i>import</i> data citra dari dataset 4. Pengolahan Citra dengan <i>Roboflow</i> 5. Merubah hasil citra ke nilai pixel [0,1] 6. Mengembalikan hasil citra ke nilai asli 7. Mulai proses citra dengan cara anotasi menggunakan <i>Roboflow</i> 8. Setelah selesai anotasi Kembali lakukan hal yang sama ke semua citra 9. Selesai Fungsi 10. Buat model citra dengan Merubah format kedalam YOLOv8 11. <i>For i to N do</i>: 12. Mulai proses <i>training</i> model citra berdasarkan data latih, data tes, dan data validasi 13. <i>Training</i> model dengan Mengatur parameter learning <i>epochs</i> = 120, <i>imgsz</i> = 640, <i>plots</i> = <i>True</i> 14. Evaluasi Model berdasarkan data tes dan data label 15. Hasil = Evaluasi model data tes 16. Menghitung nilai <i>confidence</i> setiap <i>boxes</i> 17. Menghitung <i>error</i> model <i>training</i> dengan mencari <i>Recall</i> dan <i>Precision</i> 18. Didapatkan nilai <i>mAP</i> pada <i>Pr</i> 19. Mengatur <i>training</i> model sampai target <i>mAP</i> setinggi mungkin dan <i>loss</i> kecil 20. Print hasil <i>training</i> model 21. Print hasil tes akurasi 22. Print hasil tes loss 23. Selesai
--

2.3.1 Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

CNN (*Convolutional Neural Network*), biasanya digunakan untuk pengolahan data citra, menggunakan metode pembelajaran terawasi untuk mengklasifikasikan data berlabel [20]. Dalam pengajaran yang diawasi, tujuan yang diharapkan dari input jaringan sudah diketahui sebelumnya. CNN meniru cara otak manusia memproses informasi visual untuk mengidentifikasi objek. Komputer kini dapat melihat dan membedakan berbagai objek berkat CNN. Kemampuan ini dikenal sebagai *image recognition* [21]. CNN mempunyai arsitektur yang dapat dilatih yang dibagi dalam beberapa tahap. Input CNN berupa gambar objek. Proses ini mencakup pembagian citra menjadi komponen-komponen yang dapat dipahami oleh jaringan. Ini adalah karakteristik yang membedakan CNN dari jenis jaringan saraf lainnya [22].

Tabel 2. Pseudocode Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

<p>Input : jumlah_layer, param_layer, jenis_softmax</p> <p>Output : -</p> <ol style="list-style-type: none"> 1. # Ekstraksi Fitur 2. <i>for i in</i> jumlah_layer: 3. <i>layer_append(ConvPoolDropLayer(param_layer[i]))</i> 4. # Klasifikasi 5. <i>if jenis_softmax</i> = "GA": 6. <i>layer_append(GlobalAverageSoftmax())</i> 7. <i>else</i>: 8. <i>layer_append(FullyConnectedSoftmax())</i>



Gambar 4. Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

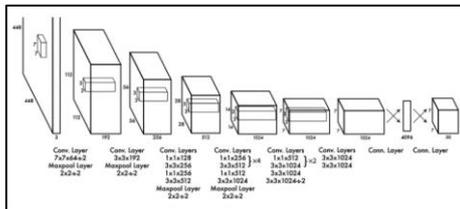
2.3.2 Metode You Only Look Once Version 8 (YOLOv8)

You Only Look Once (YOLO) merupakan *framework* yang dirancang secara *real-time*. Untuk melakukan deteksi, sistem deteksinya menggunakan *localizer* atau *classifier*. Terdapat versi Yolo sebelumnya yakni YoloV5 ialah *framework* yang didalamnya memiliki algoritma deteksi objek, Yolo memiliki kecepatan dalam hal deteksi suatu objek. Citra yang dianggap memiliki skor tertinggi dianggap sebagai hasil pilihan. Metode YOLO ini memisahkan gambar atau video yang dimasukkan menjadi grid berukuran S x S. Jika titik tengah koordinat suatu objek jatuh dalam grid, grid itu akan mendeteksi objek tersebut. YOLO menyelesaikan semua masalah dalam satu langkah setelah setiap

grid bagian memprediksi *bounding box* yang dapat menampung objek di dalamnya. Versi terbaru dari *framework* ini dikembangkan oleh peneliti dan CEO *Ultralytics LLC Glenn Jocher*. YOLOv8, yang disebut *You Only Look Once* versi 8, menggunakan *framework PyTorch*, yang ditulis dalam bahasa pemrograman *Python* [23].

Tabel 3. Pseudocode Metode *You Only Look Once* Version 8 (YOLO V8)

Input: Citra Dataset Beras
Output: <i>Pred</i> sebagai prediksi dari <i>bounding box</i>
Method:
1. For / in gambar Do:
2. Pisahkan gambar menjadi bagian $S \times S$, $B(5)$, C Do:
3. $B*5 \leftarrow confidence = Pr(Object \times IoU(GT, Pred))$
4. $C \leftarrow class\ probabilities \in [0,1]$
5. Return <i>pred</i>



Gambar 5. Metode *You Only Look Once* (YOLO)

2.4 Confusion Matrix

Metode evaluasi model klasifikasi yang dikenal sebagai *Confusion Matrix* membantu menentukan ketepatan dan kesalahan dalam mengklasifikasikan objek. *Confusion Matrix* memiliki kemampuan dasar dalam memberikan data tentang perbandingan hasil klasifikasi sistem (model) dengan klasifikasi yang sebenarnya. Tabel matriks yang dikenal sebagai *Confusion Matrix* menunjukkan bagaimana suatu model klasifikasi bekerja pada uji tes yang nilai sebenarnya sudah diketahui. Gambar tersebut menampilkan *Confusion Matrix* dengan empat jenis nilai prediksi dan nilai aktual yang berbeda. [24].

		Actual Values	
		1 (Positive)	0 (Negative)
Predicted Values	1 (Positive)	TP (True Positive)	FP (False Positive) <i>Type I Error</i>
	0 (Negative)	FN (False Negative) <i>Type II Error</i>	TN (True Negative)

Gambar 6. *Confusion Matrix*

2.5 Evaluasi

Proses evaluasi terhadap nilai akurasi deteksi dilakukan sebagai perbandingan apakah nilai akurasi yang didapatkan sudah mencapai nilai akurasi yang baik. Pengujian dilakukan dengan mengambil sample citra beras dengan 2 kelas yang sudah

ditentukan yakni layak dan tidak layak. Pada proses pengujian ini nantinya akan diambil hasil akurasi yang nantinya akan dihitung nilai akurasi nya dengan rumus *True Positif (TP)* merupakan hasil prediksi yang benar ketika suatu kejadian yang sebenarnya Positif telah diprediksi sebagai Positif oleh model. Dalam konteks pengolahan citra digital, TP mengindikasikan bahwa model telah dengan benar mengidentifikasi objek atau fitur yang ada dalam citra. *True Negatif (TN)* merupakan hasil prediksi yang benar ketika suatu kejadian yang sebenarnya Negatif telah diprediksi sebagai Negatif oleh model. Dalam pengolahan citra digital, TN mengindikasikan bahwa model dengan benar mengidentifikasi area yang bukan merupakan objek atau fitur yang sedang dicari dalam citra. *False Positif (FP)* merupakan hasil prediksi yang salah ketika suatu kejadian yang sebenarnya Negatif diprediksi sebagai Positif oleh model. Dalam pengolahan citra digital, FP berarti model secara keliru mengidentifikasi sesuatu sebagai objek atau fitur yang sebenarnya tidak ada dalam citra. *False Negatif (FN)* merupakan hasil prediksi yang salah ketika suatu kejadian yang sebenarnya Positif diprediksi sebagai Negatif oleh model [25]. Dalam konteks pengolahan citra digital, FN mengindikasikan bahwa model gagal mengidentifikasi objek atau fitur yang sebenarnya ada dalam citra, berikut uraian rumus ditunjukkan pada nomor 1.

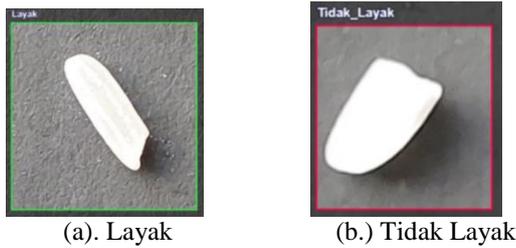
$$Akurasi = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{1}$$

Dalam tahap evaluasi baru bisa mengambil output deteksi kualitas beras yang telah di *training/latih*. Dalam output deteksi objek memiliki nilai *Confidence score* yang nantinya akan diambil datanya untuk dihitung nilai akurasi secara manual menggunakan rumus *Confusion Matrix* [26].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Preprocessing

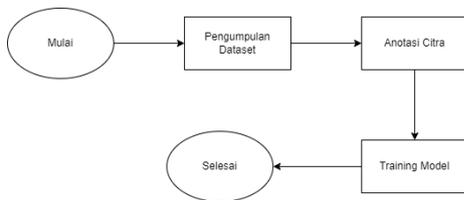
Setelah pengambilan citra dengan cara akuisisi, selanjutnya citra dilakukan tahap segmentasi menggunakan website app.*Roboflow.com* dengan diberi label layak dan tidak layak pada citra beras yg sudah diakuisisi. Proses ini dilakukan dengan memberikan anotasi berupa label layak dan tidak layak berdasarkan bentuk beras yang didapatkan. Dapat dilihat pada Gambar 7, terdapat 2 citra yang telah disegmentasi, pada citra (a) dihasilkan beras dengan secara utuh (Beras Layak), namun pada citra beras (b) tidak layak dihasilkan segmentasi yang cukup kurang baik karena kualitas beras patah (Beras Tidak Layak).



Gambar 7. Hasil Segmentasi atau Anotasi Citra dengan Roboflow

3.2 Training Model

Proses *Training Model* ini bertujuan untuk memberikan pelajaran kepada komputer sebanyak jumlah *epoch* yang diatur pada proses *training model* ini. Tahapan dalam proses *training model* dimulai dari mengumpulkan dataset, lalu anotasi citra menggunakan *Roboflow*, terakhir dilakukan *training model* dengan *Google Colab* seperti yang ditunjukkan pada gambar berikut.



Gambar 8. Alur *Training Model*

Berdasarkan hasil *training model class Layak* dan *Tidak Layak* dengan *Google Collab* menggunakan Algoritma CNN berbasis YoloV8, hasil yang didapatkan dengan mAp50 sebesar 0,995. mAp50 ialah salah satu metrik evaluasi kunci yang digunakan untuk mengukur kinerja model deteksi objek. Hasil mAp50 0,995 sangat baik dalam proses klasifikasi kelayakan beras karena dapat mendeteksi dengan sempurna, karena *epoch* yang digunakan sebanyak 120 kali *epoch*, dengan nilai *Confidence score* 1, dan dataset citra yang digunakan dalam proses *training* ini berjumlah 450 dataset untuk menghasilkan nilai akurasi yang tinggi.

3.3 Evaluasi

Evaluasi proses pendeteksian objek ini dilakukan untuk mengetahui apakah hasil yang didapatkan sudah sesuai atau belum jika masih terdapat kekurangan maka dapat dilihat berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan. Berdasarkan hasil evaluasi proses pengujian dilakukan sebanyak 10 kali pada tiap *class* yakni layak dan tidak layak yang menggunakan data tes yang ada. Tabel 4 menunjukkan hasil akurasi pengujian *class layak* dan Tabel 5 pengujian kelas tidak layak menunjukkan bahwa pengujian klasifikasi kelayakan beras mendapatkan akurasi yang cukup optimal.

Tabel 4. Pengujian klasifikasi kelayakan beras kelas layak

Citra Awal	Setelah Deteksi	Akurasi
		82%

Dapat dilihat pada Tabel 4, hasil deteksi citra untuk *class Layak* berdasarkan bentuk beras. Bahwa nilai akurasi yang didapatkan sebesar 82% dimana hasil yang didapatkan sudah cukup baik, namun masih terdapat kekurangan sebesar 18% dikarenakan dataset yang digunakan tidak memiliki bentuk yang utuh sempurna sehingga nilai akurasi yang didapat tidak 100% terdeteksi.

Tabel 5. Pengujian klasifikasi kualitas beras kelas tidak layak

Citra Awal	Setelah Deteksi	Akurasi
		82%

Dapat dilihat pada Tabel 5, hasil deteksi citra untuk *class Tidak Layak* berdasarkan bentuk beras. Bahwa nilai akurasi yang didapatkan sebesar 82% dimana hasil yang didapatkan sudah cukup baik, dikarenakan data uji yang digunakan yaitu beras yang patah sehingga nilai akurasi dari tidak layak mencapai 82%. Setelah pengujian 10 data tes *class layak* maka selanjutnya akan dihitung menggunakan *Confusion Matrix* menggunakan persamaan (1), sehingga hasil akurasi bisa dilihat pada tabel 6.

Tabel 6. Perhitungan Manual Akurasi Class Layak
Tabel Perhitungan Manual Akurasi Layak

No	Pengujian	Akurasi	TP	TN	FP	FN
1	Pengujian Ke 1	72%	1	1	0	1
2	Pengujian Ke 2	71%	1	1	0	1
3	Pengujian Ke 3	79%	1	1	0	1
4	Pengujian Ke 4	79%	1	1	0	1
5	Pengujian Ke 5	82%	1	1	0	1
6	Pengujian Ke 6	81%	1	1	0	1
7	Pengujian Ke 7	81%	1	1	0	1
8	Pengujian Ke 8	81%	1	1	0	1
9	Pengujian Ke 9	81%	1	1	0	1
10	Pengujian Ke 10	78%	1	1	0	1

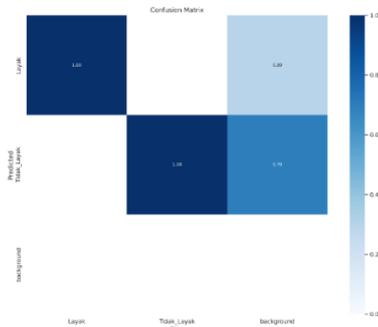
Berdasarkan tabel 6 dapat ditarik kesimpulan perhitungan *Confusion Matrix* hasil nilai akurasi pada *class Layak* dengan *epoch* 120 kali rata-rata

sebesar 79%. Dari hasil nilai akurasi tersebut masih terdapat 21% yang memiliki tingkat akurasi yang rendah, hal tersebut terjadi karena pengujian yang dilakukan tingkat akurasi yang rendah disebabkan oleh kurangnya dataset, dan masih kurang bagus dalam pengambilan citra objek. Selanjutnya pada tabel 7 setelah pengujian 10 data tes *class* tidak layak maka akan dihitung menggunakan *Confusion Matrix* menggunakan persamaan (1), sehingga hasil akurasi bisa dilihat pada tabel 7. Hasil perhitungan *Confusion Matrix* sehingga nilai akurasi pada *class* Layak dengan *epoch* 120 kali rata-rata sebesar 79%. Dari hasil akurasi tersebut masih terdapat 21% yang tingkat akurasinya rendah, berdasarkan hasil pengujian yang dilakukan tingkat akurasi yang rendah disebabkan oleh kurangnya dataset, dan masih kurang bagus dalam pengambilan citra objek.

Tabel 7. Perhitungan Manual Akurasi *Class* Tidak Layak
Tabel Perhitungan Manual Akurasi Tidak Layak

No	Pengujian	Akurasi	TP	TN	FP	FN
1	Pengujian Ke 1	79%	1	1	0	1
2	Pengujian Ke 2	82%	1	1	0	1
3	Pengujian Ke 3	84%	1	1	0	1
4	Pengujian Ke 4	84%	1	1	0	1
5	Pengujian Ke 5	83%	1	1	0	1
6	Pengujian Ke 6	84%	1	1	0	1
7	Pengujian Ke 7	82%	1	1	0	1
8	Pengujian Ke 8	73%	1	1	0	1
9	Pengujian Ke 9	76%	1	1	0	1
10	Pengujian Ke 10	76%	1	1	0	1

Pada Gambar 8, penelitian klasifikasi kelayakan beras menggunakan Algoritma CNN berbasis Yolo v8 menunjukkan hasil *Confusion Matrix* yang cukup baik. Performa Yolo v8, berdasarkan *Confusion Matrix* menghasilkan nilai prediksi 1.00 untuk kategori Layak dan 1.00 untuk kategori Tidak Layak. Namun klasifikasi ini dievaluasi lebih lanjut bahwa model terdeteksi 30% data *background* sebagai Layak dan 70% sebagai Tidak Layak.

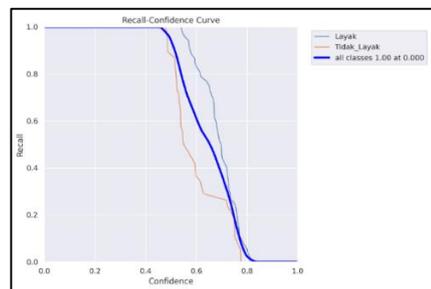
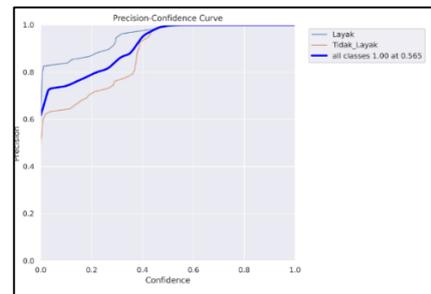


Gambar 9. *Confusion Matrix*s

Tabel 8. *Confusion Matrix* Model Klasifikasi Yolo Versi 8

	<i>True no</i>	<i>True yes</i>	<i>Class Precision</i>
<i>Pred. No</i>	90	90	97%
<i>Pred. Yes</i>	90	52	98%
<i>Class Recall</i>	100%	100%	

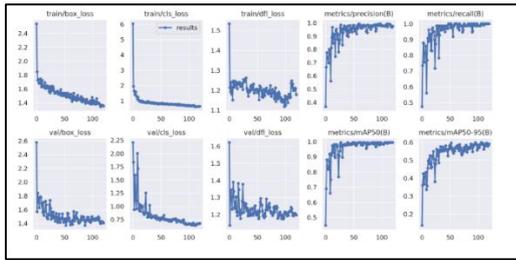
Hasil klasifikasi Yolo V8 yang di tunjukan dengan Tabel 8 menunjukkan bahwa terdapat 52 data klasifikasi Positif yang benar dari contoh data aktual Positif (*true positive*), 90 data klasifikasi Positif yang salah dari contoh data aktual Negatif (*False positive*), 90 data klasifikasi Negatif yang benar dari contoh data aktual Negatif (*true negative*), dan 90 data klasifikasi Negatif yang salah dari contoh data aktual Positif (*False negative*). Dalam Gambar 8 penelitian klasifikasi kelayakan beras dengan menggunakan YoloV8 mendapatkan hasil yang sangat baik dimana peforma YoloV8 dalam proses deteksi objek memiliki nilai mencapai 98%. Seperti hasil *Confusion Matrix* yang didapatkan nilai prediksi 1.00 untuk tingkat layak dan prediksi 1.00 untuk tingkat tidak layak, yang artinya dengan menggunakan YoloV8 ini tingkat akurasi yang didapatkan baik.



Gambar 10. Grafik *Confidence score Precision* dan *Recall*

Pada Gambar 9 grafik *Confidence score* menunjukkan hasil yang baik dengan nilai *Confidence score Precision* dan *Recall* mencapai 1.00 yang artinya proses deteksi yang dilakukan berhasil dan stabil menggunakan YoloV8. Lalu pada hasil *result* Gambar 10 ditunjukkan bahwa hasil *training* model mendapatkan hasil yang cukup stabil dan terus naik sehingga hasil yang didapatkan pun

menjadi lebih baik untuk digunakan sebagai model deteksi objek.



Gambar 11. Result training model

Hasil dari *training* dapat dilihat di Gambar 10. Hasil dari *Training* Klasifikasi Tingkat Kelayakan Beras Berdasarkan Bentuk Utuh dan Tidak Utuh Beras dengan Algoritma CNN Berbasis YOLO v8 ada beberapa kerugian yaitu *box_loss*, *obj_loss*, *cls_loss* untuk *train* dan *validation*. *Box_loss* yang hilang mewakili seberapa baik algoritma dapat menemukan pusat objek dan seberapa baik *bounding box* yang diprediksi mencakup objek. *Obj_loss* pada dasarnya adalah ukuran probabilitas bahwa suatu objek ada di wilayah yang diminati. Jika objektivitasnya tinggi, ini berarti gambar kemungkinan berisi objek. *Cls_loss* memberikan gambaran seberapa baik algoritma dapat memprediksi kelas yang benar dari objek yang diberikan. Gambar 10 Hasil *Training* Klasifikasi Tingkat Kelayakan Beras Berdasarkan Bentuk dengan Algoritma CNN Berbasis YOLO v8

Dalam proses *training* model ini masih terdapat kekurangan yang ditemukan ketika menggunakan YoloV8 ini diantaranya harus menggunakan GPU untuk dapat menjalankan hasil *coding* dengan bahasa program *Python* di *Google Colab*, lalu jaringan yang digunakan harus tetap stabil karena jika *loss connection* maka akan *reconnect* dan harus mengulang dari awal. Namun dengan menggunakan YoloV8 ini Tingkat akurasi yang didapatkan sangat baik.

4. DISKUSI

Pada penelitian sebelumnya mengenai deteksi kualitas beras menggunakan Algoritma YoloV5 pada saat proses training model memakan Waktu yang sangat lama sehingga dalam proses nya tidak efektif untuk dilakukan deteksi kualitas beras. Dalam proses tersebut digunakan media anotasi roboflow dan Google Colab sehingga proses training model memakan Waktu yang sangat lama. Pada proses training model dengan versi 5, digunakan jaringan koneksi 4G Dengan kecepatan 15Mbps, Namun proses training masih memakan waktu yang lama dengan percobaan 120 epoch hanya bisa training model sampai 109 epoch dan waktu hampir 2 jam. Dan penelitian yang sudah dilakukan dengan menggunakan Algoritma YoloV5 tingkat akurasi yang dihasilkan kurang signifikan [7]. Dengan demikian jika dibandingkan dengan penelitian

klasifikasi sebelumnya, penelitian klasifikasi kelayakan beras menggunakan Algoritma CNN berbasis YoloV8 ini memiliki keunggulan dari penelitian dengan versi sebelumnya, dimana dengan menggunakan YoloV8 ini proses deteksi menjadi lebih cepat dan lebih akurat. Serta dalam akurasi yang didapat juga lebih tinggi daripada yolo versi sebelumnya. Maka dapat dikatakan dengan menggunakan YoloV8 ini menghasilkan nilai akurasi tertinggi dari versi sebelumnya.

5. KESIMPULAN

Berdasarkan penelitian sebelumnya mengenai deteksi kualitas beras menggunakan algoritma YOLO v5 mengalami kendala dalam proses training model, kendala yang didapatkan ialah proses training model yang memakan Waktu sangat lama. Hal ini yang menjadi dasar untuk menaikkan versi ke versi terbaru Yolo yaitu ke versi 8.

Dapat dibandingkan dengan penelitian klasifikasi ini, penelitian klasifikasi kelayakan beras menggunakan Algoritma CNN berbasis YoloV8 ini memiliki keunggulan dari versi Yolo sebelumnya yaitu YoloV5, dimana proses klasifikasi yang lebih akurat serta mendapatkan hasil akurasi dengan deteksi yang baik dengan *Confidence score* mencapai nilai 1,00 dengan menggunakan algoritma CNN berbasis YoloV8 ini penelitian dapat mengklasifikasi kelayakan beras yang layak dan tidak layak dengan baik sehingga dapat membantu tingkat kelayakan beras pada penerima Bantuan Sosial Beras dengan memperhatikan bentuk beras yang baik. Oleh karena itu, penelitian ini diharapkan dapat menjadi acuan baru dalam proses klasifikasi kelayakan beras menggunakan YoloV8 atau Yolo Versi 8.

Pada tahapan *preprocessing* yakni proses segmentasi citra dengan menggunakan *Roboflow* dengan memberikan label layak dan tidak layak pada citra yang sudah diakuisisi. Setelah proses *preprocessing* dilakukan maka dilanjutkan ke tahap *Training Model*. Proses ini ialah proses yang bertujuan memberikan pelajaran kepada komputer sebanyak jumlah *epoch* yang diatur, hasil dari *training* model ini berupa nilai *confidence score* dan juga *mAp50* yang nantinya dijadikan evaluasi untuk mengukur kinerja model deteksi. Pada hasil pengujian dilakukan pada kelas Layak dan Tidak Layak masing-masing sebanyak 10 kali dengan nilai rata-rata akurasi 80%. Setelah dilakukan pengujian secara *system*, maka dilakukan pengujian secara manual menggunakan rumus *Confusion Matrix* dengan nilai hasil pada kelas layak dan tidak layak mencapai 79%.

Saran pada penelitian ini diantaranya, dalam pengambilan dataset dapat menggunakan perangkat yang lebih baik lagi seperti Kamera Digital agar kualitas citra yang didapatkan menjadi lebih optimal, serta untuk dataset yang digunakan diharapkan lebih

variatif sehingga dalam proses deteksi dapat menguji lebih banyak data tes.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] “Badan Pusat Statistik - Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia 2021”.
- [2] P. D. Wijayati, N. Harianto, and A. Suryana, “Permintaan Pangan Sumber Karbohidrat di Indonesia,” *Analisis Kebijakan Pertanian*, vol. 17, no. 1, p. 13, Jun. 2019, doi: 10.21082/akp.v17n1.2019.13-26.
- [3] //Beritapagi Co Id, “PENGELOLAAN BANTUAN SOSIAL BERAS SEJAHTERA (BANSOS RASTRA).” [Online]. Available: <http://beritapagi.co.id>
- [4] M. E. Ramdhany *et al.*, “PROTOTYPE SISTEM PEMBAGIAN BERAS BANSOS BERBASIS IOT MENGGUNAKAN E-KTP 1*”, [Online]. Available: <https://journal.diginus.id/index.php/PISCES/index1>
- [5] F. Paramudita and M. I. Zulfa, “Aplikasi Android Pendeteksi Kualitas Beras Berbasis Machine Learning Menggunakan Metode Convolutional Neural Network,” *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 3, no. 7, pp. 297–305, Aug. 2023, doi: 10.52436/1.jpti.310.
- [6] J. Manager, “DEWAN REDAKSI,” 2020. [Online]. Available: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/jire>
- [7] S. Ma’arif, T. Rohana, and K. A. Baihaqi, “Deteksi Jenis Beras Menggunakan Algoritma YOLOv3,” vol. III, no. 1, p. 219, 2022.
- [8] J. Manager, “DEWAN REDAKSI,” 2020. [Online]. Available: <http://e-journal.stmiklombok.ac.id/index.php/jire>
- [9] A. Asnidar, A. A. M. Perdana, M. R. Ilham, A. B. Kaswar, and D. D. Andayani, “CLASSIFICATION OF RICE QUALITY LEVELS BASED ON COLOR AND SHAPE FEATURES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED ON DIGITAL IMAGE PROCESSING,” *Jurnal Teknik Informatika (Jutif)*, vol. 4, no. 6, pp. 1457–1468, Dec. 2023, doi: 10.52436/1.jutif.2023.4.6.734.
- [10] N. Eka Budiayanta *et al.*, “Sistem Deteksi Kemurnian Beras berbasis Computer Vision dengan Pendekatan Algoritma YOLO,” vol. 6, no. 1, 2021.
- [11] S. Tegar Prabowo, W. Hadikurniawati, U. Stikubank Semarang, and J. Tri Lomba Juang No, “DETEKSI DAN PENGENALAN JENIS BERAS MENGGUNAKAN METODE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK,” 2023.
- [12] Muhammad Rais Wathani and Nur Hidayati, “Analisis Perbandingan Fungsi Aktivasi CNN Pada Pengelompokan Jenis Beras Berdasarkan Mutu Beras,” *BRAHMANA: Jurnal Penerapan Kecerdasan Buatan*, vol. 4, pp. 144–153, Jun. 2023.
- [13] “Pemanfaatan Convolutional Neural Network (Cnn) Untuk Klasifikasi Jenis Beras Berbasis Citra.”
- [14] G. Budiono and R. Wirawan, “CLASSIFICATION OF RICE TEXTURE BASED ON RICE IMAGE USED THE CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK METHOD,” *Jurnal Techno Nusa Mandiri*, vol. 20, no. 2, pp. 102–107, Sep. 2023, doi: 10.33480/techno.v20i2.4666.
- [15] “IMPLEMENTASI CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (CNN) UNTUK PENENTUAN KUALITAS BERAS BERDASARKAN BENTUK DAN WARNA”.
- [16] “YOLO-V8 PENINGKATAN ALGORITMA UNTUK DETEKSI PEMAKAIAN MASKER WAJAH”.
- [17] P. Sharma, Y. P. S. Berwal, and W. Ghai, “Performance analysis of deep learning CNN models for disease detection in plants using image segmentation,” *Information Processing in Agriculture*, vol. 7, no. 4, pp. 566–574, Dec. 2020, doi: 10.1016/j.inpa.2019.11.001.
- [18] I. P. Sari, F. Ramadhani, A. Satria, and D. Apdilah, “Implementasi Pengolahan Citra Digital dalam Pengenalan Wajah menggunakan Algoritma PCA dan Viola Jones,” *Hello World Jurnal Ilmu Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 146–157, Oct. 2023, doi: 10.56211/helloworld.v2i3.346.
- [19] M. R. Prasanta, M. Yoga Pranata, M. A. Firnanda, and S. Sendari, “CYCLOTRON: Jurnal Teknik Elektro Rancang Bangun Quadcopter Drone Untuk Deteksi Api Menggunakan YOLOv4,” 2022.
- [20] M. Yoga Wibowo, H. Hikmayanti, A. Fitri Nur Masruriyah, E. Novalia, and N. Heryana, “Mask Use Detection in Public Places Using the Convolutional Neural Network Algorithm,” 2023.
- [21] R. Yati, T. Rohana, and A. Rizky Pratama, “Klasifikasi Jenis Mangga Menggunakan Algoritma Convolutional Neural Network,” vol. 7, no. 3, pp. 1265–1275, 2023, doi: 10.30865/mib.v7i3.6445.
- [22] A. A. Santosa, R. Y. N. Fu’adah, and S. Rizal, “Deteksi Penyakit pada Tanaman Padi Menggunakan Pengolahan Citra Digital dengan Metode Convolutional Neural Network,” *JOURNAL OF ELECTRICAL AND SYSTEM CONTROL ENGINEERING*,

vol. 6, no. 2, pp. 98–108, Feb. 2023, doi: 10.31289/jesce.v6i2.7930.

- [23] K. A. Baihaqi and Y. Cahyana, “Application of Convolution Neural Network Algorithm for Rice Type Detection Using Yolo v3,” 2021.
- [24] I. Nawangsih, I. Melani, S. Fauziah, and A. I. Artikel, “PELITA TEKNOLOGI PREDIKSI PENGANGKATAN KARYAWAN DENGAN METODE ALGORITMA C5.0 (STUDI KASUS PT. MATARAM CAKRA BUANA AGUNG,” *Jurnal Pelita Teknologi*, vol. 16, no. 2, pp. 24–33, 2021.
- [25] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.” [Online]. Available: <http://pjreddie.com/yolo/>
- [26] N. Eka Budiyantha *et al.*, “Sistem Deteksi Kemurnian Beras berbasis Computer Vision dengan Pendekatan Algoritma YOLO,” vol. 6, no. 1, 2021.