

# Segmentasi Citra Area Tumpukan Sampah Dengan Memanfaatkan Mask R-CNN

*By Moch. Rizal Budi Utomo*

# Segmentasi Citra Area Tumpukan Sampah Dengan Memanfaatkan Mask R-CNN

Moch. Rizal Budi Utomo<sup>1</sup>, Reddy Alexandro Harianto<sup>1</sup>, Endang Setyati<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Magister Teknologi Informasi, Fakultas Sains dan Teknologi, Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya, Surabaya, Indonesia

**Corresponding author:** Moch. Rizal Budi Utomo (e-mail: budirizal3@gmail.com).

**ABSTRACT** This study proposes the use of object detection for trash in images to assist sanitation workers in addressing the problem of garbage accumulation in rivers, vacant lots, and roads. The method employed is Mask R-CNN, a two-stage object detection approach that not only identifies objects using bounding boxes but also performs object segmentation through masking. The dataset consists of 700 training data and 100 validation data captured using a camera. The objects detected are trash items. Testing was conducted by comparing the detection results of the Mask R-CNN model with manual human calculations for 25 test data. The research findings indicate that the Mask R-CNN model delivers better performance with an accuracy rate of 80.16%. With the implementation of this program, sanitation workers can leverage object detection technology to aid in selecting areas that need to be cleaned, thereby reducing the time and effort required monitoring and removing trash. Additionally, with a satisfactory level of accuracy, this program can serve as an effective tool for identifying trash in images, helping enhance the operational efficiency of sanitation workers and mitigating the negative impacts caused by garbage accumulation in the environment. Therefore, this research makes a significant contribution to the development of technological solutions for addressing garbage accumulation issues and improving the effectiveness of cleanup efforts in rivers, vacant lots, and roads.

**KEYWORDS** Garbage Segmentation, IOU, Mask R-CNN

**ABSTRAK** Penelitian ini mengusulkan penggunaan konsep deteksi objek sampah dalam gambar untuk membantu petugas kebersihan dalam mengatasi masalah penumpukan sampah di sungai, lahan kosong, dan jalan. Metode yang digunakan adalah Mask R-CNN, sebuah pendekatan two-stage object detection yang tidak hanya mengidentifikasi objek dengan bounding box, tetapi juga melakukan segmentasi objek dengan masking. Dataset terdiri dari 700 data latihan dan 100 data validasi yang diambil menggunakan kamera. Objek yang dideteksi adalah sampah. Pengujian dilakukan dengan membandingkan hasil deteksi dari model Mask R-CNN dengan perhitungan manual oleh manusia untuk 25 data uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model Mask R-CNN memberikan performa yang lebih baik, dengan tingkat akurasi sebesar 80.16%. Dengan adanya program ini, petugas kebersihan dapat memanfaatkan teknologi deteksi objek untuk membantu dalam memilih lokasi yang harus dibersihkan, mengurangi waktu dan upaya yang diperlukan untuk memantau dan membersihkan sampah. Selain itu, dengan tingkat akurasi yang memadai, program ini dapat menjadi alat yang efektif untuk mengidentifikasi sampah dalam gambar, membantu meningkatkan efisiensi operasional petugas kebersihan, dan mengurangi dampak negatif yang disebabkan oleh penumpukan sampah di lingkungan. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi yang signifikan dalam pengembangan solusi teknologi untuk mengatasi masalah penumpukan sampah dan meningkatkan efektivitas upaya pembersihan di sungai, lahan kosong, dan jalan.

**KATA KUNCI** IOU, Mask R-CNN, Segmentasi Sampah

## I. PENDAHULUAN

Dengan perkembangan ekonomi, konsumsi masyarakat sangat meningkat, dan jumlah sampah terjadi kenaikan yang sangat signifikan. Terdapat permasalahan tersebar yang masih sering terjadi pada wilayah di Indonesia, yaitu terdapat penumpukan sampah. Lokasi penumpukan sampah yang sering terjadi pada jalan, lahan kosong, sungai, pantai, dan lain-lain. Penumpukan sampah tersebut mempersulit petugas kebersihan untuk mengetahui lokasi yang terdapat tumpukan sampah. Dalam rangka menangani masalah tumpukan sampah, petugas kebersihan saat ini perlu mengunjungi lokasi yang terdampak. Namun, pendekatan pemantauan manual tidak efektif karena tidak dapat mencakup area kerja yang luas dan memerlukan banyak tenaga kerja. Oleh karena itu, solusi yang efektif diperlukan dengan memanfaatkan teknologi guna mengatasi permasalahan ini.. Teknologi yang akan dibuat digunakan untuk mendeteksi tumpukan sampah, agar dapat mempermudah petugas kebersihan untuk memantau sampah pada pintu air. Serta dapat memberikan peringatan untuk petugas kebersihan jika terdapat penumpukan sampah sudah pada level tertentu. Pemantauan kondisi menggunakan CCTV yang mudah dipasang pada area yang sulit.

Dalam era perkembangan teknologi kecerdasan buatan saat ini, masalah deteksi sampah seperti yang dijelaskan sebelumnya dapat diatasi dengan pendekatan teknologi. Salah satunya adalah melalui deteksi objek, di mana sistem dapat mengidentifikasi tumpukan sampah. Proses deteksi ini melibatkan penggunaan gambar dari kamera dan analisis frame menggunakan metode yang ditentukan untuk menemukan objek yang diinginkan. Deteksi objek bekerja dengan mencari keberadaan objek berdasarkan kelas yang ada dalam gambar. Pengembangan teknologi deteksi objek dilakukan dengan menerapkan pembelajaran mesin pada sub-konsep tertentu, seperti Deep Learning [7]. Dalam konsep Deep Learning, komputer akan melatih dirinya untuk memetakan fitur-fitur dari kumpulan gambar, seperti kanal warna dan ukuran objek, guna mengenali pola-pola tertentu yang berguna dalam skema deteksi objek.

Dalam beberapa tahun terakhir, dengan pesatnya pengembangan *deep learning*, peneliti pada bidang *computer vision* telah membuat terobosan dalam deteksi objek. Saat ini, algoritma deteksi objek didasarkan pada model *deap learning*, yang dibagi menjadi dua kategori: (1) pertama menghasilkan *region proposals*, lalu melakukan proses klasifikasi pada area. Contoh umum algoritma kategori pertama adalah algoritma R-CNN berdasarkan *region proposals*, seperti R-CNN[2], Fast-R-CNN[5], Faster R-CNN[1], Mask-RCNN[5], dll; (2) algoritma yang kedua menggunakan proses satu tahap, tidak memerlukan tahap *region proposals*, secara langsung menghasilkan *class probability* dan posisi koordinat objek tersebut, dan membandingkan algoritma seperti YOLO[3] and SSD[4]. Namun, metode ini kurang terpat karena hanya dapat

mendeteksi objek yang spesifik, sedangkan pada penelitian ini dibutuhkan algoritma yang dapat mendeteksi kumpulan objek.

Dalam penelitian ini, Mask R-CNN digunakan untuk deteksi objek area penumpukan sampah karena dapat melakukan proses segmentasi[6]. Untuk menghindari hilangnya presisi karena terlalu banyak koordinat, diperlukan membuat koordinat sebagai penanda area sungai. Sedangkan algoritma untuk menghitung persentase kebedaraan sampah pada area yang sudah ditandai menggunakan *Intersection Over Union (IOU)*.

## II. TINJAUAN PUSTAKA

Peneliti melakukan studi literatur pada algoritma yang akan digunakan. Penelitian terkait deteksi objek sampah dilakukan Shuijing Li, Ming Yan [8] dan Aparna Iyer [9]. Penelitian Shuijing Li membahas permasalahan mengklasifikasi sampah. Dengan tujuan membantu proses mengklasifikasi sampah secara akurat dan mengurangi pemborosan waktu. Proses pembuatan kumpulan dataset berdasarkan kriteria klasifikasi sampah yang terdapat pada kota, dan proses training data menggunakan Mask Scoring RCNN. Mask Scoring RCNN menambah struktur penilaian berdasarkan Mask RCNN untuk mendapatkan struktur yang lebih akurat. Dalam *instance segmentation*, kualitas mask di *Mask RCNN* umumnya tidak terkait dengan klasifikasi. Oleh karena itu, Mask Scoring RCNN menambahkan modul MaskIoU pada basis asli, dan dimasukkan skor prediksi dan karakteristik ROI yang diperoleh setelah *Mask* di dalam lapisan volume dan *full connection layer*, untuk mendapatkan skor modelnya. Keakuratan Mask Scoring RCNN mencapai 65.8% karena proses pengumpulan data dibagi menjadi empat kategori. Algoritma Mask Scoring RCNN lebih sesuai untuk mengenali beberapa objek sekaligus.

Aparna Iyer membahas tentang penggunaan Mask RCNN untuk membantu proses pembuatan profil sampah. Penelitian ini digunakan untuk mengidentifikasi sampah plastic dari kumpulan sampah. Jumlah gambar yang dibutuhkan untuk pembuatan dataset sebanyak 4000 gambar. Setelah itu dilakukan proses *labeling* pada objek sampah plastik untuk mendapatkan hasil model yang tepat. Fokus utama dari system yang diusulkan adalah untuk mengidentifikasi volume pada kandungan plastic. Visual Geometry Group (VGG) adalah alat yang digunakan untuk pelabelan gambar dan disimpan dalam format JSON. Setelah dataset telah diberi label dan pra-proses, dilanjutkan ke pembuatan model menggunakan Mask R-CNN. Hasil pembuatan model diberikan nilai Mean Average Precision atau dikenal dengan MAP yang menunjukkan keakuratan model dalam mengklasifikasi. Selanjutnya, TensorFlow digunakan untuk membangun model Mask RCNN, dan diterapkan di situs web menggunakan Flash. Setelah peneliti membandingkan beberapa model, ternyata Mask R-CNN menghasilkan hasil



yang paling akurat. Hasilnya 75% akurasi pada proses training dan 65% pada proses testing.

Dalam penelitian yang dilakukan oleh Hao Wu, et.al [12] dan JunNian Gou, et.al [13], mereka menggunakan Mask RCNN dengan backbone resnet-101 untuk deteksi objek. Wu menggunakan model pretrained dari dataset mscoco untuk mendeteksi sambungan solder pada papan sirkuit. Data pelatihannya mencakup gambar

dengan komponen yang salah, komponen yang benar, komponen yang diganti, komponen yang terlepas, dan tanpa komponen. Mask R-CNN mencapai performa 100% dalam mendeteksi sambungan solder. Di sisi lain, Gou melakukan deteksi objek kerusakan hasil cetak pada gambar hasil computer tomography (CT). Data gambar yang digunakan mencakup kerusakan seperti gelembung, kerak, dan patahan. Pada cetakan tersebut terdapat faktor noise yang membuat kontras rendah, derau garis keabu-abuan, dan warna kabur pada tepi citra, yang menyulitkan identifikasi objek. Pengujian pada data gambar cetakan CT menunjukkan nilai mAP sebesar 98% untuk kemampuan deteksi objeknya.

### III. METODOLOGI PENELITIAN



GAMBAR 1. Metodologi Penelitian

Penelitian ini mengadopsi metodologi yang terdiri dari lima tahap, yaitu pengumpulan dataset, pembentukan model deteksi, pelatihan model deteksi, pengujian, dan evaluasi model. Penelitian akan menyajikan alur metodologi penelitian melalui Gambar 1 guna memberikan pemahaman yang lebih jelas.

#### A. PENGUMPULAN DATASET

Lokasi yang dipilih untuk pengumpulan dataset sangat penting dalam pembuatan model deteksi sampah. Dalam penelitian ini, lokasi yang dipilih adalah lokasi yang terdapat penumpukan sampah, seperti pintu air sungai, lahan kosong, pasar, dan lain-lain. Pengumpulan data pada lokasi ini akan memastikan bahwa dataset yang diambil sesuai dengan objek yang akan dideteksi. Selain itu, lokasi ini juga memiliki beberapa jenis lokasi dan kondisi, seperti pagi, siang, dan malam, yang memastikan variasi data yang diambil.

Cara pengumpulan dataset juga sangat penting dalam pembuatan model deteksi sampah. Dalam penelitian ini, dataset diambil menggunakan smartphone. Menggunakan smartphone memastikan bahwa dataset yang diambil dapat diproses dengan cepat dan mudah. Selain itu, smartphone juga memiliki kualitas gambar yang baik, sehingga data yang diambil akan memiliki kualitas yang baik pula.

Dalam penelitian ini, jumlah dan distribusi dataset memiliki peranan penting dalam pelatihan model deteksi sampah. Terdapat total 27.963 gambar yang digunakan sebagai dataset. Pembagian dataset dilakukan dengan alokasi 70% untuk data training dan 30% untuk data testing. Langkah ini penting untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan memiliki akurasi yang tinggi dan mampu memberikan hasil yang baik saat melakukan deteksi sampah..

Dalam penelitian ini, jumlah dan distribusi dataset memiliki peranan penting dalam pelatihan model deteksi sampah. Terdapat total 27.963 gambar yang digunakan sebagai dataset. Pembagian dataset dilakukan dengan alokasi 70% untuk data training dan 30% untuk data testing. Langkah ini penting untuk memastikan bahwa model yang dikembangkan memiliki akurasi yang tinggi dan mampu memberikan hasil yang baik saat melakukan deteksi sampah..

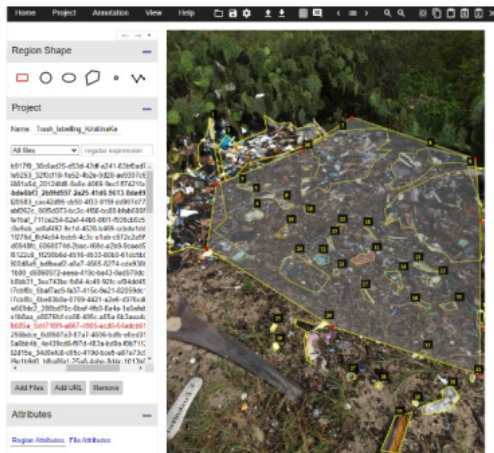


GAMBAR 2. Contoh Data Tumpukan Sampah Pada Sungai dengan kondisi siang hari



GAMBAR 3. Contoh Data Tumpukan Sampah Pada Sungai dengan kondisi malam hari

Contoh pengambilan gambar untuk pembuatan dataset ditampilkan dalam Gambar 2 dan 3. Pengambilan data dilakukan menggunakan kamera digital dengan resolusi 2000x1333 piksel dan menghasilkan berkas berukuran 2-4MB. Setelah proses akuisisi, ukuran file gambar akan dikurangi menjadi sekitar 600 hingga 800KB, tetapi tetap mempertahankan ukuran piksel yang sama. Selanjutnya, gambar-gambar tersebut akan dilabeli. Dalam kasus ini, proses pelabelan untuk Mask R-CNN menggunakan format data JSON yang dibuat oleh peneliti dengan bantuan aplikasi VIA.



**GAMBAR 4.** Proses Labeling

Proses pelabelan objek untuk Mask R-CNN dilakukan dengan menggunakan poligon yang mengikuti bentuk objek tersebut. Sebagai contoh, dalam Gambar 4, peneliti menggunakan aplikasi VIA untuk melakukan pelabelan objek.

Bentuk format yang akan dihasilkan oleh aplikasi VIA adalah JSON. Setiap objek yang dibentuk pada setiap gambar akan disimpan dengan format JSON.

**B. PEMBENTUKAN MODEL DETEKSI**

Pada tahap ini, dilakukan konfigurasi parameter untuk algoritma Mask R-CNN dan penjelasan mengenai pemilihan model pre-trained dan backbone. Konfigurasi parameter model Mask R-CNN akan disesuaikan dengan kemampuan komputasi dan kapasitas memori pada kartu grafis yang digunakan. Hal ini bertujuan agar kartu grafis dapat mengolah gambar dengan baik, mengingat Mask R-CNN membutuhkan sumber daya komputasi yang tinggi [10]. Sebagai contoh, peneliti Matija Buric, et.al [11] menggunakan model Mask R-CNN untuk mendeteksi objek bola. Mereka menggunakan gambar berukuran dengan ukuran 1024x1024 piksel untuk diberikan kepada model. Selanjutnya, peneliti melakukan pembentukan model dengan mengkonfigurasi parameter yang dijelaskan dalam Tabel 1.

**TABEL I**  
**KONFIGURASI MODEL MASK R-CNN**

Parameter	Nilai
Backbone	Resnet 101
Backbone strides	[4, 8, 16, 32, 64]
Batch size	1
Detection min confidence	0.7
Detection nms threshold	0.3
FBN_fc_layer_size	1024
Image_pex_gpu	1
Image_max_dim	1024
Image_min_dim	800
Learning_rate	0.001
Num_classes	1
RPN_nms_threshold	0.7
Steps_per_epoch	1000
Validation_steps	50
Weight_decay	0.0001

**C. PELATIHAN MODEL DETEKSI**

Pada tahap pelatihan model deteksi, digunakan algoritma Mask R-CNN. Awalnya, model ini menggunakan pre-trained model dari mscoco karena dataset ini memiliki jumlah data yang besar dan mencakup 80 kelas objek yang beragam.

Meskipun Mask R-CNN memiliki banyak varian backbone yang dapat dipilih, pada penelitian ini dipilih backbone Restnet-101. Pelatihan model Mask R-CNN dilakukan melalui beberapa epoch, dan hasilnya disimpan dengan ekstensi .h5.

Dengan melatih model Mask R-CNN menggunakan data dari mscoco dan menggunakan backbone Restnet-101, diharapkan hasil yang diperoleh akan lebih optimal dan memuaskan. Oleh karena itu, tahap pelatihan model deteksi ini sangat penting untuk menghasilkan model yang mampu melakukan deteksi objek dengan baik dan akurat.

**D. PENGUJIAN MODEL**

Pada tahap ini, model dengan akurasi terbaik selama pelatihan dipilih sebagai model utama untuk pengujian. Model yang memiliki performa yang baik dan stabil penting untuk memastikan hasil deteksi yang akurat. Setelah mendapatkan model terbaik, dilakukan proses pengujian. Pengujian gambar dilakukan dengan menggunakan model terbaik yang telah dipilih sebelumnya. Gambar yang digunakan berasal dari dataset yang telah dikumpulkan sebelumnya. Setelah dilakukan pengujian menggunakan model Mask R-CNN, hasil deteksi akan memberikan kotak penanda dan lapisan masking yang melingkupi objek sesuai dengan kelas objek yang terdeteksi. Pada akhir proses pengujian, hasil deteksi akan menghasilkan perhitungan objek yang terdeteksi sesuai dengan kelas yang diprediksi oleh model Mask R-CNN. Hasil akhir ini akan membantu



peneliti dalam mengevaluasi performa model yang digunakan dan juga sebagai dasar untuk perbaikan model dan proses pelatihan di masa depan.

#### E. EVALUASI MODEL

Setelah proses pengujian model deteksi sampah selesai dilakukan, hasilnya akan dianalisis dan diberikan evaluasi terhadap model tersebut. Evaluasi ini penting dilakukan untuk menentukan tingkat akurasi dan keandalan model deteksi sampah yang dibangun. Dalam proses evaluasi ini, akan menggunakan metode-metode tertentu untuk memastikan bahwa model yang dibangun dapat mencapai performa yang baik dan memenuhi harapan dari penelitian ini.

Dalam evaluasi model Mask R-CNN menggunakan metrik IoU (Intersection over Union), langkah-langkahnya dimulai dengan mempersiapkan dataset yang telah diannotasi dengan label piksel untuk objek yang ada dalam gambar. Kemudian, menjalankan model pada gambar-gambar dari dataset pengujian untuk menghasilkan prediksi segmentasi piksel. Selanjutnya, dilakukan perhitungan untuk mengukur sejauh mana area segmentasi piksel yang diprediksi oleh model dan area segmentasi piksel yang sebenarnya tumpang tindih. Dengan menggunakan rumus IoU, IoU dihitung dengan membagi luas tumpang tindih oleh luas gabungan.

#### IV. HASIL DAN PEMBAHASAN

Dalam tahap ini, peneliti akan menjelaskan tentang hasil pembentukan dataset, inialisasi perangkat yang digunakan dalam penelitian, hasil pelatihan model deteksi, hasil uji coba model, dan evaluasi model. Penjelasan akan disajikan dalam beberapa poin berikut.

##### A. HASIL PEMBENTUKAN DATASET

Pada proses pembentukan dataset pada penelitian ini, pengumpulan gambar dilakukan dengan memilih lokasi-lokasi yang memiliki tumpukan sampah sebagai objek yang akan dideteksi. Dataset yang dikumpulkan menggunakan smartphone dan diambil pada beberapa jenis lokasi seperti pintu air sungai, lahan kosong, pasar, dll dan pada beberapa kondisi seperti pagi, siang, dan malam. Dataset yang digunakan terdiri dari 27.963 gambar yang akan dipisahkan menjadi 70% untuk data training dan 2% untuk data testing.

Hasil pembentukan dataset pada penelitian ini menunjukkan bahwa dataset yang dikumpulkan memiliki variasi yang cukup baik dalam hal objek sampah dan kondisi lingkungan. Variasi objek sampah dapat membantu model deteksi untuk mengenali berbagai jenis sampah dan tidak hanya terpaku pada satu jenis objek saja. Variasi kondisi lingkungan juga membantu model untuk mengenali objek sampah pada berbagai kondisi, seperti pada saat terik matahari, malam hari, atau pada kondisi hujan.

Dalam pembentukan dataset untuk Mask R-CNN, digunakan teknik anotasi berbentuk garis polygon. Konsep

anotasi ini melibatkan penggunaan kumpulan titik untuk mengelilingi objek dan membentuk lapisan di area objek tersebut. Proses anotasi ini akan diterapkan pada semua gambar, baik yang digunakan untuk pelatihan maupun pengujian.

Proses anotasi dilakukan dengan memilih objek yang ingin dideteksi dan mengelilinginya dengan garis polygon. Setiap objek yang dianotasi akan diberikan label sesuai kelas objek tersebut. Misalnya, objek burung dianotasi sebagai kelas burung, objek mobil sebagai kelas mobil, dan seterusnya.

Ketelitian dalam proses anotasi akan mempengaruhi akurasi model deteksi. Oleh karena itu, dibutuhkan kesabaran dan kehati-hatian dalam melakukan proses anotasi. Jika anotasi dilakukan dengan benar, maka hasil deteksi objek pada gambar akan semakin akurat dan memuaskan. Namun, jika terjadi kesalahan pada proses anotasi, maka hasil deteksi objek pada gambar akan kurang akurat.



GAMBAR 5. Contoh Hasil Anotasi

Semua gambar training dan testing, hasil akhirnya akan diberikan dalam bentuk file json (javascript object notation) yang memiliki format sesuai dengan konsep yang diterapkan pada COCO dataset. Dalam Gambar 5 yang ada, hasil proses anotasi yang dilakukan terlihat jelas dengan menghasilkan file json (javascript object notation) yang sesuai dengan format COCO dataset.

##### B. UJI COBA DAN EVALUASI

Peneliti melakukan tahap uji coba dan evaluasi pada model Mask R-CNN dengan menggunakan berkas pembobotan hasil pelatihan yang memiliki akurasi terbaik. Tahap uji coba dan evaluasi ini merupakan bagian penting dalam pembuatan model deteksi, karena dapat mengukur performa model tersebut. Peneliti memuat berkas pembobotan dengan nilai loss terendah, menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang baik.

Setelah memuat berkas pembobotan, proses deteksi dimulai dengan memproses gambar uji. Hasil deteksi menghasilkan proposal wilayah dalam bentuk bounding box dengan empat titik koordinat, serta lapisan atau layer yang mewakili area objek yang terdeteksi. Waktu yang dibutuhkan

untuk proses deteksi berkisar antara 3 hingga 5 detik, tergantung pada ukuran dan kompleksitas gambar yang digunakan. Gambar 6 dan Gambar 7 menunjukkan contoh keluaran hasil deteksi yang menggambarkan performa model Mask R-CNN pada tahap uji coba dan evaluasi.



**GAMBAR 6.** Deteksi Objek Kondisi Pagi hari dengan Mask R-CNN



**GAMBAR 7.** Deteksi Objek Kondisi Malam hari dengan Mask R-CNN

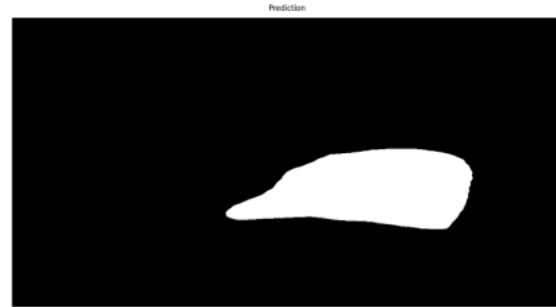
Pada gambar di atas, dapat dilihat hasil pengujian deteksi yang ditandai dengan area berwarna merah. Selanjutnya dilakukan proses menghitung persentase hasil deteksi menggunakan rumus IOU. IOU (Intersection over Union) adalah salah satu metrik evaluasi yang umum digunakan dalam bidang Computer Vision, khususnya dalam tugas segmentasi gambar dan deteksi objek. IOU dapat digunakan untuk mengukur seberapa baik sebuah model dapat memprediksi lokasi atau segmentasi objek pada gambar dengan membandingkan hasil prediksi model dengan nilai ground truth atau nilai yang sebenarnya.

Pada dasarnya, IOU mengukur seberapa besar area overlap antara dua region (dalam kasus segmentasi gambar) atau dua bounding box (dalam kasus deteksi objek), dibandingkan dengan total area dari kedua region atau bounding box. Nilai IOU berkisar dari 0 hingga 1, di mana 0 menunjukkan tidak adanya overlap antara dua region atau bounding box, dan 1 menunjukkan kedua region atau bounding box saling tumpang tindih secara sempurna.

$$IOU = \frac{\text{Intersection}}{\text{Union}} \quad (1)$$

IOU dapat dihitung dengan membagi luas intersection (area overlap) antara dua region atau bounding box dengan luas union (total area) dari kedua region atau bounding box.

Disajikan pada Persamaan (1) adalah rumus perhitungan dari IOU.



**GAMBAR 8.** Merubah gambar sebelum proses menghitung IOU

Sebelum proses perhitungan IOU dilakukan proses mengubah gambar menjadi hitam putih, untuk area hasil deteksi dan area deteksi dirubah menjadi warna putih, diluar area tersebut dirubah menjadi warna hitam seperti Gambar 8. Sehingga proses perhitungan IOU memandangkan Gambar Hasil deteksi dan Gambar Area Deteksi. Peneliti telah menghasilkan tabel yang menunjukkan hasil pengujian terhadap 25 gambar uji menggunakan R-CNN. Tabel 2 berikut ini memperlihatkan hasil pengujian tersebut:

TABEL II  
PENGUJIAN DETEKSI SAMPAH

Gambar	IOU
1.jpg	88%
2.jpg	79%
3.jpg	83%
4.jpg	83%
5.jpg	84%
6.jpg	81%
7.jpg	73%
8.jpg	84%
9.jpg	85%
10.jpg	86%
11.jpg	74%
12.jpg	70%
13.jpg	81%
14.jpg	80%
15.jpg	74%
16.jpg	72%
17.jpg	83%
18.jpg	85%
19.jpg	93%
20.jpg	79%
21.jpg	75%
22.jpg	73%
23.jpg	80%

24.jpg	83%
26.jpg	76%

Pada pengujian Mask R-CNN terhadap 25 data gambar uji, hasilnya menunjukkan deteksi yang baik. Rentang hasil deteksinya meliputi jumlah yang sesuai dengan yang sebenarnya maupun jumlah yang berbeda jauh. Dalam beberapa kasus, terdapat kesalahan deteksi pada objek. Hasil akhir menunjukkan nilai rata-rata Intersection over Union (IOU) untuk objek sampah sebesar 80.16%.

## V. KESIMPULAN

Dari hasil uji coba yang dilakukan, dapat disimpulkan bahwa Mask R-CNN dapat diimplementasikan dengan baik untuk deteksi objek sampah pada gambar. Berbagai variasi data pengujian dalam penelitian ini menunjukkan bahwa Mask R-CNN memberikan performa deteksi yang lebih baik. Mask R-CNN mampu mencapai nilai mean average precision sebesar 80.16% dalam mendeteksi semua kelas objek pada gambar. Meskipun menghadapi variasi skenario gambar yang beragam, seperti sudut pengambilan dan kondisi pencahayaan yang berbeda, Mask R-CNN mampu mengatasi tantangan tersebut dalam deteksi objek, seperti yang terlihat pada tabel hasil pengujian.

Rekomendasi untuk penelitian selanjutnya adalah mempertimbangkan pengolahan kondisi saat hujan dan melakukan data augmentasi di luar proses algoritma untuk meningkatkan variasi data dan jumlah data pelatihan. Perbaikan tahap preprocessing, seperti pelabelan dan perbaikan citra, juga dapat dipertimbangkan untuk meningkatkan kualitas data penelitian dan performa deteksi. Mengingat alokasi sumber daya perangkat keras dan waktu komputasi yang dibutuhkan oleh kedua algoritma, alternatif framework, library, atau model yang lebih ringan dari segi arsitektur dan beban komputasi dapat dijajaki.

## PERAN PENULIS

**Moch. Rizal Budi Utomo:** Konseptualisasi, Metodologi, Perangkat Lunak, Validasi, Investigasi, Sumber Daya, Kurasi Data, Penyusunan Draft Asli, Visualisasi;

**Reddy Alexandro:** Konseptualisasi, Metodologi, Perangkat Lunak, Validasi, Analisis Formal, Investigasi, Penyusunan Draft Asli, Peninjauan Dan Penyuntingan, visualisasi, pengawasan, administrasi proyek;

**Endang Setyati:** Validasi, Analisis Formal, Investigasi, Peninjauan Dan Penyuntingan, Pengawasan, Administrasi Proyek;

## COPYRIGHT



This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License.

## DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ren, Shaoqing, et al. "Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks." *International Conference on Neural Information Processing Systems*, pp. 91-99, 2015.
- [2] Girshick, Ross, et al. "Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 580-587, 2014.
- [3] Redmon, Joseph, et al. "You only look once: Unified, realtime object detection." *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788, 2016.
- [4] Liu, Wei, et al. "Ssd: Single shot multibox detector." *European conference on computer vision*. Springer, Cham, pp. 21-37, 2016.
- [5] Girshick, Ross. "Fast r-cnn." *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 1440-1448, 2015.
- [6] He, Kaiming, et al. "Mask R-CNN." *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 99, pp. 1-1, 2017.
- [7] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, and R. Girshick, "Mask R-CNN," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 42, no. 2, pp. 386-397, 2020.
- [8] Shuijing Li, Ming Yan, "Garbage object recognition and classification based on Mask Scoring RCNN", *IEEE International Symposium on Multimedia*, 2021.
- [9] Aparna Iyer, et al. "A Garbage Profiling System Using Mask R-CNN Deep Learning Algorithm", *IEEE International Symposium on Multimedia*, 2022.
- [10] Setyaningsih, E.R., et.al, "YOLOv4 dan Mask R-CNN Untuk Deteksi Kerusakan Pada Karung Komoditi", *TEKNIKA, Volume 11(1)*, Maret 2022.
- [11] M. Buric, M. Pobar, and M. Ivacic-Kos, "Ball detection using Yolo and Mask R-CNN", *International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, 2018.
- [12] H. Wu, W. Gao, and X. Xu, "Solder joint recognition using mask R-CNN method," *IEEE Transactions on Components, Packaging and Manufacturing Technology*, vol. 10, no. 3, pp. 525-530, 2020.
- [13] J. N. Gou, X. Y. Wu, and L. Liu, "Detection and Segmentation of Defects in Industrial CT Images Based on Mask R-CNN," *Journal of Computers*, vol. 31, no. 6, pp. 141-154, 2020.



# Segmentasi Citra Area Tumpukan Sampah Dengan Memanfaatkan Mask R-CNN

ORIGINALITY REPORT

# 24%

SIMILARITY INDEX

## PRIMARY SOURCES

1	<a href="http://ejournal.ikado.ac.id">ejournal.ikado.ac.id</a> Internet	589 words — 16%
2	<a href="http://jurnal.stts.edu">jurnal.stts.edu</a> Internet	145 words — 4%
3	<a href="http://rnrrace.com">rnrrace.com</a> Internet	47 words — 1%
4	<a href="http://www.researchgate.net">www.researchgate.net</a> Internet	19 words — 1%
5	<a href="http://pure.tue.nl">pure.tue.nl</a> Internet	16 words — < 1%
6	Hao Su, Shunjun Wei, Min Yan, Chen Wang, Jun Shi, Xiaoling Zhang. "Object Detection and Instance Segmentation in Remote Sensing Imagery Based on Precise Mask R-CNN", IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019 Crossref	12 words — < 1%
7	<a href="http://kiss.kstudy.com">kiss.kstudy.com</a> Internet	10 words — < 1%
8	"Digital Heritage. Progress in Cultural Heritage: Documentation, Preservation, and Protection",	8 words — < 1%

- 
- 9 Jiewen Feng, Xiaoyu Tang, Xingjian Jiang, Qunyu Chen. "Garbage Disposal of Complex Background Based on Deep Learning with Limited Hardware Resources", IEEE Sensors Journal, 2021  
8 words — < 1%  
Crossref
- 
- 10 [disser.spbu.ru](http://disser.spbu.ru)  
Internet  
8 words — < 1%
- 
- 11 [karyailmiah.unisba.ac.id](http://karyailmiah.unisba.ac.id)  
Internet  
8 words — < 1%
- 
- 12 [text-id.123dok.com](http://text-id.123dok.com)  
Internet  
8 words — < 1%
- 
- 13 Elohansen Padang, Lilik Hendrajaya, Linus Ampang Pasasa, Hendro Hendro. "Model Perhitungan Energi Gas alam berbasis Pada Kecepatan Suara, Bulk Modulus, dan Komposisi Gas Diluent", POSITRON, 2019  
7 words — < 1%  
Crossref

---

EXCLUDE QUOTES ON

EXCLUDE SOURCES OFF

EXCLUDE BIBLIOGRAPHY ON

EXCLUDE MATCHES OFF