

PENGARUH KOMPRESI *DCT* TERHADAP PERFORMA DETEKSI OBJEK MENGGUNAKAN *YOLOV5*

1st Fajrul Falah Arrafi

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya
Surabaya, Indonesia

fajrulfalah@student.telkomuniversity.ac.id

2nd Vessa Rizky Oktavia

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya
Surabaya, Indonesia

vessarizky@telkomuniversity.ac.id

3rd Ardian Yusuf Wicaksono

Program Studi Informatika

Universitas Telkom, Kampus Surabaya
Surabaya, Indonesia

ardianyw@telkomuniversity.ac.id

Abstrak - Seiring berjalannya waktu, kebutuhan ruang penyimpanan data semakin meningkat. Sehingga kompresi data seperti kompresi *Discrete Cosine Transform (DCT)* diperlukan untuk menghemat ruang. Di waktu yang bersamaan, kecerdasan buatan mulai berkembang pesat termasuk pada bidang komputer visi. *YOLO (You Only Look Once)* menjadi algoritma yang populer pada sistem deteksi objek, karena kecepatan dan efisiensi dalam mendeteksi objek. Namun performa deteksi objek sendiri sangat bergantung pada kualitas gambar yang diinput. Sehingga perlu ada penelitian untuk mengetahui seberapa besar performa *YOLOv5* pada gambar jika mengalami dikompresi, termasuk secara kompresi dengan ekstrim. Penelitian ini dilakukan dengan mengompreskan gambar pada *dataset COCO* menggunakan metode *DCT* dengan koefisien frekuensi tinggi *DCT* mulai dari 1.00, 0.95, 0.90, hingga 0.05. Kemudian gambar yang telah dikompresi akan dideteksi di sistem *YOLOv5* untuk kemudian menghasilkan gambar dengan *bounding box* dan label. Setelah dideteksi, kemudian dihitung rata-rata nilai keyakinan (*confidence score*), *Intersection over Union (IoU)*, dan *mean Average Precision (mAP)* pada setiap faktor koefisien frekuensi tinggi *DCT* dengan menggunakan koefisien frekuensi tinggi *DCT* 100% sebagai *ground truth*. Dari penelitian ini, untuk mengetahui performa deteksi objek *YOLOv5* terhadap gambar yang dikompres dengan metode *DCT*, dilakukan dengan menggunakan nilai rata rata dari *confidence score*, *mean Average Precision (mAP)* dan *IoU*. dan ditemukan bahwa pada koefisien frekuensi tinggi *DCT* 30% ke bawah, terjadi penurunan signifikan

Kata kunci: deteksi objek, kompresi data, *DCT*, *YOLOv5*, *COCO*

I. PENDAHULUAN

Seiring meningkatnya kebutuhan efisiensi penyimpanan dan transfer data, kompresi data semakin penting terutama untuk kebutuhan kecerdasan buatan. kompresi data terutama kompresi *lossy* seperti kompresi *Discrete Cosine Transform (DCT)* memungkinkan untuk menghilangkan data yang tidak penting dan hanya menyisakan data yang penting. Kompresi *DCT* merupakan standar kompresi gambar *JPEG*, dengan keunggulan pada hasil gambar yang dihasilkan tidak menimbulkan perbedaan yang terlihat [1]. Kompresi metode ini dapat mengompresi data dengan kecepatan kompresi yang berbanding lurus dengan ukuran gambar. serta tidak mengorbankan kualitas *visual* secara signifikan. [2].

Di waktu yang bersamaan, kecerdasan buatan mulai berkembang pesat. Banyak perusahaan yang sudah menerapkan kecerdasan

buatan. Hal ini dikarenakan kecerdasan buatan dapat bermanfaat bagi sumber daya manusia jika digunakan sesuai peruntukannya. [3] Salah satu sub-bagian dari kecerdasan buatan adalah kemampuan kecerdasan buatan dalam mendeteksi objek di berbagai hal yang masuk dalam ranah visi komputer. Di mana banyak penelitian yang melibatkan komputer visi untuk kebutuhan yang melibatkan pengawasan, mendeteksi suatu keadaan[4]. Sehingga dengan kemampuan komputer visi, data yang didapatkan dapat dianalisis oleh komputer dan hasil analisa dapat dijadikan pertimbangan untuk membuat suatu keputusan.

YOLO (You Only Look Once) menjadi algoritma yang populer karena kecepatan dan efisiensi dalam mendeteksi objek. [5]. Versi baru seperti *YOLOv8* dan *YOLOv5* telah dievaluasi dari berbagai studi. pada penelitian [5] menunjukkan *YOLOv5* mempunyai performa tinggi dalam mendeteksi jerawat dibandingkan *YOLOv8* meskipun menghasilkan *false positive*. sementara penelitian lain menunjukkan *YOLOv8* unggul dalam *F1-score* dan presisi. sedangkan *YOLOv5* unggul pada *recall*. [6]

meski banyak evaluasi yang telah dilakukan, namun belum banyak penelitian yang menyoroti dampak dari kompresi gambar terutama pada kompresi *DCT* terhadap performa deteksi objek oleh *YOLOv5*. padahal pada sistem nyata, banyak gambar yang dikompresi agar menghemat penyimpanan.

penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi pengaruh kompresi *DCT* terhadap performa *YOLOv5*. titik fokusnya adalah sejauh mana koefisien frekuensi tinggi yang tersisa yang akan mempengaruhi akurasi deteksi secara signifikan. diharapkan hasil penelitian akan mendapatkan wawasan dalam pengembangan sistem berbasis visi komputer.

II. KAJIAN TEORI

A. Kompresi Data

Kompresi data adalah disiplin ilmu yang menyajikan informasi dengan lebih ringkas, yang bertujuan untuk mengurangi jumlah bit yang tersimpan dalam memori dan dikirim ke perangkat lain [7] ada 2 jenis kompresi yaitu kompresi *lossy* yaitu jenis kompresi dengan cara menghilangkan beberapa bit di datanya, sehingga ketika dikembalikan lagi ke posisi semula, data tidak akan sama seperti semula. sedangkan kompresi *lossless* adalah jenis kompresi yang memungkinkan mengembalikan data seperti sedia kala.

B. Discrete Cosine Transform (DCT)

Discrete Cosine Transform adalah teknik kompresi data dengan cara membagi gambar menjadi beberapa blok yang berukuran $N \times N$ yang mana N adalah berapa jumlah pixel di gambar tersebut. Kemudian format gambar RGB (*Red Green Blue*) akan dikonversi menjadi YCbCr. Setelah itu nilai YCbCr dikurangi dan blok 8×8 pixel dirubah menjadi domain frekuensi menggunakan DCT tipe ke-2 untuk memperoleh representasi warna dari YCbCr.

$$B_{u,v} = \alpha(u) \cdot \alpha(v) \cdot \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} A_{x,y} \cdot \cos \left[\frac{\pi u(2x+1)}{2M} \right] \cdot \cos \left[\frac{\pi v(2y+1)}{2N} \right] \quad (1)$$

Bu,v= koefisien DCT pada koordinat (u,v)
Xn =data input

Hasil konversi tersebut kemudian digunakan untuk *input* proses DCT. Setelah itu dilakukan pembersihan koefisien DCT yang tidak penting untuk membentuk gambar baru. Terakhir gambar diinversi agar bisa dilihat dengan jelas. [8]

C. Deteksi Objek

Deteksi objek adalah salah satu bagian dari visi komputer untuk mengidentifikasi objek yang sudah ditentukan pada suatu video atau foto.[9] dengan kemampuan ini, komputer dapat menganalisis dan mengidentifikasi objek yang ditangkapnya. sehingga dapat digunakan untuk sarana informasi untuk beberapa fungsi. seperti bahan pertimbangan komputer untuk memuat keputusan, dan lainnya. Untuk metode pelacakan objek ada beberapa metode seperti metode YOLO yang memiliki kelebihan di bidang deteksi citra secara *real-time* tapi tidak baik terhadap mendeteksi objek yang berukuran kecil[9] Kemudian terdapat metode RCNN yang dapat mendeteksi objek secara *real time* [10].

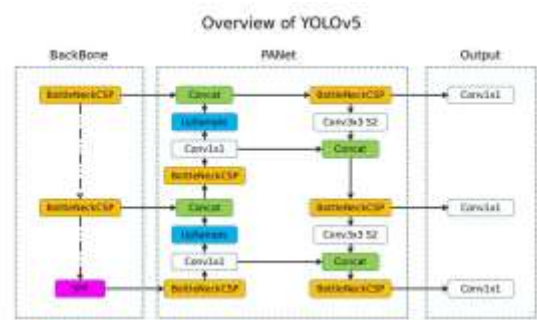
D. You Only Look Once (YOLO)

YOLO (You Only Look Once) adalah model deep learning yang fokus bertujuan untuk mendeteksi objek menggunakan sistem bounding box. YOLO pada awalnya menggunakan arsitektur R-CNN dan bounding box. Namun seiring berjalannya waktu, pada YOLOv5 merupakan versi kelima dari model YOLO terdapat perubahan pada susunan model[5]. Pada komponen YOLOv5 dibagi menjadi backbone, neck, dan head.

Backbone merupakan bagian penting dari YOLOv5 untuk ekstraksi fitur dari input gambar. pada dalam lingkup backbone melakukan pemisahan dan pengurangan fitur untuk meningkatkan efisiensi dan mengurangi redundansi pada proses. Untuk arsitektur backbone menggunakan CSP-darknet53 yang sudah disederhanakan dan dioptimalkan.

Neck merupakan penghubung antara Backbone dan head. Digunakan untuk menggabungkan fitur dari berbagai skala sehingga dapat mendeteksi suatu objek dari berbagai ukuran. Neck menggunakan arsitektur PANet, yaitu arsitektur yang dibuat untuk memahami detail halus pada suatu objek dan di waktu bersamaan mempertahankan konteks global.

Head adalah bagian yang menghasilkan prediksi akhir meliputi koordinat bounding box, nilai keyakinan (confidence score) dan kelas objek. Jaringan tersebut menggunakan NMS (Non-Maximum Suppression) agar mengurangi bounding box yang tumpang tindih.



Gambar 1

(Cara Kerja YOLOv5 [11])

E. Intersection over Union (IoU)

Intersection over Union (IoU) adalah matriks yang mempresentasikan persentase irisan antara *bounding box* yang asli dengan *bounding box* yang terdeteksi [12]. Untuk menghitung nilai IoU terdapat pada formula (2) sebagai berikut:

$$IoU = \frac{\text{Luas Intersection (irisan)}}{\text{Luas Union(gabungan)}} \quad (2)$$



Gambar 2

(Ilustrasi Nilai IoU[13])

terdapat gambaran pada nilai IoU bernilai antara 0-1 dengan rincian: Jika nilai IoU = 1, maka *bounding box* dan kotak yang sebenarnya sepenuhnya tumpang tindih. Jika nilai IoU = 0, maka *bounding box* (misalkan merah) dan kotak yang sebenarnya (misalkan biru) tidak ada yang tumpang tindih. Jika nilai IoU di antara 1 dan 0, maka ada sebagian yang tumpang tindih. Nilai IoU digunakan untuk menentukan apakah *bounding box* yang terdeteksi dianggap benar atau tidak. Cara menentukan benar tidaknya deteksi objek yaitu dengan menentukan IoU minimal terlebih dahulu, biasanya 0.5 atau 0.7. jika melebihi IoU minimal, maka prediksi dianggap *True Positive*.

Selain untuk menentukan *True Positive*, IoU dapat digunakan untuk menghitung *loss* pada saat training model. Dan dapat digunakan untuk melakukan NMS (*Non-Maximum Suppression*). Yaitu IoU dapat membantu identifikasi prediksi yang tumpang tindih terlalu banyak. Sehingga dapat dikurangi hingga menyisakan 1 *boundary box*.

F. Mean Average Precision (mAP)

Mean Average Precision (mAP) adalah metrik untuk mengukur evaluasi performa deteksi objek dengan menggunakan nilai rata-rata dari *average precision* (AP) pada keseluruhan kelas [14]. Untuk menghitung mAP ada beberapa langkah. Pertama menghitung *recall* dan *precision* pada setiap kelas. Kemudian hasil *recall* dan *precision* tadi dihitung rata rata untuk menghasilkan nilai AP. barulah nilai AP pada semua kelas dihitung rata-rata.

Recall adalah perbandingan antara *true positive* dengan penjumlahan *true positive (TP)* dan *false negative(FN)* dengan persamaan (3):

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3)$$

Keterangan:

TP= jumlah *true positive*

FN= jumlah *false negative*

Precision adalah perbandingan antara *true positive* dengan penjumlahan *true positive(TP)* dan *false positive(FP)*. Dengan persamaan (4) sebagai berikut:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (4)$$

Keterangan:

TP= jumlah *true positive*

FP= jumlah *false positive*

Setelah ditemukan *Precision* dan *recall*, maka langkah selanjutnya adalah menghitung nilai *average precision(AP)* pada setiap kelas dengan persamaan (5) sebagai berikut:

$$AP = \frac{Precision+Recall}{2} \quad (5)$$

Keterangan:

average precision(AP): nilai rata rata presisi setiap kelas

Precision: nilai *Precision* yang sudah dihitung untuk setiap kelas

Recall : nilai *Recall* yang sudah dihitung untuk setiap kelas

Akhirnya untuk menghitung *mean Average Precision(AP)*, nilai *Average Precision(AP)* pada setiap kelas dihitung rata-rata dengan persamaan (6) sebagai berikut

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^K AP_i}{k} \quad (6)$$

Keterangan:

AP : nilai *average precision(AP)*

K : jumlah kelas

G. Nilai Keyakinan (confidence score)

Nilai keyakinan adalah tingkat keyakinan dari model pada saat mendeteksi objek yang dinyatakan sebagai probabilitas ada tidaknya objek pada *grid* tertentu. [15]. semakin tinggi nilai keyakinan, maka semakin besar kemungkinan bahwa model bisa mengidentifikasi objek tertentu dengan benar. Untuk deteksi objek *YOLOv5*, nilai keyakinan didapatkan ketika melakukan deteksi objek pada program *YOLOv5*. karena ketika dilakukan deteksi objek, *output* yang dihasilkan berupa *bounding box* dan nilai keyakinan

III. METODE

berikut merupakan alur penelitian yang digambarkan dalam skema seperti di gambar



Gambar 3

(skema metode penelitian)

Tahap pertama adalah kompres gambar yaitu gambar folder “/test” pada dataset *COCO*. proses kompresi akan dilakukan semua faktor koefisien frekuensi tinggi DCT mulai dari faktor 100% hingga 0%. setelah dikompres, kemudian akan dilakukan deteksi objek dengan menggunakan *YOLOv5* dengan model yang sudah dilatih sebelumnya menggunakan dataset *COCO*. kemudian hasil dari deteksi objek berupa label dan gambar dengan *bounding box*. dikarenakan banyaknya gambar pada folder “/test”, maka akan dihitung rata-rata dari nilai nilai *IoU*, *mAP*. dan *confidence score* pada setiap faktor koefisien frekuensi tinggi DCT mulai dari 95% hingga 0%. dengan menggunakan gambar faktor koefisien frekuensi tinggi DCT 100 sebagai *ground truth* karena pada folder “/test” tidak ada label *ground truth* secara bawaan dari *COCO*.

A. Evaluasi

Untuk mengetahui hasilnya maka dibutuhkan matriks yang dijadikan suatu tolak ukur dampak kompresi DCT terhadap kompresi data. matriks yang diambil adalah rata-rata dari nilai keyakinan (*confidence score*), *Mean Average Precision (mAP)* dan *Intersection over Union (IoU)* pada setiap faktor koefisien frekuensi tinggi DCT.

TABEL 1

(metrik nilai pada evaluasi)

Jenis penilaian	Koefisien frekuensi tinggi DCT		
	95%	90%	...
Nilai keyakinan			...
IoU			...
mAP			...

Pada tabel 1 di jelaskan pada kolom terdapat 3 nilai pada masing masing gambar. Pertama ada nilai keyakinan (*confidence score*) yang merupakan tingkat keyakinan model dalam memprediksi objek. Nilainya di rentang 1 sampai 0. Semakin mendekati 1, semakin yakin model dalam prediksi objek. kemudian *Mean Average Precision (mAP)* mengacu pada metrik untuk mengukur evaluasi performa deteksi objek dengan menggunakan nilai rata rata dari *average precision(AP)* pada keseluruhan kelas. Dan ada *Intersection over Union (IoU)* yaitu metrik yang mempresentasikan persentase irisan antara *bounding box* yang asli dengan *bounding box* yang terdeteksi.

Lalu pada kepala tabel terdapat koefisien frekuensi tinggi DCT yang mengacu pada nilai frekuensi tinggi yang dipertahankan pada proses kompresi data. Semakin kecil nilainya, semakin sedikit nilai yang dipertahankan sehingga kualitas gambar

semakin menurun. Dan titik tiga mengacu pada nilai koefisien frekuensi tinggi DCT yang terus menurun dengan selisih 0.05.

B. Dataset

untuk penelitian ini maka digunakan *dataset* dari COCO. pada bagian /test. pada penelitian ini data dari COCO di bagian train dan bagian val digunakan untuk pelatihan ulang pada model YOLOv5. sedangkan pada COCO test digunakan sebagai data uji untuk mengevaluasi performa YOLOv5 terhadap gambar yang telah terkompresi menggunakan DCT.

C. Pelatihan Model YOLOv5

Pada gambar yang telah ditampilkan, langkah pertama mengumpulkan *dataset* yang diambil dari platform COCO *Dataset*. *dataset* yang sudah didapatkan kemudian dikonversikan ke dalam bentuk format YOLO. Hal ini dilakukan karena *dataset* COCO memiliki anotasi berformat JSON. Sedangkan pada YOLO memerlukan format TXT. Ditambah format di YOLO berisi *Categories*, *Images*, *Anotation* (berisi *image_id*, *category_id*, *bbox* yang berisi *x_min*, *y_min*, *width*, dan *height*) berbeda dengan format di COCO yang berisi *class_id*, *x_center*, *y_center*, *width*, *height*.

Setelah konversi selesai, berikutnya adalah konfigurasi YAML untuk mendefinisikan *dataset* yang akan dipakai selama *training* dan evaluasi. kemudian tahap ini penting dilakukan untuk memilih arsitektur YOLOv5 sesuai dengan kebutuhan. Dikarenakan pada YOLOv5 memiliki beberapa varian yaitu YOLOv5s (small) YOLOv5m (medium), YOLOv5l (large) dan YOLOv5x (extra large) yang masing-masing memiliki kelebihan dan kekurangan. Untuk penelitian ini, bisa menggunakan varian YOLOv5m dikarenakan kecepatan dan akurasi yang seimbang. Setelah selesai maka model siap dilatih dan akan bisa melakukan monitoring melalui *tensorboard*. Setelah dilakukan *training* maka bisa disimpan model dan dicoba apakah deteksi objek dapat dilakukan atau tidak. Dan setelah dirasa sudah sesuai maka langkah terakhir adalah simpan modelnya untuk dipakai pada sistem deteksi objek.

IV. .HASIL DAN PEMBAHASAN

Evaluasi performa deteksi objek menggunakan nilai *Intersection over Union (IoU)*, *mean Average Precision (mAP)* dan *Coefidient Score* terpapar sebagai berikut:

A. Rata-rata *Coefidient Score*/ nilai keyakinan

Karena nilai keyakinan dihitung setiap objek dan satu gambar bisa lebih dari satu objek, maka nilai keyakinan pada suatu gambar diambil dari rata-rata semua nilai keyakinan yang ada di dalam label. Dan kemudian nilai keyakinan per-gambar akan dihitung rata-rata berdasarkan setiap variabel koefisien frekuensi tinggi DCT.

TABEL 2
(Rata-rata Nilai Keyakinan)

Faktor	Rata-Rata Confidence score
95	0,6154
90	0,6156

Faktor	Rata-Rata Confidence score
85	0,6156
80	0,6155
75	0,6149
70	0,6145
65	0,6137
60	0,6125
55	0,6112
50	0,6082
45	0,6044
40	0,5989
35	0,5917
30	0,5805
25	0,5659
20	0,5442
15	0,5111
10	0,4576
5	0,3797

Dari TABEL 2 dapat dilihat bahwa dari koefisien frekuensi tinggi DCT 95% hingga 30% terlihat konsisten. Kemudian mulai 30% terjadi penurunan nilai yang signifikan, menandakan bahwa kompresi pada variabel ini mulai mempengaruhi performa deteksi objek secara signifikan. Dan di koefisien frekuensi menyisakan 10%, *Confidence score* berada di bawah 0,5. Menandakan deteksi objek secara nilai keyakinan tidak dapat diandalkan dan meragukan.

B. Rata-rata Intersection over Union (IoU)

Nilai IoU didapatkan dari hasil perhitungan dari label yang dibandingkan dengan *ground truth*. Dalam hal ini adalah gambar koefisien frekuensi tinggi DCT 100%. Dipilihnya gambar koefisien frekuensi tinggi DCT 100 sebagai *ground truth* dikarenakan tidak ada label *ground truth* pada folder "/train". Serta pada gambar "koefisien frekuensi tinggi DCT 100" data penting tidak dikurangi sehingga bisa dianggap sebagai *ground truth*. Dari perhitungan nilai IoU per objek pada suatu gambar akan dihitung rata-rata untuk menemukan nilai IoU per gambar. Kemudian nilai IoU per gambar akan dihitung rata-rata lagi per variabel koefisien frekuensi tinggi DCT. Sehingga data nilai IoU didapatkan per-variabel koefisien frekuensi tinggi DCT yang terpapar di tabel 3

Tabel 3
(Rata Rata IoU per variabel)

Faktor	Rata-Rata IoU
95	0,9801

Faktor	Rata-Rata IoU
90	0,9759
85	0,9709
80	0,9650
75	0,9574
70	0,9495
65	0,9411
60	0,9334
55	0,9248
50	0,9156
45	0,9063
40	0,8935
35	0,8805
30	0,8623
25	0,8386
20	0,8027
15	0,7326
10	0,6350
5	0,4157

Berdasarkan hasil data pada TABEL 3 yaitu nilai rata-rata *IoU* terhadap koefisien frekuensi, terpapar bahwa di koefisien 95% sampai 45%, nilai rata-rata *IoU* di atas 0,8 yang menunjukkan, deteksi objek masih bisa dilakukan dengan akurat. Kemudian mulai dari 40%, tren mulai menurun. Menunjukkan bahwa kemampuan deteksi objek semakin berkurang akibat semakin banyak detail gambar yang hilang akibat deteksi objek. Lalu terjadi penurunan tajam di koefisien 15% ke bawah. Dan di 5%, nilai rata-rata *IoU*, di bawah 0.5. menandakan terjadi kesalahan segmentasi pada *bounding box*.

C. mean Average Precision (mAP)

Nilai mAP didapatkan dari hasil perhitungan dari label yang dibandingkan dengan *ground truth*. Sama seperti perhitungan *IoU*. di mana setelah menemukan AP per objek, kemudian dihitung mAP per gambar. Kemudian nilai mAP per gambar akan dikelompokkan per variabel koefisien frekuensi tinggi DCT yang masing-masing kelompok akan dihitung rata-rata. Sehingga didapatkan nilai rata-rata dari mAP per-variabel

TABEL 4
(Rata-rata Nilai mAP)

Faktor	Rata-Rata mAP
95	0,9713
90	0,9637
85	0,9522

Faktor	Rata-Rata mAP
80	0,9390
75	0,9216
70	0,9018
65	0,8811
60	0,8590
55	0,8352
50	0,8098
45	0,7831
40	0,7506
35	0,7129
30	0,6677
25	0,6141
20	0,5425
15	0,4374
10	0,3190
5	0,1807

Berdasarkan grafik pada TABEL 4, yaitu hasil nilai rata rata mAP terhadap koefisien frekuensi tinggi DCT, terlihat bahwa dari 95% hingga 50%, terlihat nilai mAP di atas 0,8. Hal ini menunjukkan bahwa deteksi objek masih mampu dilakukan walaupun gambar dikompresi ringan. Kemudian 50% ke bawah, mulai ada penurunan secara bertahap. Menandakan bahwa fitur penting pada gambar telah hilang, namun masih mampu mendeteksi objek. Kemudian mulai dari 30% ke bawah sudah mulai menunjukkan penurunan tajam. Menunjukkan performa deteksi objek menurun drastis. Hingga ke 15% nilai sudah berada di bawah 0.5. menunjukkan terjadi kesalahan segmentasi pada *bounding box*.

D. Tren Pengaruh Kompresi Terhadap Performa Deteksi Objek YOLOv5

Dari hasil evaluasi menunjukkan bahwa performa deteksi objek menurun seiring menurunnya koefisien frekuensi tinggi DCT. Baik dilihat dari nilai mAP, *IoU*. Pada koefisien 95% sampai 70%, performa deteksi objek relatif bagus yaitu di atas 0,9 meskipun nilai mAP dan *IoU* menurun secara konstan. Menandakan model masih mampu mendeteksi objek meski gambar mengalami kompresi ringan.

Namun mulai dari 40% sampai 20%, performa mAP menurun drastis meski masih di atas 0,5. sedangkan pada nilai *IoU* di rentang yang sama, belum menunjukkan penurunan yang signifikan. hal ini menandakan bahwa model masih mampu mendeteksi objek di rentang tersebut berdasarkan nilai mAP dan *IoU*.

Pada rentang 15% ke bawah, nilai mAP mulai menunjukkan penurunan secara signifikan dan berada di bawah 0,5. namun pada nilai *IoU*, belum menunjukan penurunan yang signifikan dan berada di atas 0,7. tren ini menunjukkan terjadi perbedaan hasil

antara nilai mAP dan IoU pada nilai minimum yaitu 0,5. sehingga kemampuan deteksi objek mulai diragukan kemampuannya.

hal ini menunjukkan bahwa pentingnya menjaga informasi penting atau frekuensi tinggi pada gambar untuk dideteksi objek dengan model YOLOv5. karena frekuensi tinggi menyimpan detail penting seperti tepi objek, dan kontur.

Tren ini menunjukkan perubahan pula pada nilai keyakinan seiring penurunan koefisien frekuensi tinggi DCT. yaitu pada rentang variabel 95% sampai 55%, nilai keyakinan cenderung stabil di 0.61. nilai tersebut masih dianggap mampu mendeteksi objek karena di atas batas minimal yaitu 0,5. kemudian pada variabel 35% hingga 15% mulai terjadi penurunan nilai keyakinan secara signifikan, namun nilai masih di atas 0,5. menandakan bahwa secara nilai keyakinan, model masih mampu mendeteksi objek. kemudian pada saat di 10% ke bawah, nilai keyakinan sudah berada di bawah 0,5. menunjukkan bahwa model tidak hanya kurang tepat dalam mendeteksi objek, namun juga model semakin ragu terhadap keputusannya sendiri.

Dari keseluruhan data, dapat ditemukan bahwa batas toleransi deteksi objek yang masih diterima baik secara nilai IoU, mAP dan Confidence Score, berada di kisaran koefisien 70% ke atas. temuan ini akan memberi wawasan bahwa kompresi gambar berbasis DCT bisa dilakukan selama informasi frekuensi tinggi tetap terjaga. kompresi secara ekstrem bisa saja bermanfaat untuk menghemat bandwidth atau penyimpanan. namun memiliki risiko model YOLOv5 akan salah mengidentifikasi objek.

KESIMPULAN

Performa deteksi objek YOLOv5 terhadap gambar yang dikompres dengan metode DCT dapat diketahui dengan menggunakan nilai rata-rata dari *confidence score*, *mean Average Precision* (mAP) dan *IoU*. pada setiap faktor koefisien frekuensi tinggi DCT mulai dari 95% sampai 0%. dan dari penelitian ditemukan bahwa rata-rata *confidence score* mengalami penurunan drastis mulai dari faktor 30% ke bawah. dan berlaku pada rata-rata *mean Intersection over Union* (IoU) yang pada faktor 30% juga mengalami penurunan. serta pada rata-rata *Average Precision* (mAP) juga mengalami penurunan signifikan.

Seiring berkurangnya koefisien, maka akan mempengaruhi kemampuan deteksi objek. Pada faktor koefisien frekuensi tinggi DCT 95% hingga 70%, terjadi penurunan nilai baik di *confidence score*, *mean Average Precision* (mAP) dan *IoU*. Meski nilai masih di atas 0,5. Pada rentang 40% sampai 20%, performa mAP menurun drastis meski masih di atas 0,5. sedangkan pada nilai IoU di rentang yang sama, belum menunjukkan penurunan yang signifikan. Berikutnya di faktor koefisien frekuensi tinggi DCT 30% terjadi penurunan kemampuan deteksi objek secara signifikan baik dari nilai *confidence score*, *mean Average Precision* (mAP) dan *mean Intersection over Union* (IoU).

REFERENSI

- [1] U. Suwardoyo and D. Dwiyantri, "Implementasi Algoritma Discrete Cosine Transform Pada Kompresi Citra," *Jurnal Sintaks Logika*, vol. 3, no. 2, pp. 28–36, Aug. 2023, doi: 10.31850/JSILOG.V3I2.2522.
- [2] I. Sutrisman, N. Widiyasono, and H. Sulastri, "Implementasi Algoritma Discrete Cosine Transform Untuk Kompresi Citra Pada Marker-Based Tracking Augmented Reality," *Computatio : Journal of Computer Science and Information Systems*, vol. 4, no. 1, pp. 45–54, Jul. 2020, doi: 10.24912/COMPUTATIO.V4I1.5628.
- [3] Y. S. Pongtambing *et al.*, "Peluang dan Tantangan Kecerdasan Buatan Bagi Generasi Muda," *Bakti Sekawan : Jurnal Pengabdian Masyarakat*, vol. 3, no. 1, pp. 23–28, Jun. 2023, doi: 10.35746/BAKWAN.V3I1.362.
- [4] M. F. Nuryasin, C. Machbub, and L. Yulianti, "Kombinasi Deteksi Objek, Pengenalan Wajah dan Perilaku Anomali menggunakan State Machine untuk Kamera Pengawas," *ELKOMIKA: Jurnal Teknik Energi Elektrik, Teknik Telekomunikasi, & Teknik Elektronika*, vol. 11, no. 1, p. 86, Jan. 2023, doi: 10.26760/elkomika.v11i1.86.
- [5] G. V. Agustin, M. Ayub, and S. L. Liliawati, "Acne Severity Detection and Classification: Comparing You Only Look Once Methods," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 10, no. 3, pp. 468–481, Dec. 2024, doi: 10.28932/JUTISI.V10I3.9414.
- [6] N. M. Muriyah, J. H. Sim, and A. Yulianto, "Evaluating YOLOv5 and YOLOv8: Advancements in Human Detection," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 6, no. 4, pp. 2999–3015, Dec. 2024, doi: 10.51519/JOURNALISI.V6I4.944.
- [7] Moch. Lazuardi Imani, Rani Rotul Muhima, and Siti Agustini, "PENERAPAN METODE HUFFMAN DALAM KOMPRESI DATA," *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi Terapan*, vol. 9, no. 1, pp. 457–462, Oct. 2021, Accessed: Oct. 16, 2024. [Online]. Available: <https://ejurnal.itats.ac.id/sntekpan/article/view/2253>
- [8] B. Dwi Raharja, H. Wijayanto, and D. Remawati, "PENERAPAN DISCRETE COSINE TRANSFORM (DCT) TERHADAP KOMPRESI CITRA DIGITAL," *Indonesian Journal of Business Intelligence (IJUBI)*, vol. 4, no. 1, pp. 31–36, Jun. 2021, doi: 10.21927/ijubi.v4i1.1790.
- [9] D. N. Alfarizi, R. A. Pangestu, D. Aditya, M. A. Setiawan, and P. Rosyani, "View of Penggunaan Metode YOLO Pada Deteksi Objek: Sebuah Tinjauan Literatur Sistematis," *Dzaki Nafis* <https://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk> | Page 54 *Jurnal AI dan SPK : Jurnal Artificial Intelligent*

- dan Sistem Penunjang Keputusan, vol. Volume 1, no. No. 1, pp. 54–63, 2023, Accessed: Oct. 22, 2024. [Online]. Available: <http://jurnalmahasiswa.com/index.php/aidanspk/article/view/144/116>
- [10] C. Ariya and Lina, “PERANCANGAN DETEKSI OBJEK PADA RAK TOKO MENGGUNAKAN METODE MASK RCNN,” *JURNAL SISTEM INFORMASI DAN TEKNIK KOMPUTER*, vol. 8, no. 2, pp. 295–299, Oct. 2023, Accessed: Oct. 23, 2024. [Online]. Available: <https://ejournal.catursakti.ac.id/index.php/simtek/article/view/213/231>
- [11] seekFire, “Overview of model structure about YOLOv5,” GitHub. Accessed: Aug. 01, 2025. [Online]. Available: <https://github.com/ultralytics/yolov5/issues/280>
- [12] F. Ramasari, Firdaus, S. Nita, and dan Kartika, “Penggunaan Metode You Only Look Once dalam Penentu Pindah Tanaman Cabai Besar Ternetifikasi Telegram,” *Elektron : Jurnal Ilmiah*, vol. 13, no. 2, pp. 45–52, Nov. 2021, doi: 10.30630/EJI.13.2.229.
- [13] “intersection-over-union-for-object-detection,” Superannotate. Accessed: Aug. 01, 2025. [Online]. Available: <https://www.superannotate.com/blog/intersection-over-union-for-object-detection>
- [14] S. Yuliyanto, N. F. Amani, F. Akhyar, and K. Usman, “SISTEM INSPEKSI PERMUKAAN BAJA BERBASIS DEEP LEARNING MENGGUNAKAN METODE ANCHOR-FREE,” *Jurnal Ilmiah Teknik Mesin, Elektro dan Komputer*, vol. 2, no. 3, pp. 184–190, Nov. 2022, doi: 10.51903/JURITEK.V2I3.364.
- [15] R. F. Putra and D. I. Mulyana, “Optimasi Deteksi Objek Dengan Segmentasi dan Data Augmentasi Pada Hewan Siput Beracun Menggunakan Algoritma You Only Look Once (YOLO),” *Jurnal JTIK (Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi)*, vol. 8, no. 1, pp. 93–103, Jan. 2024, doi: 10.35870/JTIK.V8I1.1391.

