



Rancang Bangun Model Haar Cascade Classifier untuk Deteksi Jentik Nyamuk Otomatis pada Citra Digital

Sigit Sugiharto^{1*}, Okti Trihastuti Dyah Retnaningrum¹

¹Universitas Widya Husada Semarang

*Corresponding Author's e-mail: sigitsugiharto.stikes.wh@gmail.com

Article History:

Received: September 26, 2025

Revised: October 29, 2025

Accepted: October 31, 2025

Keywords:

local literature; Islamic literature; bilingual storytelling; digital literacy; character education

Abstract: *Mosquito larvae are an important indicator in disease vector surveillance activities, such as dengue fever (DHF). However, the relatively small size of larvae and their random movement in water media make manual observation difficult, time-consuming, and potentially lead to errors in identification. These conditions encourage the need to develop technology-based detection methods that can provide faster, more accurate, and consistent results. The purpose of this study is to build a Haar Cascade model to detect the presence of mosquito larvae in digital images. The research stage begins with collecting a dataset in the form of positive images containing mosquito larvae objects and negative images containing water backgrounds without larvae. Next, the training process is carried out using the Haar Cascade algorithm that utilizes Haar feature extraction through integral images and a classification process with AdaBoost. The resulting model has successfully detected mosquitoes and met the minHitRate target ($HR \geq 0.995$), however, the false alarm rate is still quite high, averaging 0.41, so further optimization is still needed to reduce the False Alarm Rate. This study shows that the Haar Cascade method can be used to detect mosquito larvae with a fairly good success rate, but false detections still occur so the model still needs to be improved.*

Copyright © 2025, The Author(s).

This is an open access article under the CC-BY-SA license



How to cite: Sugiharto, S., & Retnaningrum, O. T. D. (2025). Rancang Bangun Model Haar Cascade Classifier untuk Deteksi Jentik Nyamuk Otomatis pada Citra Digital. *SENTRI: Jurnal Riset Ilmiah*, 4(10), 2670–2679. <https://doi.org/10.55681/sentri.v4i10.4675>

PENDAHULUAN

Salah satu dampak utama dari keberadaan nyamuk di Indonesia adalah penyebaran berbagai penyakit yang ditularkan melalui gigitan nyamuk, seperti demam berdarah dengue (DBD), malaria, chikungunya, dan filariasis. Penyakit DBD masih menjadi salah satu tantangan utama dalam bidang kesehatan masyarakat di Indonesia [1]. Nyamuk aedes aegypti adalah jenis nyamuk yang menyebabkan DBD. Nyamuk aedes aegypti memiliki belang-belang putih pada kaki dan garis putih di bagian atas kepala [2]. Nyamuk menghasilkan jentik nyamuk, atau larva nyamuk, yang merupakan tahap awal dalam siklus hidup nyamuk yang memiliki morfologi dan karakteristik unik. Jentik nyamuk biasanya ditemukan di lingkungan perairan, seperti genangan air, kolam, dan wadah penampungan air [3]. Jentik nyamuk memiliki ciri-ciri yang bisa digunakan untuk mengidentifikasi jenis jentik nyamuk, misalnya memiliki sifon, bergerigi, terdapat rambut.

Jentik nyamuk sulit terdeteksi secara visual karena ukurannya yang sangat kecil dan transparan, sehingga sulit terlihat dengan mata telanjang, terutama di air yang keruh atau gelap. Selain itu, jentik nyamuk sering bersembunyi di tempat-tempat yang sulit dijangkau, seperti sudut bak mandi, tandon air, genangan di talang, atau wadah kecil yang jarang diperiksa. Pergerakannya yang cepat dan aktif di dalam air, terutama saat merasa terganggu, juga membuat pengamatan langsung menjadi sulit. Di lingkungan dengan banyak genangan air, pencarian jentik nyamuk memerlukan waktu lebih lama karena harus memeriksa berbagai tempat secara menyeluruh. Kondisi ini semakin diperparah jika dilakukan di area dengan pencahayaan minim, seperti sudut ruangan atau bak tertutup, yang membuat jentik nyamuk sulit dideteksi tanpa bantuan alat penerangan.

Jentik nyamuk memiliki ukuran tubuh yang sangat kecil dibandingkan serangga dewasa. Bentuk tubuhnya yang transparan membuatnya sulit dikenali secara jelas oleh mata manusia. Kondisi ini menyebabkan jentik sering tidak terlihat meskipun jumlahnya cukup banyak. Kesulitan semakin meningkat apabila jentik berada di air yang keruh atau berwarna gelap. Warna tubuh jentik yang hampir menyerupai air menjadikannya tampak seolah menyatu dengan lingkungan. Faktor ini membuat masyarakat sering tidak menyadari keberadaan jentik di tempat penampungan air. Padahal, jentik merupakan tahap perkembangan penting sebelum nyamuk tumbuh menjadi dewasa.

Haar Cascade adalah algoritma machine learning yang digunakan untuk deteksi obyek secara real-time. Algoritma ini dikembangkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001, dan telah menjadi salah satu algoritma deteksi obyek yang paling populer [4][5]. Haar Cascade bekerja dengan menggunakan serangkaian fitur Haar untuk mendeteksi obyek. Fitur Haar adalah fitur sederhana yang menghitung perbedaan antara jumlah piksel dalam dua daerah persegi panjang yang berdekatan. Fitur-fitur ini kemudian digunakan untuk melatih classifier yang dapat membedakan antara obyek dan bukan obyek. Haar Cascade dapat digunakan untuk mendeteksi objek selain wajah. Meskipun awalnya dirancang untuk deteksi wajah, algoritma ini telah diperluas untuk mengenali berbagai jenis objek dengan menggunakan fitur Haar yang diadaptasi [6]. Karena memiliki kemampuan mendeteksi obyek selain wajah, maka metode ini dapat dimanfaatkan diberbagai hal, salah satunya untuk mendeteksi keberadaan jentik nyamuk. Rumusan masalah penelitian ini yaitu apakah metode Haar Cascade dapat digunakan untuk mendeteksi keberadaan jentik nyamuk yang ukurannya sangat kecil.

Tujuan penelitian ini adalah mengusulkan penggunaan metode machine learning Haar Cascade untuk mendeteksi keberadaan jentik nyamuk pada sebuah citra. Haar Cascade dipilih karena algoritma ini terbukti efektif dalam mengenali objek berukuran kecil dengan pola visual sederhana melalui ekstraksi fitur intensitas cahaya. Dengan memanfaatkan data citra positif yang berisi jentik nyamuk dan citra negatif yang berisi latar belakang air, metode ini diharapkan dapat menghasilkan model deteksi yang mampu membedakan jentik dari objek lain di sekitarnya.

Kontribusi dari penelitian ini adalah terciptanya sebuah model machine learning berbasis Haar Cascade yang siap pakai, yang dirancang untuk mendeteksi objek target secara efisien dan akurat tanpa memerlukan proses pelatihan ulang. Model ini tidak hanya dapat langsung diterapkan pada berbagai kondisi lapangan, tetapi juga menawarkan kemudahan dalam integrasi dengan sistem lain, seperti aplikasi berbasis komputer atau perangkat bergerak. Dengan demikian, hasil penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat praktis dalam kegiatan surveilans, monitoring, maupun penelitian lanjutan, khususnya dalam mendukung upaya otomatisasi deteksi objek berukuran kecil seperti

jentik nyamuk yang sebelumnya sulit diamati secara manual. Pendekatan ini diharapkan dapat mendukung pengembangan sistem otomatis untuk identifikasi jentik nyamuk. Selain lebih efisien dibandingkan pengamatan manual, metode Haar Cascade juga memungkinkan penerapan secara real-time pada perangkat komputasi dengan sumber daya terbatas, seperti kamera pengawas atau perangkat bergerak.

LANDASAN TEORI

1. Jentik Nyamuk

Jentik nyamuk adalah fase larva yang muncul setelah telur menetas dan hidup di perairan tergenang dan biasa menjadi target pengendalian vektor. Karakteristik ekologis larva seperti preferensi habitat, densitas, dan distribusi di wilayah alami didokumentasikan dalam studi ekologi larva nyamuk yang menggunakan teknik larval dipping dan analisis lingkungan [7]. Selain itu, tinjauan sistematis menunjukkan bahwa parameter kualitas air seperti pH, tingkat kekeruhan, dan oksigen terlarut memiliki korelasi signifikan terhadap abundansi jentik [8]. Secara morfologi, jentik nyamuk memiliki tubuh memanjang dengan kepala yang jelas dan sifon sebagai alat pernapasan. Spesies *Anopheles* berbeda karena larvanya tidak memiliki sifon dan beristirahat sejajar dengan permukaan air, sementara *Aedes* dan *Culex* memiliki sudut tertentu saat mengambil oksigen [9]. Larva nyamuk berkembang melalui empat instar, yang masing-masing ditandai dengan proses molting atau pergantian kulit. Lama perkembangan instar sangat dipengaruhi oleh faktor lingkungan seperti suhu, ketersediaan nutrisi, dan kualitas air. Penelitian terbaru juga menunjukkan bahwa suhu yang lebih tinggi mempercepat perkembangan larva, tetapi dapat meningkatkan mortalitas, sehingga kondisi lingkungan optimal sangat penting bagi kelangsungan hidup nyamuk.

Jentik nyamuk memanfaatkan mikroorganisme di air sebagai sumber makanan, termasuk bakteri, jamur, protista, diatom, mikrokrustasea, sianobakteri, dan alga yang sebagian besar tersedia dalam lapisan permukaan perairan. Ketersediaan nutrisi dari mikrobiota ini menentukan kualitas larva, karena jumlah dan jenis makanan memengaruhi laju pertumbuhan dan peluang metamorfosis ke fase dewasa [10]. Jentik nyamuk memiliki tiga bagian tubuh utama: kepala (head), toraks (thorax), dan abdomen (perut) yang beruas. Kepala berukuran relatif besar dan tersklerotisasi, dilengkapi mouth brushes (sikat mulut) untuk menyapu partikel makanan di air [11].

2. Haar Cascade

Haar Cascade adalah algoritma machine learning yang digunakan untuk mendeteksi obyek pada citra maupun video secara real-time. Algoritma ini diperkenalkan oleh Paul Viola dan Michael Jones pada tahun 2001 melalui penelitian mereka yang berjudul *Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features* [12]. Sejak saat itu, Haar Cascade menjadi salah satu algoritma paling populer untuk deteksi obyek, terutama sebelum berkembangnya metode deep learning modern. Prinsip kerja algoritma ini adalah menggunakan fitur Haar yang berbentuk pola sederhana berupa persegi panjang hitam-putih untuk mengekstraksi informasi dari citra. Fitur-fitur tersebut kemudian diproses dengan metode AdaBoost untuk memilih fitur yang paling relevan dalam membedakan obyek dan latar belakang. Untuk mempercepat proses deteksi, algoritma ini menggunakan konsep *integral image* sehingga perhitungan fitur dapat dilakukan dengan sangat efisien. Selain itu, Haar Cascade menerapkan sistem *cascade classifier* yang memungkinkan proses deteksi dilakukan bertahap dari yang paling sederhana hingga kompleks. Pendekatan ini membuat Haar Cascade mampu melakukan deteksi secara cepat meskipun pada perangkat

dengan sumber daya terbatas. Salah satu penerapan paling terkenal dari Haar Cascade adalah pada deteksi wajah, yang banyak digunakan dalam aplikasi kamera maupun sistem keamanan.

3. Adabost

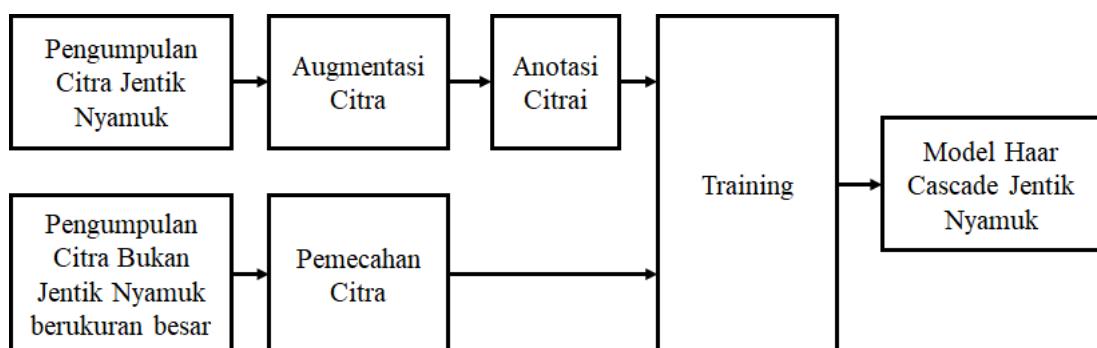
Adaptive Boosting (AdaBoost) merupakan salah satu algoritma *ensemble learning* yang dikembangkan oleh Freund dan Schapire pada tahun 1995. Konsep utama dari AdaBoost adalah mengombinasikan sejumlah *weak classifier* (klasifikator lemah) menjadi sebuah *strong classifier* (klasifikator kuat) dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi. *Weak classifier* sendiri adalah model sederhana yang kinerjanya hanya sedikit lebih baik daripada tebakan acak, misalnya *decision stump* atau pohon keputusan satu tingkat.

Prinsip kerja AdaBoost dimulai dengan memberikan bobot yang sama pada setiap sampel data latih. Pada setiap iterasi, algoritma akan melatih sebuah *weak classifier* dan mengevaluasi tingkat kesalahannya. Sampel yang salah diklasifikasikan kemudian diberi bobot lebih besar, sementara sampel yang benar diberi bobot lebih kecil. Dengan demikian, pada iterasi berikutnya sistem akan lebih fokus memperbaiki kesalahan yang terjadi sebelumnya. Proses ini dilakukan berulang kali hingga tercapai jumlah iterasi tertentu atau hingga tingkat kesalahan mencapai batas minimum. Hasil akhir dari AdaBoost diperoleh dengan menggabungkan semua *weak classifier* yang telah dilatih, di mana masing-masing diberi bobot berdasarkan tingkat akurasi yang dicapai. Kombinasi inilah yang menghasilkan sebuah *strong classifier* dengan performa yang jauh lebih baik. Dalam konteks Haar Cascade, AdaBoost digunakan untuk memilih dan menggabungkan fitur Haar yang paling relevan dari jumlah fitur yang sangat besar, sehingga hanya fitur-fitur yang benar-benar diskriminatif yang dipertahankan dalam model.

Keunggulan AdaBoost terletak pada sifatnya yang adaptif terhadap kesalahan, sehingga mampu meningkatkan akurasi deteksi dengan jumlah fitur yang lebih sedikit dibandingkan metode konvensional. Namun, AdaBoost juga memiliki kelemahan, yakni sensitif terhadap outlier dan data yang bising (noisy data), sehingga diperlukan dataset yang berkualitas agar hasil pelatihan optimal.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan machine learning dengan metode Haar Cascade Classifier sebagai teknik utama untuk deteksi objek. Secara keseluruhan tahapan penelitian ini seperti terlihat pada gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

Tahapan penelitian dimulai dengan proses pengumpulan data citra, yang merupakan langkah fundamental dalam membangun model deteksi berbasis Haar Cascade. Data citra

yang digunakan terdiri dari dua kategori utama, yaitu citra positif dan citra negatif. Citra positif adalah kumpulan gambar yang mengandung objek jentik nyamuk. Sementara itu, citra negatif merupakan kumpulan gambar yang tidak mengandung jentik nyamuk. Citra positif jentik nyamuk memungkinkan algoritma untuk mempelajari pola, struktur, dan karakteristik visual yang khas dari jentik nyamuk. Citra negatif berfungsi untuk memberikan variasi latar belakang yang beragam sehingga sistem mampu membedakan dengan jelas antara jentik nyamuk dan bukan jentik nyamuk.

Selanjutnya dilakukan proses seleksi dan pra-pemrosesan data. Setiap citra diperiksa agar memenuhi standar kualitas, seperti resolusi yang cukup jelas, minim distorsi, serta representatif terhadap kondisi nyata. Juga dilakukan augmentasi citra berupa rotasi citra. Hal ini untuk memperkaya variasi data tanpa harus menambah jumlah citra secara manual. Pemecahan citra dilakukan pada citra negatif. Hal ini digunakan untuk menambah variasi latar belakang. Tahap pra-pemrosesan ini menjadi penting agar model tidak hanya bekerja optimal dalam kondisi ideal, tetapi juga mampu beradaptasi pada situasi nyata yang lebih kompleks.

Selanjutnya dilakukan proses anotasi pada citra positif untuk menentukan posisi jentik nyamuk yang akan dideteksi. Setelah data siap, tahap pelatihan (training) dilakukan dengan menggunakan OpenCV sebagai pustaka utama. Proses pelatihan menghasilkan model cascade classifier dalam format XML yang berisi informasi fitur Haar hasil pembelajaran untuk deteksi jentik nyamuk.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Hasil

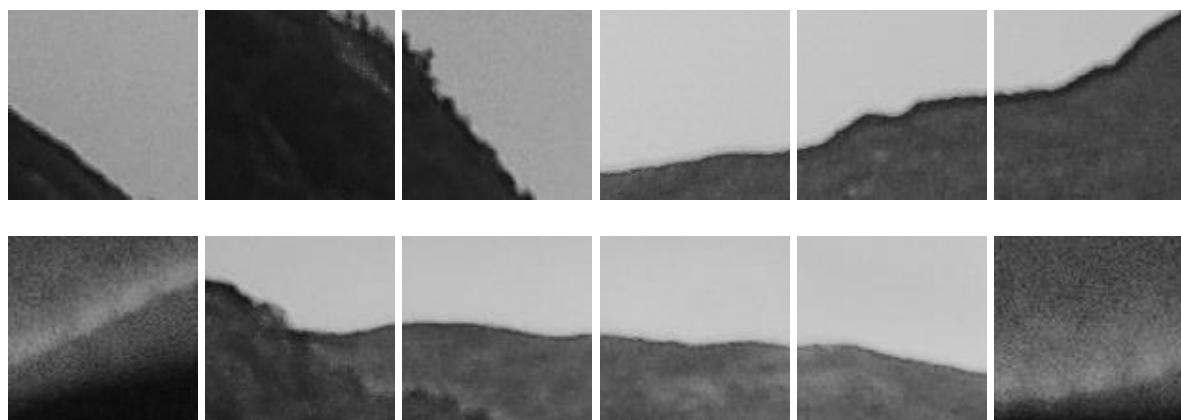
Dalam penelitian ini telah berhasil dikumpulkan 765 citra positif yang berisi objek target sesuai fokus penelitian. Citra positif tersebut diperoleh melalui proses pengambilan gambar secara langsung maupun dari sumber data yang ada di internet, kemudian dilakukan augmentasi agar variasinya sesuai untuk proses pelatihan. Setiap citra dipastikan memiliki resolusi yang cukup jelas, sudut pengambilan bervariasi, serta kondisi pencahayaan yang beragam sehingga dapat merepresentasikan kemungkinan situasi nyata di lapangan. Keberadaan 765 citra positif ini menjadi fondasi utama dalam proses pelatihan Haar Cascade, karena sistem memerlukan variasi pola visual yang cukup untuk mengenali karakteristik objek secara akurat.



Gambar 2. Citra positif hasil augmentasi

Jumlah citra positif yang digunakan tergolong cukup untuk membangun model deteksi sederhana dengan kestabilan yang baik. Semakin banyak variasi data positif, semakin tinggi pula kemampuan sistem dalam menggeneralisasi pola objek pada kondisi berbeda. Oleh karena itu, meskipun jumlah 765 citra positif dianggap memadai untuk tahap awal penelitian, peningkatan jumlah citra di masa mendatang masih sangat disarankan agar model dapat mencapai performa yang lebih optimal.

Selain itu, penelitian ini juga menggunakan 16.795 citra negatif sebagai data pembanding. Citra negatif merupakan kumpulan gambar yang tidak mengandung objek target, namun tetap dipilih dengan variasi latar belakang yang beragam. Data negatif berperan penting dalam melatih sistem untuk membedakan objek target dengan pola visual lain yang serupa tetapi bukan bagian dari target. Dengan jumlah yang jauh lebih besar daripada data positif, citra negatif memberikan kontribusi dalam mengurangi tingkat false positive yang mungkin muncul saat pengujian. Citra negatif diekstraksi dari citra berukuran besar. Citra besar tersebut dipilih dengan mempertimbangkan keberagaman latar belakang dan kondisi visual yang tidak mengandung objek target. Selanjutnya, citra besar dibagi (split) menjadi potongan-potongan kecil berukuran 100×100 piksel. Proses pemotongan ini bertujuan untuk memperbanyak jumlah sampel negatif tanpa harus melakukan pengambilan gambar tambahan, sekaligus memperkaya variasi pola latar belakang yang dapat digunakan pada tahap pelatihan.



Gambar 3. Citra negatif

Setelah diperoleh potongan citra berukuran kecil, seluruh citra negatif kemudian dikonversi ke dalam format grayscale. Perubahan ini dilakukan karena algoritma Haar Cascade hanya memanfaatkan perbedaan intensitas cahaya dalam ekstraksi fitur, sehingga informasi warna tidak diperlukan. Dengan transformasi grayscale, ukuran data menjadi lebih sederhana dan efisien untuk diproses, tanpa mengurangi kualitas informasi visual yang relevan.

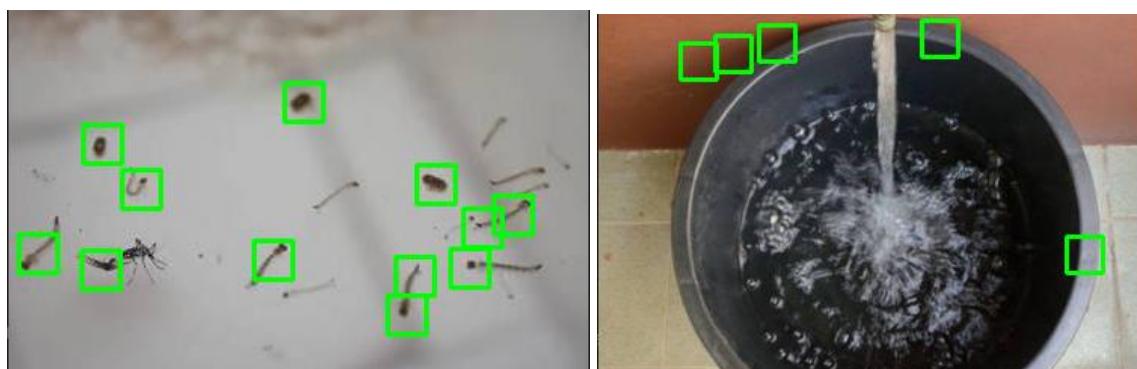
Proses pelatihan Haar Cascade dilakukan menggunakan 765 citra positif dan 16.795 citra negatif dengan ukuran jendela deteksi 24×24 piksel. Parameter utama yang digunakan antara lain minimum hit rate sebesar 0,995 dan maximum false alarm rate sebesar 0,5 pada setiap tahap pelatihan. Pelatihan dijalankan hingga 10 tahap (stages) dengan total waktu komputasi sekitar lima jam. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa pada tahap awal, sistem mampu mencapai nilai hit rate di atas 0,99 dengan false alarm rate yang relatif tinggi (sekitar 0,6–0,7). Seiring bertambahnya jumlah tahap, false alarm rate mengalami penurunan signifikan. Misalnya, pada tahap ke-2 acceptance ratio turun

menjadi 0,35, dan pada tahap ke-6 nilainya berkurang hingga 0,014. Proses pelatihan dihentikan secara otomatis pada tahap ke-9 karena sistem telah mencapai batas false alarm rate yang ditentukan. Hal ini menunjukkan bahwa model sudah cukup mampu membedakan antara citra target dengan citra latar belakang. Secara umum, model yang dihasilkan berhasil mempertahankan tingkat hit rate yang tinggi ($>0,996$) pada hampir semua tahap pelatihan. Sementara itu, tingkat false alarm berangsur-angsur menurun hingga di bawah ambang batas yang diharapkan. Dengan demikian, kinerja model dapat dikatakan stabil dan sesuai dengan parameter pelatihan yang ditetapkan.

Tabel 1. Proses Training

Training	N (Number of Samples)	HR (Hit Rate)	FA (False Alarm)
1	3	0.998693	0.230426
2	5	0.997386	0.449777
3	6	0.996078	0.4156
4	6	1	0.478357
5	9	0.997386	0.38696
6	9	0.997386	0.437868
7	9	0.998693	0.465615
8	11	0.996078	0.405299
9	10	0.996078	0.496457

Model sangat baik dalam mendeteksi objek positif, terbukti dari HR mendekati 1 di semua stage. Tingkat False Alarm masih cukup tinggi (rata-rata 0.41), sehingga kemungkinan besar akan muncul deteksi palsu ketika diaplikasikan ke citra nyata. Training sudah berhasil memenuhi target minHitRate ($HR \geq 0.995$), namun masih perlu optimasi lebih lanjut untuk menurunkan False Alarm Rate.



Gambar 4. Hasil deteksi model Haar Cascade

2. Pembahasan

Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa metode Haar Cascade mampu mendeteksi obyek jentik nyamuk. Hal ini sejalan dengan penelitian-penelitian sebelumnya bahwa metode Haar Cascade dapat digunakan untuk mendeteksi obyek bukan wajah seperti

mendeteksi mata terpejam [13], mendeteksi keberadaan zebra cross [14], deteksi senjata [15], mendeteksi sepeda motor [16].

Hasil pelatihan ini memperlihatkan bahwa metode Haar Cascade cukup efektif digunakan untuk deteksi jentik nyamuk dengan jumlah data yang relatif terbatas. Tingginya hit rate pada hampir semua tahap menunjukkan bahwa model dapat mengenali pola jentik nyamuk dengan baik. Namun, pada tahap-tahap awal terlihat adanya false positive yang cukup tinggi. Kondisi ini wajar karena sistem masih dalam proses mempelajari variasi fitur antara citra positif dan negatif. Penurunan false alarm rate yang konsisten hingga tahap akhir menandakan bahwa model semakin terlatih untuk mengabaikan objek-objek bukan jentik nyamuk. Meskipun demikian, pelatihan ini juga memperlihatkan adanya keterbatasan.

Pada tabel 1 diperlihatkan bahwa proses *training* berhenti pada tahap ke-9 menandakan bahwa target leaf false alarm rate telah tercapai, namun pada kondisi nyata model masih mungkin menghasilkan deteksi palsu terutama jika citra uji memiliki kondisi kemiripan obyek bukan jentik dengan obyek jentik, atau sudut pandang berbeda dari data latih. Hal ini hampir sama dengan penelitian deteksi jentik nyamuk menggunakan metode YOLOv5 [17]. Pengembangan atau perbaikan model masih diperlukan untuk mengurangi deteksi palsu.

KESIMPULAN

Dari hasil pengujian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa metode Haar Cascade masih relevan dan potensial untuk digunakan dalam aplikasi deteksi jentik nyamuk. Hal ini ditunjukkan oleh nilai Hit Rate (HR) yang sangat tinggi pada setiap tahap pelatihan, yaitu berada pada kisaran 0,996 hingga 1,000. Artinya, hampir seluruh sampel positif yang digunakan dalam proses training dapat dikenali dengan baik oleh model, sehingga kemampuan sistem dalam mendeteksi keberadaan jentik nyamuk terbilang sangat baik dari sisi sensitivitas.

Meskipun demikian, hasil evaluasi juga menunjukkan bahwa masih terdapat tingkat False Alarm (FA) yang relatif tinggi, yaitu dengan nilai rata-rata sekitar 0,41. Kondisi ini menandakan bahwa sistem masih sering keliru mengklasifikasikan objek yang bukan jentik nyamuk sebagai jentik nyamuk. Ketika diaplikasikan pada citra nyata, kesalahan deteksi ini dapat berimplikasi pada munculnya deteksi palsu, sehingga dapat menurunkan keakuratan sistem secara keseluruhan.

Dengan demikian, meskipun Haar Cascade terbukti mampu mengenali objek target dengan sangat baik, masih diperlukan upaya lebih lanjut untuk mengurangi tingkat false positive. Beberapa langkah yang dapat dilakukan antara lain dengan menambah jumlah data negatif agar sistem lebih terlatih dalam membedakan objek non-target, memperbesar jumlah tahap (stage) pelatihan, maupun menyesuaikan parameter pelatihan seperti scaleFactor, minNeighbors, dan maxFalseAlarmRate. Optimalisasi ini diharapkan dapat menghasilkan model deteksi jentik nyamuk yang lebih handal, akurat, dan siap digunakan pada kondisi lapangan.

PENGAKUAN/ACKNOWLEDGEMENTS

Peneliti menyampaikan ucapan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan, bimbingan, dan bantuan selama proses penyusunan penelitian ini. penulis juga mengucapkan terima kasih kepada seluruh dosen

dan staf di lingkungan program studi dan Universitas yang senantiasa mendukung, baik melalui ilmu maupun fasilitas yang diberikan.

DAFTAR REFERENSI

- [1] O. R. Trihastuti Dyah, Y. Dharmawan, A. Fkm Undip, D. Bagian Epidemiologi dan Penyakit Tropik FKM UNDIP, and D. Bagian Biostatistika dan Kependudukan, “Gambaran Epidemiologi Kejadian Demam Berdarah Dengue di Kecamatan Tembalang pada Tahun 2009-2011 melalui Pendekatan Analisis Spasial,” *Jurnal Kesehatan Masyarakat Universitas Diponegoro*, vol. 1, no. 2, p. 18832, 2012, Accessed: Mar. 28, 2025. [Online]. Available: <https://www.neliti.com/publications/18832/>
- [2] “Mengenal Nyamuk Penular Demam Berdarah - DINAS KESEHATAN PROVINSI NTB.” Accessed: Mar. 20, 2025. [Online]. Available: <https://dinkes.ntbprov.go.id/artikel/mengenal-nyamuk-penular-demam-berdarah/>
- [3] I. Maulana Rahmansyah, D. Novitasari, P. Studi Kesehatan Masyarakat, F. Teknologi dan Manajemen Kesehatan, and I. Ilmu Kesehatan Bhakti Wiyata Kediri, “Identifikasi Vektor Jentik dan Nyamuk,” *Jurnal Kesehatan Masyarakat Indonesia (JKMI)*, vol. 1, no. 4, pp. 69–75, Jun. 2024, doi: 10.62017/JKMI.V1I4.1613.
- [4] L. A. Maltseva, L. V. Novytska-Usenko, V. V. Nykonov, and T. V. Kanchura, “Sepsis-associated acute kidney injury,” *Emergency Medicine (Ukraine)*, vol. 17, no. 6, pp. 44–50, 2021, doi: 10.22141/2224-0586.17.6.2021.242326.
- [5] “Haar Cascade Algorithm - Tpoint Tech.” Accessed: Mar. 20, 2025. [Online]. Available: <https://www.tpointtech.com/haar-cascade-algorithm>
- [6] S. Sunardi, A. Yudhana, and M. A. Talib, “Perancangan Sistem Pengenalan Wajah untuk Keamanan Ruangan Menggunakan Metode Local Binary Pattern Histogram,” *Jurnal Teknologi Elektro*, vol. 13, no. 2, p. 123, Jun. 2022, doi: 10.22441/JTE.2022.V13I2.010.
- [7] M. G. Grech *et al.*, “Mosquito (Diptera: Culicidae) larval ecology in natural habitats in the cold temperate Patagonia region of Argentina,” *Parasit Vectors*, vol. 12, no. 1, pp. 1–14, May 2019, doi: 10.1186/S13071-019-3459-Y/FIGURES/4.
- [8] M. Avramov *et al.*, “Relationships between water quality and mosquito presence and abundance: a systematic review and meta-analysis,” *J Med Entomol*, vol. 61, no. 1, p. 1, Jan. 2023, doi: 10.1093/JME/TJAD139.
- [9] “Pictorial keys for the identification of mosquitoes (Diptera: Culicidae) associated with Dengue Virus Transmission | Zootaxa.” Accessed: Aug. 18, 2025. [Online]. Available: <https://mapress.com/zt/article/view/zootaxa.589.1.1>
- [10] H. A. K. Ranasinghe and L. D. Amarasinghe, “Naturally Occurring Microbiota Associated with Mosquito Breeding Habitats and Their Effects on Mosquito Larvae,” *Biomed Res Int*, vol. 2020, p. 4065315, 2020, doi: 10.1155/2020/4065315.
- [11] N. Burkett-Cadena, “Morphology of Adult and Larval Mosquitoes”.
- [12] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, vol. 1, 2001, doi: 10.1109/CVPR.2001.990517.
- [13] N. L. Fitriyani, C. K. Yang, and M. Syafrudin, “Real-time eye state detection system using haar cascade classifier and circular hough transform,” *2016 IEEE 5th Global Conference on Consumer Electronics, GCCE 2016*, Dec. 2016, doi: 10.1109/GCCE.2016.7800424.

- [14] M. P. Anggadhita and Y. Widiastiwi, “Breaches Detection in Zebra Cross Traffic Light Using Haar Cascade Classifier,” *Proceedings - 2nd International Conference on Informatics, Multimedia, Cyber, and Information System, ICIMCIS 2020*, pp. 272–277, Nov. 2020, doi: 10.1109/ICIMCIS51567.2020.9354275.
- [15] A. Jain, Aishwarya, and G. Garg, “Gun detection with model and type recognition using haar cascade classifier,” *Proceedings of the 3rd International Conference on Smart Systems and Inventive Technology, ICSSIT 2020*, pp. 419–423, Aug. 2020, doi: 10.1109/ICSSIT48917.2020.9214211.
- [16] D. K. Ulfa and D. H. Widayantoro, “Implementation of haar cascade classifier for motorcycle detection,” *2017 IEEE International Conference on Cybernetics and Computational Intelligence, CyberneticsCOM 2017 - Proceedings*, vol. 2017-November, pp. 39–44, Jul. 2017, doi: 10.1109/CYBERNETICSCOM.2017.8311712.
- [17] R. Tri Pangestu, S. Karimah, A. Febriansyah, and P. Manufaktur Negeri Bangka Belitung, “Implementasi Metode YOLOv5 pada Sistem Pendekripsi Jentik Nyamuk Berbasis IoT,” *Jurnal Inovasi Teknologi Terapan*, vol. 2, no. 2, pp. 417–425, Aug. 2024, doi: 10.33504/JITT.V2I2.184.