



Deteksi Objek pada Pengambil Muatan *Autonomous VTOL* berdasarkan Fitur Warna dan Bentuk

Niam Tamami¹, Mochamad Mobed Bachtiar², Mohammad Syafrudin¹, Eru Puspita¹

{niam, mobed, msyaf, eru}@pens.ac.id

¹Departemen Teknik Elektro, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

²Departemen Teknik Informatika dan Komputer, Politeknik Elektronika Negeri Surabaya

Informasi Artikel	Abstrak
Diterima : 4 Des 2023 Direview : 21 Des 2023 Disetujui : 20 Jan 2024	Dalam era modern, <i>Autonomous VTOL (Vertical Take Of and Landing)</i> telah mengambil peran yang semakin signifikan dalam berbagai aplikasi, salah satunya pengiriman barang. Keberhasilan proses pengambilan muatan ditentukan dari keberhasilan proses deteksi. Pada lingkungan terbuka, deteksi muatan sering kali tidak akurat karena adanya objek lain yang berada di atas tanah. Pada penelitian ini, proses deteksi didasarkan pada fitur warna dan bentuk dari objek untuk meningkatkan akurasi deteksi. Deteksi warna dilakukan dengan memberikan range batas nilai HSV (<i>Hue, Saturation, Value</i>) dan menghitung luasan terbesar untuk mengetahui posisi muatan pada gambar. Selanjutnya deteksi <i>Haar Cascade</i> digunakan untuk memastikan apakah fitur bentuk objek sesuai dengan objek yang ingin dideteksi. Deteksi objek dengan hanya menggunakan <i>Haar Cascade</i> digunakan sebagai pembandingan. Dari percobaan yang telah dilakukan, deteksi dengan menggunakan <i>Haar Cascade</i> didapatkan nilai akurasi 70.68%, sedangkan kombinasi deteksi kontur warna dan <i>Haar Cascade</i> didapatkan nilai akurasi yang lebih tinggi yaitu 87.93%.
Kata Kunci <i>Autonomous VTOL, Deteksi Objek, Haar Cascade, Warna HSV</i>	

Keywords	Abstrak
<i>Autonomous VTOL, Object Detection, Haar Cascade, HSV Color</i>	<i>In the modern era, Autonomous Vertical Takeoff and Landing (VTOL) has played an increasingly significant role in various applications, one of which is payload delivery. The success of the payload retrieval process is determined by the success of the detection process. In open environments, payload detection is often inaccurate due to the presence of other objects on the ground. In this study, the detection process is based on the color and shape features of objects to improve detection accuracy. Color detection is performed by defining the HSV value range and calculating the largest area to determine the cargo's position in the image. Subsequently, Haar Cascade detection is used to ensure that the shape features of the object match the desired object. Object detection using only Haar Cascade is used as a comparison. From the experiments conducted, Haar Cascade detection yielded an accuracy of 70.68%, while the combination of color contour detection and Haar Cascade resulted in a higher accuracy of 87.93%.</i>

A. Pendahuluan

Dalam era modern, *Autonomous VTOL (Vertical Take Of and Landing)* telah mengambil peran yang semakin signifikan dalam berbagai aplikasi, termasuk pemantauan lingkungan, pengiriman barang, pemetaan, dan banyak lagi. Salah satu aspek utama dalam pengembangan teknologi *Autonomous VTOL* adalah kemampuan untuk mengambil muatan di lapangan terbuka seperti lapangan rumput. Keberhasilan proses pengambilan muatan ditentukan dari keberhasilan proses deteksi. Pada lingkungan terbuka, deteksi muatan sering kali tidak akurat karena adanya objek lain yang berada di atas tanah. Hal ini relevan dalam konteks pengiriman barang pada lingkungan di daerah yang terpencil dan sulit diakses.

Dalam beberapa tahun ini, pengembangan riset *Autonomous VTOL* yang berfokus pada deteksi objek berkembang pesat. Cukup banyak riset *Autonomous VTOL* dengan menggunakan metode-metode pembelajaran mesin dengan tingkat kompleksitas algoritma yang tinggi. Sistem deteksi kerusakan turbin angin dengan CNN [1]. Sistem pengecekan saluran distribusi listrik dengan CNN [2]. Pedeteksi manusia dengan SSD [3]. Penggunaan metode ini membutuhkan perangkat dengan komputasi tingkat tinggi dan sebagian besar pemrosesan algoritma dilakukan pada komputer desktop.

Haar Cascade adalah salah satu metode pendeteksian yang ringan dan mudah diimplementasikan. Metode ini memungkinkan diimplementasikan pada pemroses data dengan kemampuan terbatas. Metode ini sering digunakan pada pendeteksian wajah [4]–[13]. Tetapi ada beberapa penelitian yang melakukan pelatihan khusus untuk haar cascade sehingga mampu untuk mendeteksi tomat [14] dan kawah pada bulan [15].

Penelitian ini bertujuan untuk memperkenalkan metode deteksi objek yang kami kembangkan sebagai solusi inovatif untuk pendeteksian muatan di atas lapangan terbuka, sehingga memungkinkan *Autonomous VTOL* untuk mengambil muatan secara akurat dengan kombinasi fitur warna dan bentuk. Dalam paper ini, kami akan merinci mengenai teknologi, dan metodologi yang digunakan dalam proses deteksi muatan ini. Dengan ini, kami juga berharap untuk memberikan kontribusi berharga bagi perkembangan teknologi *Autonomous VTOL* dan memungkinkan *Autonomous VTOL* mampu mendeteksi muatan secara akurat, efektif, dan efisien di lapangan terbuka.

B. Metode Penelitian

Bentuk *Autonomous VTOL* dan Muatan

Autonomous VTOL yang dikembangkan adalah jenis *Hexacopter*. Konfigurasi ini dipilih agar *Autonomous VTOL* mampu membawa beban lebih besar dikarenakan adanya penambahan komputer kecil dan beban muatan. *Autonomous VTOL* yang didesain mampu membawa muatan maksimal 800 gr. *Autonomus VTOL* memiliki ukuran 80 cm x 80 cm x 70 cm. Muatan yang akan diambil berwarna jingga dengan radius lingkaran luar 14 cm, radius lingkaran dalam 8cm dan tinggi 10 cm. Berikut ini adalah bentuk *Autonomous VTOL* dan muatan yang akan dideteksi.



(a) (b)
Gambar 1. *Autonomous VTOL* (a) dan muatan (b)

Perangkat komputer mini yang digunakan untuk proses deteksi muatan adalah Raspberry PI 4 dan Modul kamera OV5647. Modul kamera OV5647 memiliki resolusi 5 Mega Pixel dengan Field of View 75 derajat.



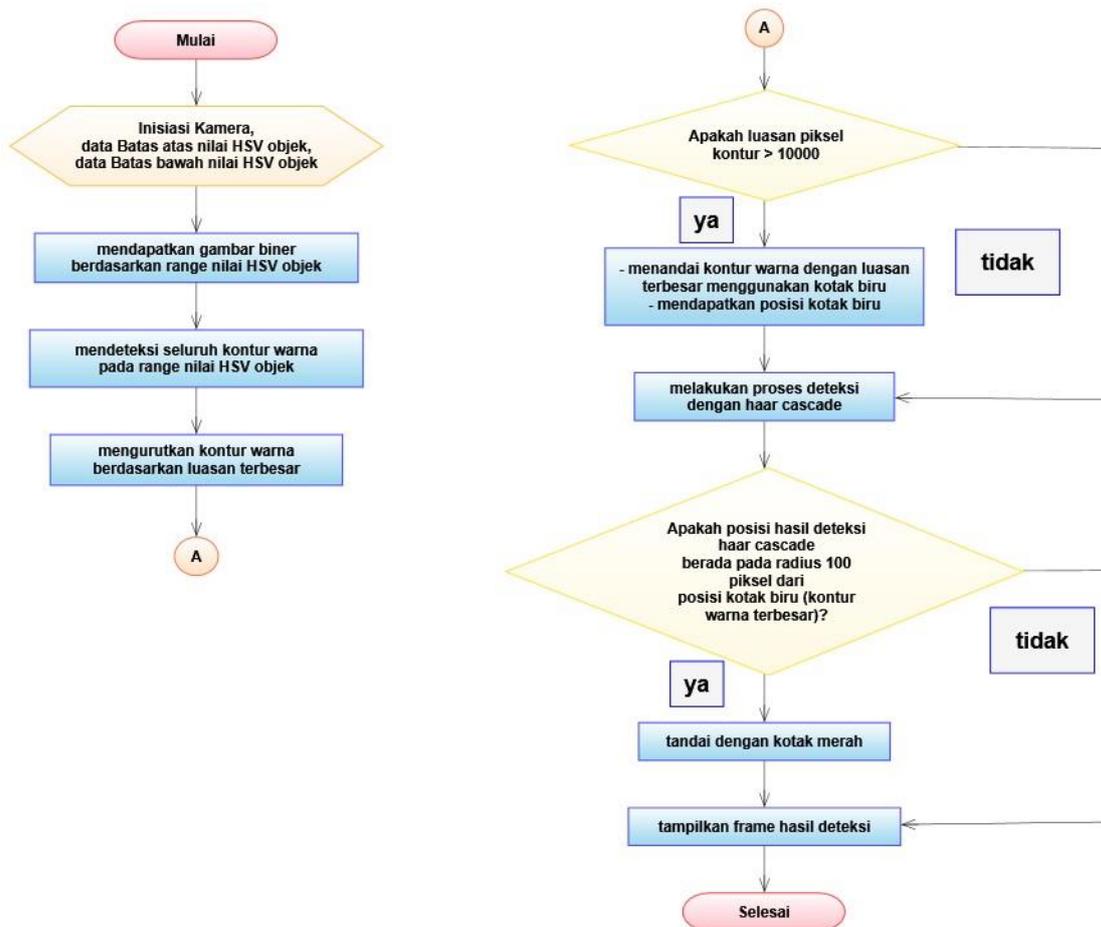
Gambar 2. Raspberry PI dan kamera untuk memproses gambar

Metode Deteksi Objek yang Diusulkan

Metode deteksi objek yang digunakan pada penelitian ini adalah kombinasi dari deteksi kontur warna dan *Haar Cascade*. Kombinasi ini dilakukan karena pada umumnya sebuah objek memiliki fitur berupa warna dan bentuk. Deteksi kontur warna digunakan untuk proses pencocokan fitur warna objek, sedangkan *Haar Cascade* digunakan untuk proses pencocokan fitur bentuk dari objek. Dengan menggunakan kombinasi metode tersebut, diharapkan proses deteksi objek dapat semakin akurat.

Gambar 3 menunjukkan diagram alir dari metode yang diusulkan. Proses diawali dengan inisiasi kamera dan menentukan batas atas dan batas bawah dari nilai warna HSV (*Hue, Saturation, Value*) dari objek yang akan dideteksi. Selanjutnya membuat gambar biner berdasarkan nilai HSV yang dideteksi dengan ketentuan piksel bernilai 1 (putih) untuk warna dalam range HSV, sedangkan 0 (hitam) jika diluar range nilai HSV. Dari proses deteksi warna tersebut akan banyak objek yang terdeteksi karena bisa jadi ada beberapa benda lain yang berwarna sama dengan objek, sehingga proses selanjutnya adalah mengurutkan luasan kontur dari yang paling besar hingga paling kecil. Kontur warna terbesar dicek ulang ukurannya

apakah luasannya 10000 piksel, jika ya maka kemungkinan itu adalah objek kemudian ditandai kotak biru dan diambil posisi koordinat pikselnya, jika tidak berarti bukan termasuk objek yang dideteksi. Selanjutnya dilanjutkan dengan proses deteksi *Haar Cascade* untuk mendeteksi fitur bentuk objek. Setelah deteksi *Haar Cascade* dilakukan, maka akan ada kemungkinan hasil deteksi *Haar Cascade* lebih dari satu. Semua hasil deteksi haar cascade dicek satu per satu posisinya apakah berada pada radius 100 piksel dari kotak biru, jika iya maka objek tersebut ditandai merah. Selanjutnya hasil deteksi ditampilkan, objek yang memiliki irisan kotak biru dan kotak merah merupakan objek yang benar.



Gambar 3. Diagram alir deteksi objek dengan kontur warna – *Haar Cascade*

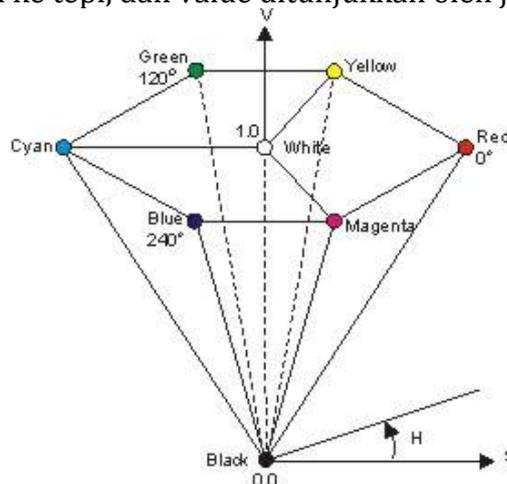
Warna *Hue, Saturation, Value (HSV)*

Warna HSV adalah salah satu model warna yang digunakan untuk menggambarkan warna. Model warna ini terdiri dari tiga komponen, yaitu:

- Hue (Nada warna)
- Saturation (Kemurnian warna)
- Value (Kecerahan warna)

Hue adalah komponen yang menentukan warna dasar suatu warna. Hue diukur dalam derajat, dengan rentang nilai dari 0 hingga 360. Nilai hue 0 adalah

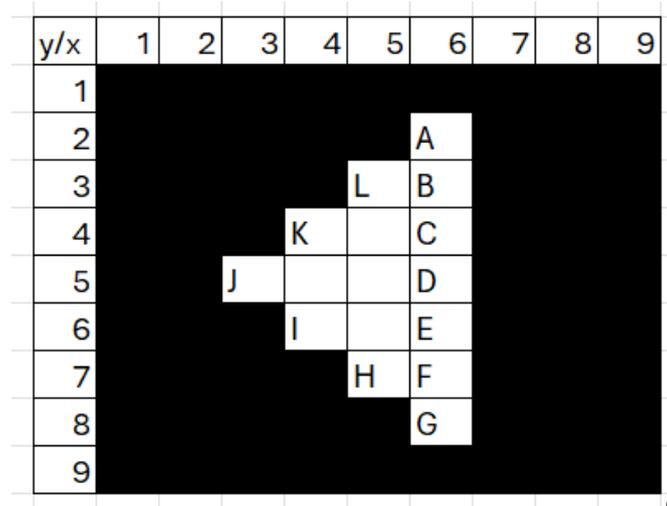
merah, 60 adalah kuning, 120 adalah hijau, 180 adalah biru, 240 adalah ungu, dan 300 adalah merah muda. Saturation adalah komponen yang menentukan tingkat kemurnian suatu warna. Saturation yang tinggi menunjukkan warna yang murni, sedangkan saturation yang rendah menunjukkan warna yang pudar. Saturation diukur dalam skala dari 0 hingga 1. Nilai 0 adalah warna abu-abu, sedangkan nilai 1 adalah warna murni. Value adalah komponen yang menentukan tingkat kecerahan suatu warna. Value yang tinggi menunjukkan warna yang terang, sedangkan value yang rendah menunjukkan warna yang gelap. Value diukur dalam skala dari 0 hingga 1. Nilai 0 adalah warna hitam, sedangkan nilai 1 adalah warna putih. Pada gambar tersebut, hue ditunjukkan oleh lingkaran di tengah, saturation ditunjukkan oleh jarak dari lingkaran ke tepi, dan value ditunjukkan oleh jarak dari tepi ke atas.



Gambar 4. Model warna HSV

Deteksi Kontur

Algoritma deteksi kontur dengan CHAIN_APPROX_NONE pada OpenCV adalah salah satu metode yang digunakan untuk mendeteksi kontur pada gambar. Metode ini bekerja dengan cara mengikuti kontur pada gambar pixel per pixel dan menghasilkan kontur yang tidak disederhanakan. Proses deteksi kontur dilakukan dengan membaca gambar, kemudian melakukan proses thresholding sehingga didapatkan gambar dalam format biner. Gambar biner tersebut dioperasikan dengan fungsi findContours() menggunakan metode CHAIN_APPROX_NONE. Dalam metode CHAIN_APPROX_NONE, kontur yang dihasilkan tidak disederhanakan dan mengikuti kontur pada gambar pixel per pixel. Gambar berikut ini adalah contoh gambar yang dicari data konturnya. Data kontur yang dihasilkan adalah array posisi x,y dari piksel A hingga L.

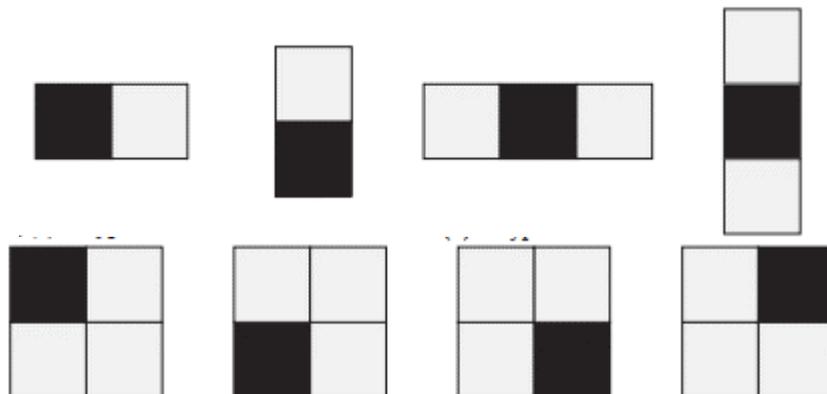


Gambar 4. Contoh Citra Kontur

Metode Haar Cascade

Haar Cascade adalah salah satu teknik dalam pengolahan citra yang digunakan untuk mendeteksi objek atau pola tertentu dalam citra. Metode ini dikembangkan berdasarkan filter *Haar*, yang merupakan filter yang mampu mengidentifikasi variasi intensitas piksel dalam citra. Filter ini digunakan untuk mengukur perbedaan intensitas piksel dalam citra. Proses deteksi pada metode *Haar Cascade* dengan menggunakan detektor lemah yang disusun secara bertingkat sesuai pada gambar 8 untuk membentuk detektor kuat.

Pemilihan fitur dan pembobotannya adalah bagian kunci dalam pelatihan *Haar Cascade*. Untuk mendeteksi objek atau fitur tertentu, *Haar Cascade* dilatih menggunakan dua set citra, yaitu citra positif dan citra negatif. Citra positif (mengandung objek yang ingin dideteksi) dan citra negatif (tanpa objek yang ingin dideteksi). Proses pelatihan melibatkan pembuatan kaskade dari beberapa detektor yang disusun secara bertingkat.



Gambar 5. Kernel Haar

Gambar 5 adalah contoh kernel untuk mencari fitur *Haar*. Dalam sebuah kernel *haar*, terdapat bagian putih dan bagian hitam. Nilai fitur *Haar* adalah jumlah seluruh nilai piksel pada bagian putih dikurangi jumlah seluruh piksel pada bagian hitam. Gambar 6a. menunjukkan proses dari sebuah citra yang diberikan kernel *Haar*.

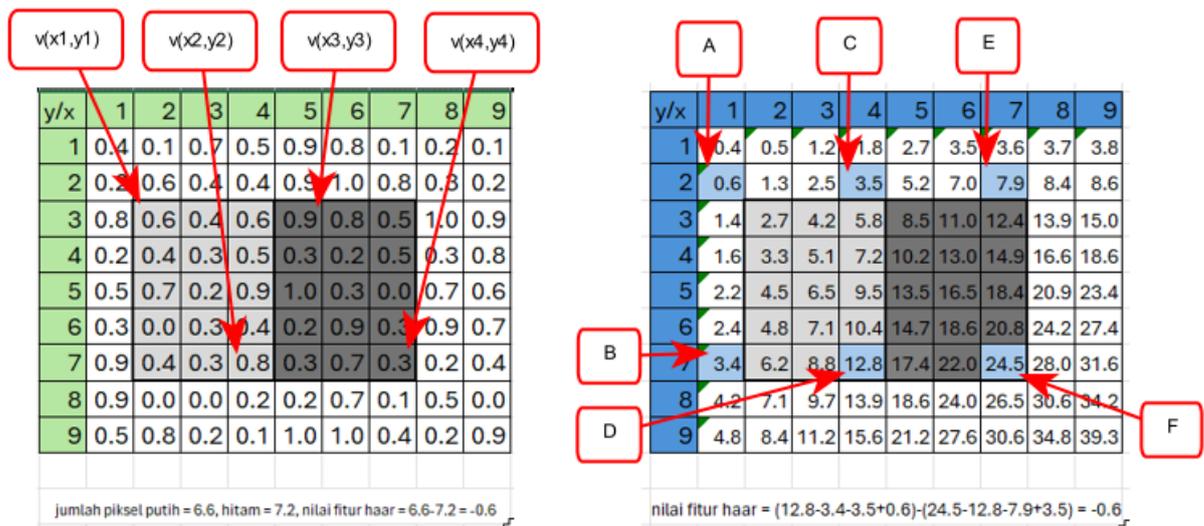
$$FiturHaar = \sum_{i=x1}^{x2} \sum_{j=y1}^{y2} v(i,j) - \sum_{i=x3}^{x4} \sum_{j=y3}^{y4} v(i,j) \tag{1}$$

Proses perhitungan diatas sangatlah lama. Untuk mempercepat komputasi, maka Haar Cascade menggunakan gambar integral dengan mengoperasikan beberapa bagian pikselnya untuk mendapatkan fitur haar. Persamaan di bawah ini adalah persamaan untuk membentuk gambar integral (Gambar 6b) dari gambar 6a.

$$I(x,y) = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y v(i,j) \tag{2}$$

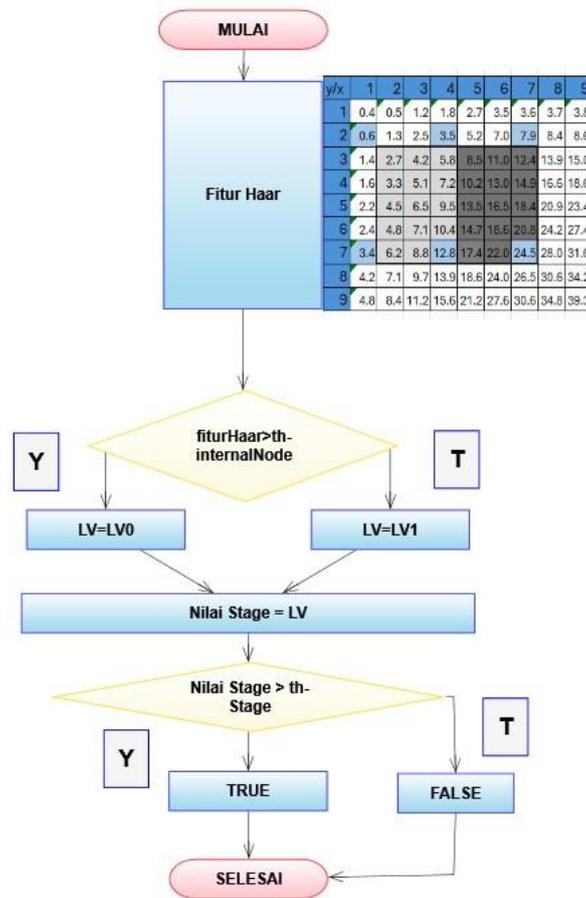
Di mana $v(i,j)$ adalah derajat keabuan dari piksel dan $I(x,y)$ adalah nilai integral gambar. Dengan menggunakan metode ini, fitur haar pada gambar 6a dapat diperoleh dengan cepat sesuai dengan persamaan (2) tanpa tergantung pada ukuran kernel Haar.

$$FiturHaar = (D + A - B - C) - (F + C - D - E) \tag{3}$$



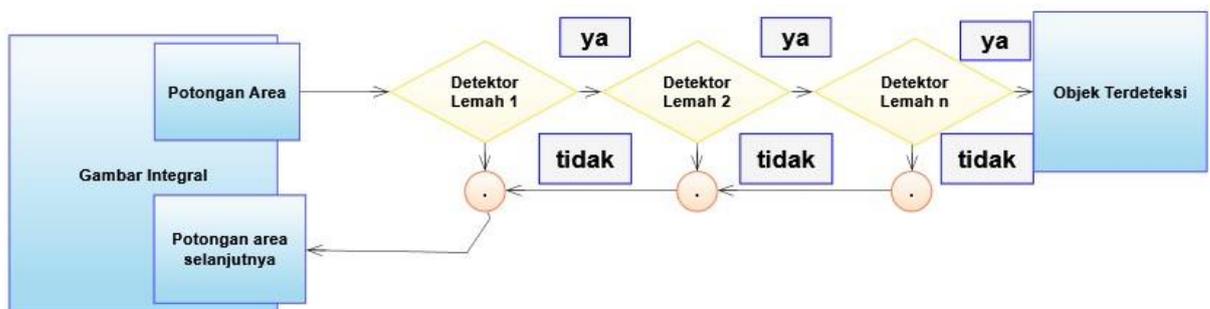
Gambar 6. Fitur Haar dengan gambar raw dan gambar integral

Setelah nilai fitur Haar didapatkan, langkah selanjutnya adalah masuk pada algoritma detektor lemah. Proses ini dapat dilihat pada gambar 7. Proses diawali dengan menghitung nilai fitur Haar pada sub bagian area citra kemudian nilai fitur Haar dibandingkan dengan nilai batas ambang *internal node* (th-internalNode). Jika nilai fitur gambar lebih besar, maka nilai stage hasil detektor lemah adalah LV0. Jika tidak, nilai stage hasil detektor lemah adalah LV1. Nilai hasil detektor ini dibandingkan dengan nilai batas ambang tingkatan detektor lemah (th-stage). Jika nilai lebih besar maka keluaran stage adalah true, jika kurang maka false. Nilai th-internalNode, th-stage, dan LV ditentukan dengan menggunakan algoritma pembelajaran.



Gambar 7. Algoritma Detektor Lemah

Tingkat pengenalan pada deteksi objek menggunakan satu detektor masih cukup rendah. Detektor ini disebut detektor lemah. Untuk meningkatkan tingkat pengenalan, perlu menggunakan banyak detektor lemah. Untuk mewujudkan detektor kuat, detektor lemah yang sesuai dihubungkan ke dalam struktur bertingkat yang ditunjukkan dalam Gambar 8. Metode yang digunakan untuk membentuk detektor kuat yaitu dengan menyusun detektor lemah secara bertingkat dengan algoritma pembelajaran *AdaBoost*.



Gambar 8. Struktur Detektor Kuat

Algoritma pembelajaran *AdaBoost* adalah jenis algoritma pembelajaran mesin yang digunakan untuk melatih detektor kuat menggunakan detektor lemah. Dalam proses pembelajaran, digunakan baik "Gambar Positif" maupun "Gambar Negatif". Gambar positif adalah gambar yang harus dideteksi, dan gambar negatif adalah gambar yang tidak boleh dideteksi. Dalam penelitian ini, gambar positif adalah muatan, sedangkan gambar negatif adalah gambar permukaan tanah pada lapangan.

Dalam deteksi objek, algoritma pembelajaran *AdaBoost* diterapkan dalam pembelajaran pengklasifikasi kecil, detektor lemah, dan detektor kuat. Konsep dasar dari algoritma pembelajaran *AdaBoost* yang khas ditunjukkan sebagai berikut:

- a. Disediakan gambar yaitu $(G_1, P_1), (G_2, P_2), (G_3, P_3) \dots (G_n, P_n)$. Lambang G_i adalah sampel gambar. Sedangkan P_i bernilai 0 untuk gambar negatif dan bernilai 1 untuk gambar positif.
- b. Bobot awal diatur dengan nilai $w_{0,i}=1/(2K), 1/(2L)$ untuk $P_i=0,1$. K dan L adalah jumlah gambar negatif dan positif, masing-masing.
- c. Jumlah bobot yang dioperasikan normalisasi dinyatakan dalam t . $t = 0,1,2, \dots T$

1. Normalisasi bobot baru menggunakan persamaan

$$w_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \quad (4)$$

2. Untuk tiap fitur dan posisi j , klasifier G yaitu $h_j(G)$, tidak diizinkan menggunakan pelatihan dengan satu jenis fitur haar. Nilai kesalahan dievaluasi dengan mempertimbangkan $w_{t,i}$ dan e_j .

$$e_j = \sum_i w_{t,j} |h_j(G_i) - P_i| \quad (5)$$

3. Selanjutnya memilih klasifier $h_t(G)$ dengan nilai error e_t terendah
4. Nilai bobot diupdate dengan persamaan berikut ini

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \left(\frac{e_t}{1-e_t} \right)^{1-d_i} \quad (6)$$

Dimana $d_i = 0$ jika sebuah gambar G_i diklasifikasikan dengan benar, dan $d_i = 1$ jika salah.

$$h(G) = 1 \text{ jika } \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(G) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t$$

$$h(G) = 0 \text{ jika sebaliknya}$$

$$\text{dimana } \alpha_t = \log \left(\frac{1-e_t}{e_t} \right)$$

C. Hasil dan Pembahasan

Proses Training

Proses pembelajaran pengenalan muatan dengan metode yang diusulkan diawali dengan mengumpulkan data gambar muatan yang diambil dengan menggunakan *Autonomous VTOL*. Jumlah gambar positif yang digunakan untuk pelatihan adalah 28 sudah termasuk gambar objek yang dirotasi 90, 180, dan 270 derajat, sedangkan jumlah gambar negatif yang digunakan untuk pelatihan adalah 100. Total jumlah gambar untuk pelatihan adalah 128. Contoh gambar-gambar positif yang digunakan dalam penelitian ini ditunjukkan dalam Gambar 9 dan 10. Gambar-gambar ini adalah gambar-gambar muatan yang dipotong dari foto-foto berukuran besar. Ukuran gambar muatan yang dipotong bervariasi, namun ukuran gambar diubah masing-masing menjadi 24x24 piksel. Gambar-gambar ini digunakan sebagai gambar pada proses pembelajaran.



Gambar 9. Gambar positif yang dipotong dari gambar besar



Gambar 10. Gambar positif yang dirotasi

Gambar 9 menunjukkan arah bayangan pada muatan semuanya sama. Ketika gambar-gambar ini digunakan untuk pembelajaran, hanya muatan yang memiliki bayangan dengan arah yang sama yang dapat terdeteksi. Untuk beradaptasi dengan fleksibilitas arah bayangan, gambar-gambar yang ditunjukkan dalam Gambar 9 dirotasi menjadi gambar 10. Gambar 11 adalah gambar-gambar negatif yang digunakan untuk proses pembelajaran. Gambar tersebut menunjukkan tekstur gambar permukaan tanah pada lapangan yang tidak termasuk muatan yang akan dideteksi.

Setelah pelatihan selesai, *Haar Cascade* digunakan untuk mendeteksi objek dalam citra dengan meluncurkan jendela (*sliding window*) di seluruh citra dan menerapkan kaskade klasifier pada setiap jendela. Jika kaskade klasifier mengenali objek dalam jendela, maka jendela tersebut dianggap mengandung objek yang dicari.



Gambar 11. Gambar negatif

Deteksi Muatan dengan Haar Cascade

Percobaan pertama adalah deteksi muatan dengan *Haar Cascade* yang dilakukan pada 58 gambar uji. Parameter *Haar Cascade* yang digunakan pada pengujian ini adalah scale factor 1.05, minimum neighbors 10, minimum panjang dan lebar piksel objek yang dideteksi 75 x 75 piksel dan maksimum panjang dan lebar piksel yang dideteksi 1000 x 1000 piksel. Scale factor mengatur perbesaran objek yang dideteksi agar bisa mendeteksi objek dengan banyak variasi ukuran. Scale factor 1.05 berarti nilai ukuran panjang dan lebar objek yang dideteksi naik 5% tiap jendela (*sliding window*) diperbesar. *Minimum neighbors* menyatakan jumlah minimal persegi di area deteksi hingga menjadi suatu objek.

Tabel 1 adalah hasil pengujian dari *Haar Cascade*. Data hasil deteksi diolah dengan tabel confusion matrix. Dari data percobaan, didapatkan TP (*True Positive*) adalah 41, TN (*True Negative*) adalah 0, FP (*False Positive*) adalah 0, dan FN (*False Negative*) adalah 17. Dengan demikian nilai akurasi dan presisi metode ini dapat dihitung dengan persamaan 7 dan 8. Nilai akurasi adalah 70.68% dan nilai kepresisian 70.68%.

$$\text{Akurasi} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$\text{Presisi} = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\% \quad (8)$$

Tabel 1. Confusion Matrix untuk deteksi Haar Cascade

Prediksi Muatan	Muatan Aktual	
	Positif	Negatif
Positif	41	17
Negatif	0	0

Gambar 12 adalah contoh hasil deteksi muatan dengan menggunakan *Haar Cascade*. Dalam beberapa proses deteksi, *Haar Cascade* mengalami kesalahan deteksi. Hal ini disebabkan karena masukan gambar pada metode *Haar Cascade* adalah gambar *grayscale*. *Haar Cascade* mendeteksi fitur gambar dengan cara menghitung selisih tingkat kecerahan pada kernel *Haar*. Selanjutnya data fitur tersebut diolah oleh detektor kuat untuk dapat mendeteksi objek. Dengan kondisi permukaan tanah yang memiliki variasi objek, warna dan kecerahan yang tinggi, hal ini menyebabkan *Haar Cascade* sering gagal mendeteksi muatan. Dari percobaan ini, dapat diketahui *haar cascade* kurang peka terhadap perubahan warna.



Gambar 12. Hasil deteksi *Haar Cascade*

Deteksi Muatan dengan deteksi Kontur Warna dan Haar Cascade

Percobaan kedua adalah deteksi muatan dengan kontur warna dan Haar Cascade. Percobaan ini dilakukan pada 58 gambar uji. Parameter Haar Cascade yang digunakan sama dengan percobaan pertama dengan ditambahkan batas bawah nilai HSV 0, 47, 0, dan batas atas nilai HSV 17, 255, 255.

Tabel 2 adalah hasil pengujian dari Haar Cascade. Data hasil deteksi diolah dengan tabel confusion matrix. Dari data percobaan, didapatkan TP (True Positive) adalah 51, TN (True Negative) adalah 0, FP (False Positive) adalah 0, dan FN (False Negative) adalah 7. Dengan demikian nilai akurasi dan presisi metode ini dapat dihitung dengan persamaan 7 dan 8. Nilai akurasi adalah 87.93% dan nilai kepresisian 87.93%.

Tabel 2. Confusion Matrix untuk deteksi Haar Cascade

Prediksi Muatan	Muatan Aktual	
	Positif	Negatif
Positif	51	7
Negatif	0	0

Mekanisme deteksi kontur warna dan haar cascade diawali dengan membentuk gambar biner berdasarkan nilai batas atas dan bawah komponen HSV. Setelah gambar biner terbentuk, konturnya dideteksi dan dihitung luasannya. Seluruh kontur yang muncul diurutkan dari luasan terbesar hingga terkecil. Kontur dengan luasan terbesar diprediksi sebagai area dari muatan, dan lainnya adalah dianggap noise. Selanjutnya Haar Cascade diterapkan untuk mendeteksi apakah pada area tersebut terdeteksi ada muatan atau tidak. Dari hasil gambar 13 dapat diamati bahwa metode ini mampu mendeteksi muatan diatas tanah.





Gambar 13. Deteksi objek dengan kontur warna dan *Haar Cascade*

D. Simpulan

Kombinasi deteksi kontur warna dan Haar Cascade telah berhasil diimplementasikan. Berdasarkan percobaan yang telah dilakukan, penambahan deteksi kontur warna sebelum dilakukan deteksi dengan menggunakan haar cascade mampu meningkatkan akurasi sistem pendeteksian dari 70.68% menjadi 87.93%.

E. Ucapan Terima Kasih

Kami mengucapkan terimakasih pada Pusat Penelitian dan Pengabdian Masyarakat (P3M) Politeknik Elektronika Negeri Surabaya yang telah memberikan dukungan berupa pendanaan penelitian lokal.

F. Referensi

- [1] A. S. M. Shihavuddin *et al.*, "Wind turbine surface damage detection by deep learning aided drone inspection analysis," *Energies*, vol. 12, no. 4, p. 676, 2019.
- [2] Z. A. Siddiqui and U. Park, "A drone based transmission line components inspection system with deep learning technique," *Energies*, vol. 13, no. 13, p. 3348, 2020.
- [3] A. Rohan, M. Rabah, and S.-H. Kim, "Convolutional neural network-based real-time object detection and tracking for parrot AR drone 2," *IEEE access*, vol. 7, pp. 69575–69584, 2019.
- [4] N. Kamarudin *et al.*, "Implementation of haar cascade classifier and eye aspect ratio for driver drowsiness detection using raspberry Pi," *Univers. J. Electr. Electron. Eng.*, vol. 6, no. 12, p. 2019, 2019.
- [5] A. B. Shetty, J. Rebeiro, and others, "Facial recognition using Haar cascade and LBP classifiers," *Glob. Transitions Proc.*, vol. 2, no. 2, pp. 330–335, 2021.
- [6] M. H. Abdurrahman, H. A. Darwito, and A. Saleh, "Face Recognition System for Prevention of Car Theft with Haar Cascade and Local Binary Pattern Histogram using Raspberry Pi," *Emit. Int. J. Eng. Technol.*, vol. 8, no. 2, pp. 407–425, 2020.
- [7] A. P. Atmaja, S. B. Setyawan, L. D. Setia, S. V Yulianto, B. Winarno, and T. Lestariningsih, "Face recognition system using micro unmanned aerial vehicle," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, vol. 1845, no. 1, p. 12043.
- [8] A. S. Priambodo, F. Arifin, A. Nasuha, and A. Winursito, "Face Tracking for Flying Robot Quadcopter based on Haar Cascade Classifier and PID Controller," in *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, vol. 2111, no. 1, p. 12046.

-
- [9] L. Arreola, G. Gudiño, and G. Flores, "Object recognition and tracking using Haar-like Features Cascade Classifiers: Application to a quad-rotor UAV," in *2022 8th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, 2022, vol. 1, pp. 45–50.
- [10] R. A. Pahlevi and B. Setiaji, "ANALYSIS OF APPLICATION HAAR CASCADE CLASSIFIER AND LOCAL BINARY PATTERN HISTOGRAM ALGORITHM IN RECOGNIZING FACES WITH REAL-TIME GRAYSCALE IMAGES USING OPENCV," *J. Tek. Inform.*, vol. 4, no. 1, pp. 179–186, 2023.
- [11] F. A. Mahaputra, I. U. V. Simanjuntak, A. D. Rochendi, L. M. Silalahi, and others, "Comparative Study Of Convolutional Neural Network And Haar Cascade Performance On Mask Detection Systems Using Matlab," in *2022 9th International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 2022, pp. 74–78.
- [12] P. Archana *et al.*, "Face recognition based vehicle starter using machine learning," *Meas. Sensors*, vol. 24, p. 100575, 2022.
- [13] A. Priadana and M. Habibi, "Face detection using haar cascades to filter selfie face image on instagram," in *2019 International Conference of Artificial Intelligence and Information Technology (ICAIIIT)*, 2019, pp. 6–9.
- [14] Y. Zhao, L. Gong, B. Zhou, Y. Huang, and C. Liu, "Detecting tomatoes in greenhouse scenes by combining AdaBoost classifier and colour analysis," *Biosyst. Eng.*, vol. 148, pp. 127–137, 2016.
- [15] T. Tanaami *et al.*, "Crater detection using Haar-like feature for Moon landing system based on the surface image," *Trans. JAPAN Soc. Aeronaut. Sp. Sci. Aerosp. Technol. JAPAN*, vol. 10, no. ists28, p. Pd_39--Pd_44, 2012.