



Optimasi Klasifikasi Jentik Nyamuk Pada Citra Digital Menggunakan Algoritma Genetika Dan Augmentasi

¹ Faisal Akbar, ² Dadang Iskandar Mulyana *

^{1,2} Teknik Informatika, Sekolah Tinggi Ilmu Komputer Cipta Karya Informatika
Jalan Raden Inten II No 8 Duren Sawit, Jakarta Timur, Indonesia

*e-mail: mahvin2012@gmail.com, akb.faisal02@gmail.com

Received: 22-07-2022, **Revised:** 18-08-2022, **Accepted:** 22-08-2022

Abstrak

Keberadaan jentik nyamuk di waduk (TPA) dapat berimbas beberapa faktor. Wujud penelitian ini adalah untuk menentukan sifat-sifat tempat berkembang biak yang potensial bagi nyamuk dengan memperoleh skor kebugaran spesifik spesies larva nyamuk menggunakan metode algoritma genetika. Penelitian ini bertujuan mengoptimasi klasifikasi jentik nyamuk pada citra digital menggunakan Algoritma Genetika. Mengaugmentasikan data variasi meningkatkan gambar dengan memanipulasi transformasi dimensi gambar. Penelitian ini menggunakan dataset dari Google Image dataset memiliki 228 gambar jentik nyamuk *Aedes Aegypti*, 114 gambar jentik nyamuk *Aedes Albopictus*, 168 gambar jentik nyamuk *Anopheles*, 269 gambar jentik nyamuk *Culex*, 158 gambar jentik nyamuk *Phshopora*, 120 gambar jentik nyamuk *Toxorhynchites* dengan resolusi tentu nya juga beragam. Skor fitness untuk setiap kromosom dihitung berdasarkan skor kompetisi untuk setiap populasi gen. Augmentasi pada masing-masing jenis jentik nyamuk memiliki jumlah yang sama yaitu 1000 gambar, tujuannya untuk mengetahui nilai Fitness pada Algoritma Genetika. Hasil nilai Fitness pada masing-masing jenis jentik nyamuk yaitu *Aedes Aegypti* 59821.73, *Aedes Albopictus* 79896.53, *Anopheles* 53532.99, *Culex* 11499.65, *Pshopra* 54718.63, dan *Toxorhynchites* 52077.35. Dari nilai tersebut dapat disimpulkan nilai Fitness pada Algoritma Genetika yang terbaik adalah *Culex* dengan 11499.65.

Kata kunci: Optimasi Klasifikasi, Jentik Nyamuk, Algoritma Genetika, dan Augmentasi

Abstract

*The presence of mosquito larvae in reservoirs (TPA) It can be influenced by several factors. This study aimed to determine the properties of potential breeding sites for mosquitoes by obtaining a species-specific fitness score for mosquito larvae using genetic algorithm methods. This examine targets to optimize the classification of mosquito larvae on digital images using Genetic Algorithm. Augmenting variation data enhances an image by manipulating image dimensional transformations. This study uses a dataset from Google Image The dataset has 228 images Larva of *Aedes aegypti*, 114 images of *Aedes Albopictus* larvae mosquito, 168 images of *Anopheles* mosquito larvae, 269 images of *Culex* mosquito larvae, 158 images of *Phshopora* mosquito larvae, 120 images of *Toxorhynchites* mosquito larvae with a resolution of course also diverse. The fitness score for each chromosome is calculated based on the competition score for each gene population. Augmentation on each type of mosquito larvae has the same number of 1000 images, the goal is to determine the Fitness value in the Genetic Algorithm. The results of the fitness values for each type of mosquito larvae are *Aedes Aegypti* 59821.73, *Aedes Albopictus**





79896.53, *Anopheles* 53532.99, *Culex* 11499.65, *Pshopra* 54718.63, and *Toxorhynchites* 52077.35. From this value, it can be concluded that the Fitness value on the Genetic Algorithm is the best *Culex* with 11499.65.

Keywords: Classification Optimization, Mosquito Larvae, Genetic Algorithm, and Augmentation

1. Pendahuluan (or Introduction)

Lingkungan adalah tempat interaksi antara inang, patogen dan vektor dan merupakan faktor kunci dalam penularan penyakit yang ditularkan melalui vektor[1]. Dewasa ini teknologi perkembangan mengalami pertumbuhan yang deras, dan setiap orang saling bertukar informasi dalam berbagai ilmu kehidupan, salah satunya dengan adanya teknologi ini[2]. Karya ini membuktikan bahwa optimasi metode pemilihan fitur dapat digunakan untuk memanfaatkan hasil klasifikasi untuk sejumlah besar dataset[3]. Dalam karya ini, kami merinci cara mengoptimalkan algoritma klasifikasi. Menurut penulis, optimasi adalah proses pemecahan masalah tertentu dalam hal kondisi yang paling menguntungkan[4]. Mengumpulkan sejumlah besar sampel data membutuhkan biaya yang besar, sehingga Metode ekstensi data biasanya digunakan. Augmentasi Data Meningkatkan Keragaman Gambar dengan Memanipulasi Transformasi Dimensi Gambar [5]. Peneliti menggunakan Google Colab dan menerapkan metode[6].

2. Tinjauan Literatur (or Literature Review)

A. Optimasi

Teknik data mining terbagi menjadi dua kategori: prediktif dan deskriptif. Metode prediksi dapat dilakukan dengan menggunakan model klasifikasi. Klasifikasi adalah proses mengubah catatan menjadi satu set kelas yang sama[7]. Jika Anda memilih tingkat pengklasifikasi dasar, pengklasifikasi dasar terlatih dikodekan dalam biner, dan jumlah pengklasifikasi dasar yang terlibat dalam integrasi dan kesalahan generalisasi dari pengklasifikasi dasar digunakan sebagai fungsi tujuan untuk optimasi multi-tujuan[8].

B. Klasifikasi

Klasifikasi adalah proses mengidentifikasi objek ke dalam sebuah kategori, kelas, atau kelompok tertentu berdasarkan karakteristik. Dengan kata lain, klasifikasi adalah pengelompokan objek berdasarkan kelompok yang biasa disebut kelas. Selain klasifikasi, Anda juga dapat melakukan proses pengelompokan objek dengan menggunakan teknik clustering yaitu mengelompokkan objek berdasarkan kemiripan di antara mereka[9].

C. Citra Digital

Gambar yang diambil dari kamera dikuantisasi dalam bentuk nilai diskrit yang disebut . gambar digital. Foto yang dicetak pada Pencetak tidak dapat diberi nama gambar digital, tetapi foto yang disimpan dalam bentuk file gambar (bmp, jpg, png, dll) di komputer dapat disebut sebagai gambar digital[10]. Citra merupakan representasi (gambar), kemiripan atau tiruan berdasarkan suatu objek. Citra digital merupakan gambaran yg bisa diproses sang komputer. Baru-baru ini, istilah "citra digital" telah menjadi populer[11]. Gambar digital pribadi dan rahasia sangat rentan terhadap intersepsi oleh orang lain, terutama ketika gambar didistribusikan melalui Internet. Salah satu teknik untuk meminimalkan tindakan di atas adalah dengan menggunakan teknik kriptografi[12].

D. Jentik Nyamuk





Virus dengue menyebabkan demam berdarah dengue (DBD) yang menjangkit dari orang ke orang oleh *Aedes aegypti*. Dengue virus termasuk dalam genus flavivirus dan *Aedes aegypti* merupakan vektor yang paling potensial dan penting untuk penyakit demam berdarah karena letaknya yang dekat dengan pemukiman penduduk. Rata-rata 4-7 hari[13]. Infeksi yang berakibat oleh virus dengue, terutama disebabkan oleh *Aedes aegypti* Pemberantasan Sarang Nyamuk 3M (PSN) merupakan produk daur ulang yang dapat menjadi tempat berkembang biaknya nyamuk pembawa DBD[15]. Kesehatan kita dipengaruhi oleh Nyamuk sebagai vektor berbagai penyakit yang dibawa nyamuk termasuk demam berdarah, malaria dan filariasis [16]. Parasit Plasmodium menyebabkan penyakit Malaria yang menular, berkembang biak dan hidup di dalam sel darah merah manusia[17]. Ditularkan penyakit melalui serangga telah menjadi masalah global utama selama beberapa tahun. Negara-negara dengan iklim sedang adalah korban utama penyakit ini. Namun, kenaikan suhu global telah menunjukkan statistik yang mengkhawatirkan bahwa negara-negara yang tidak mengalami penyakit yang ditularkan melalui serangga memiliki pengendalian yang buruk terhadap populasi nyamuk[18]. Baru-baru ini, semakin banyak studi GeoHealth menggunakan data penginderaan jauh untuk memetakan risiko kesehatan dan memantau penyakit yang ditularkan melalui vektor[19].

E. Algoritma Genetika

Pencarian dan teknik optimasi adalah algoritma genetika yang mencakup serangkaian langkah seperti crossover, seleksi, mutasi, penggantian, dan inisialisasi. Pencarian yang memaksimalkan atau meminimalkan karakteristik tertentu adalah algoritma genetika.[20]. John Holland di University of Michigan (1975) mengembangkan Algoritma genetika pertama kali. John Holland menyatakan bahwa setiap masalah dapat dirumuskan dalam bentuk adaptasi (alami atau buatan) dalam rekayasa genetika. Algoritma Genetika Proses Evolusi Darwin dan simulasi manipulasi genetik pada kromosom. Mutasi pada kromosom ini mempengaruhi tingkat produksi dan kelangsungan hidup organisme[21]. Algoritma ini adalah dua algoritma evolusioner yang membantu menemukan solusi optimal untuk berbagai masalah optimasi. Algoritma genetika membutuhkan waktu lama untuk dijalankan, yang mengurangi efisiensi[22]. Algoritma genetika telah berhasil diterapkan untuk mengatasi berbagai masalah pencarian dalam biologi komputasi dan bioinformatika[23].

F. Augmentasi

Studi ini mencoba menerapkan teknik augmentasi data untuk meningkatkan kinerja tugas penambangan teks menggunakan sejumlah kecil kumpulan data[24]. Dalam penelitian ini, optimasi berupa penambahan data. Lebih sedikit data berarti lebih banyak variasi dalam data pelatihan[25]. Augmentasi data adalah overfitting teknik yang dapat mengurangi peningkatan ukuran dataset dengan sedikit usaha [26]. Augmentasi data biasanya digunakan dalam pemrosesan gambar untuk memperluas kumpulan data dan meningkatkan kekokohan model pembelajaran mendalam [27]. Model pembelajaran mesin yang dilatih pada kumpulan data kecil seringkali tidak cukup baik[28]. Efek pembesar tunggal diterapkan ke seluruh gambar, membatasi berbagai fitur lokal dalam gambar yang diperbesar[29].

3. Metode Penelitian (or Research Method)

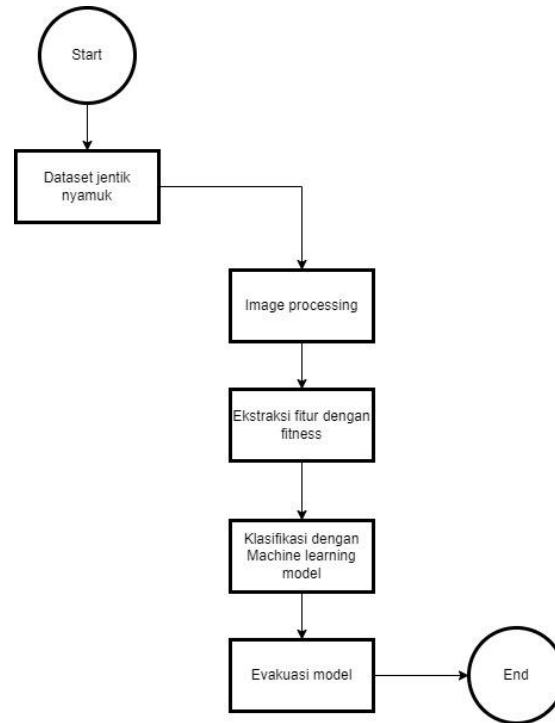
Pada penelitian ini dataset yang digunakan diambil dari Goggle Image lalu di buat oleh penulis dengan sendiri, menjadikan dataset ini publik. Dengan pixel yang beragam dan format yang juga beragam penulis mencoba untuk mersncsng dataset ini. Dataset memiliki 228 gambar jentik nyamuk *Aedes Aegypti*, 114 gambar jentik nyamuk *Aedes Albopictus*, 168 gambar jentik nyamuk *Anopheles*, 269 gambar jentik nyamuk *Culex*, 158 gambar jentik nyamuk *Phsopora*, 120 gambar jentik nyamuk *Toxorhynchites* dengan resolusi tentu nya juga beragam.

A. Penerapan Metodologi





Berikut adalah tahapan metodologi yang diciptakan dalam penelitian ini:



Gambar 1 Tahapan Metodologi Yang Digunakan

Individu dinilai menggunakan fitur spesifik sebagai ukuran kinerja. Individu dengan skor kebugaran kromosom tinggi dipertahankan dan individu dengan skor kebugaran kromosom rendah diubah. Peran fitness tersila pada masalah representasi tertentu yang dipakai.

Rancangan Pengujian

Rancangan pengujian yang dilakukan oleh peneliti yaitu mengklasifikasi jenis-jenis jentik nyamuk pada penelitian ini. Pada metode prediktif dapat dilakukan dengan model klasifikasi. Klasifikasi adalah proses mengubah catatan data menjadi sekumpulan kelas yang sama dengan membagi beberapa kelas pada jenis-jenis jentik nyamuk. Dataset memiliki 68 gambar jentik nyamuk *Aedes Aegypti*, 114 gambar jentik nyamuk *Aedes Albopictus*, 168 gambar jentik nyamuk *Anopheles*, 269 gambar jentik nyamuk *Culex*, 158 gambar jentik nyamuk *Phsopora*, 120 gambar jentik nyamuk *Toxorhynchites* dengan resolusi tentu nya juga beragam. Peneitian ini juga mengaugmentasikan dataset dikarenakan dataset jenis-jenis jentik nyamuk masih sedikit yang beredar di publik. Augmentasi data menaikkan variasi gambar menggunakan memanipulasi transformasi dimensi gambar.

Harapan penelitian ini mengimplementasikan algoritma genetika dan augmentasi untuk mengoptimasi klasifikasi jentik nyamuk. Dengan mengevaluasi nilai fitness pada algoritma genetika. Tujuan dari nilai fitness adalah dapat mengetahui bobot atau jenis jentik nyamuk mana yang paling banyak kita temui disekitar. Perhitungan nilai fitness dari masing-masing kromosom dapat dirumuskan sebagai berikut:

$$\text{Fitness} = 11+(F1B1+F2B2+\dots) \dots\dots\dots(1)$$

Penjelasan :

Bn = Berat



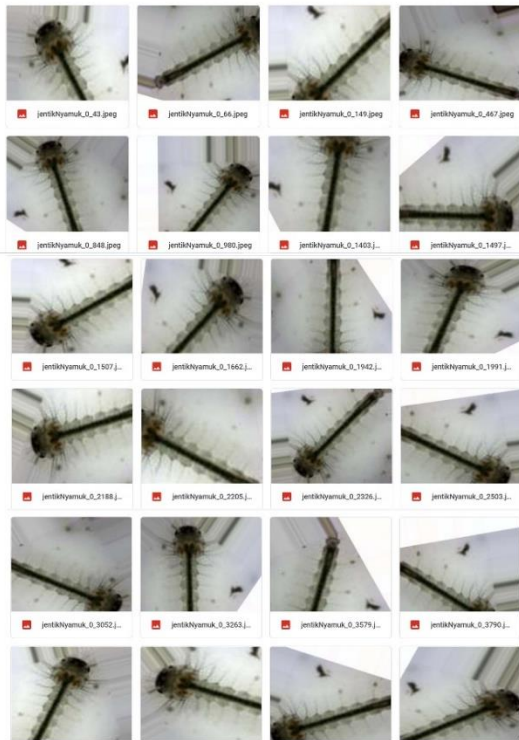


Fn = Jumlah
n = 1 . . . n

4. Hasil dan Pembahasan (or Results and Analysis)

A. Augmentasi

Augmentasi pada masing-masing gambar jenis jentik nyamuk bertujuan untuk memperbanyak data. Karena yang kita tau data atau gambar pada jenis jentik nyamuk masih sedikit umumnya. Pada penelitian ini augmentasi di implementasikan menggunakan Google Colab. Masing-masing jenis jentik nyamuk di augmentasikan dengan jumlah yang sama yaitu 1000 gambar. Tujuan meratakan jumlah augmentasi pada masing-masing jenis jentik nyamuk adalah untuk nantinya mengetahui nilai fitness pada Algoritma Genetika. Berikut adalah sebagian dari hasil augmentasi nya:



Gambar 2 Augmentasi Aedes Aegypti
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi



Gambar 3 Augmentasi Aedes Albopictus
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi





Gambar 4 Augmentasi Anhopeles
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi



Gambar 5 Augmentasi Culex
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi



Gambar 6 Augmentasi Pshoporaa
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi



Gambar 7 Augmentasi Toxorhynchites
Sumber: Olahan Data Hasil Augmentasi

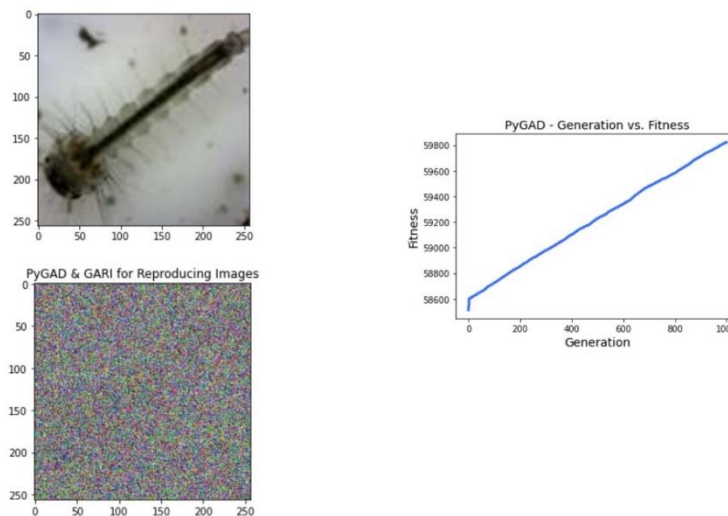




B. Hasil Pengujian

Setelah dilakukan augmentasi pada masing-masing jenis jentik nyamuk, peneliti mengklasifikasi masing-masing jenis jentik nyamuk menggunakan Algoritma Genetika untuk mendapatkan nilai fitness. Untuk mengimplementasikannya peneliti masih memakai Google Colab. Berikut adalah hasil dari masing-masing jenis jentik nyamuk.

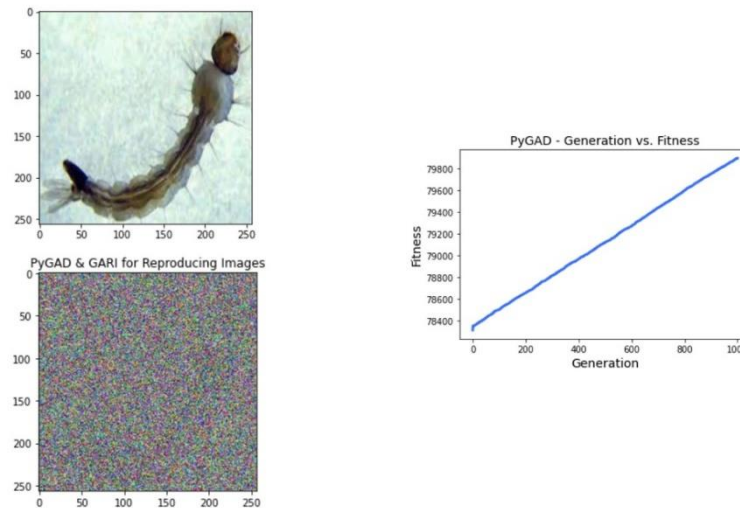
- **Aedes Aegypti**
Nilai fitness dari solusi terbaik = 59821.73477077548
Indeks solusi terbaik : 0
Nilai fitness terbaik dicapai setelah 999 generasi.



Gambar 8 Hasil Klasifikasi dan Nilai Fitness Pada Aedes Aegypti
Sumber : Olahan Klasifikasi Menggunakan Algoritma Genetika

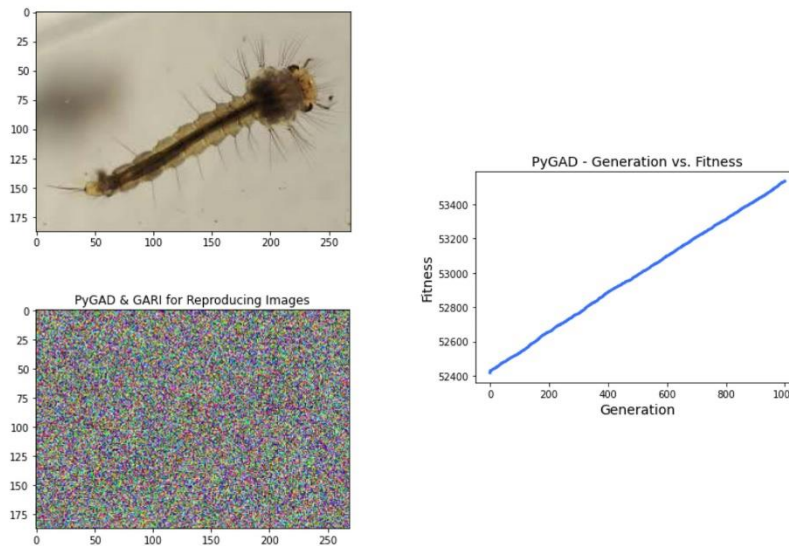
- **Aedes Albopictus**
Nilai fitness dari solusi terbaik = 79896.53665991392
Indeks solusi terbaik : 0
Nilai fitness terbaik dicapai setelah 998 generasi.





Gambar 9 Hasil Klasifikasi dan Nilai Fitness Pada Aedes Albopictus
Sumber : Olahan Klasifikasi Menggunakan Algoritma Genetika

- Anhopeles
Nilai fitness dari solusi terbaik = 53532.99616565027
Indeks solusi terbaik : 9
Nilai fitness terbaik dicapai setelah 1000 generasi.

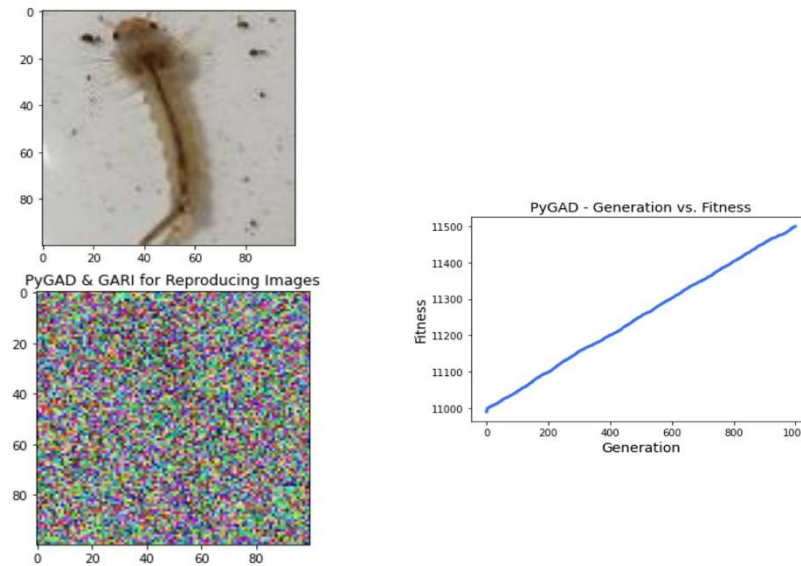


Gambar 10 Hasil Klasifikasi dan Nilai Fitness Pada Anhopeles
Sumber : Olahan Klasifikasi Menggunakan Algoritma Genetika



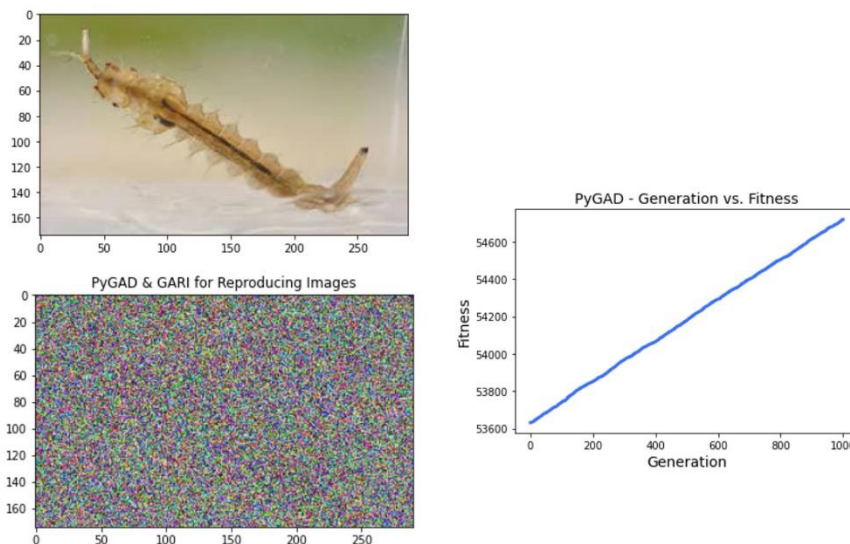


- Culex
Nilai fitness dari solusi terbaik = 11499.659536397216
Indeks solusi terbaik : 7
Nilai kebugaran terbaik dicapai setelah 1000 generasi.



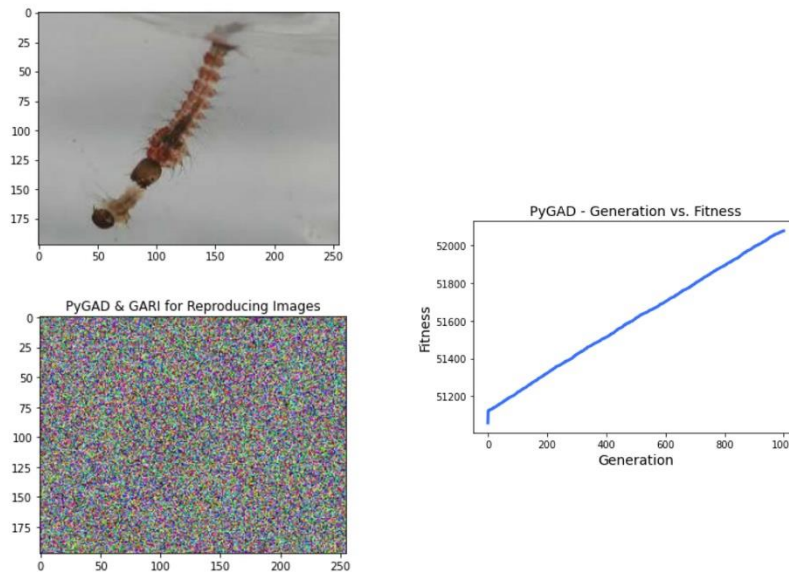
Gambar 11 Hasil Klasifikasi dan Nilai Fitness Pada Culex
Sumber : Olahan Klasifikasi Menggunakan Algoritma Genetika

- Pshopora
Nilai fitness dari solusi terbaik = 54718.63265423957
Indeks solusi terbaik : 9
Nilai fitness terbaik dicapai setelah 1000 generasi.





- Toxorhynchites
Nilai fitness dari solusi terbaik = 52077.35304883782
Indeks solusi terbaik : 0
Nilai fitness terbaik dicapai setelah 998 generasi.



Gambar 13 Hasil Klasifikasi dan Nilai Fitness Pada Toxorhynchites
Sumber : Olahan Klasifikasi Menggunakan Algoritma Genetika

5. Kesimpulan (or Conclusion)

Dapat di simpulkan bahwa masing-masing jenis jentik nyamuk mempunyai nilai yang berbeda. Penelitian ini mengaugmentasikan gambar dari masing-masing jenis jentik nyamuk sebanyak 1000 gambar, dengan tujuan untuk mengetahui nilai Fitness dari Algoritma Genetika. Setelah di implementasikan pada Algoritma Genetika masing-masing jenis jentik nyamuk memiliki nilai Fitness yang berbeda-beda. Perbandingan dari semua jenis jentik nyamuk sangat lah tipis, tetapi disini peneliti sudah menemukan nilai Fitness terbaik yaitu pada jentik nyamuk Culex dengan 11499.659536397216. Jadi dapat di simpulkan bahwa jentik nyamuk Culex yang terbaik pada Algoritma Genetika.

Referensi (Reference)

- [1] A. Ruliansyah, W. Ridwan, and A. J. Kusnandar, "Pemetaan Habitat Jentik Nyamuk Di Kecamatan Cibalong, Kabupaten Garut, Provinsi Jawa Barat," *J. Vektor Penyakit*, vol. 13, no. 2, pp. 115–124, 2019, doi: 10.22435/vektor.v13i2.946.
- [2] A. Josi, "Implementasi Algoritma Genetika Pada Aplikasi Penjadwalan Perkuliahan Berbasis Web





- Dengan Mengadopsi Model Waterfall,” *J. Inform. J. Pengemb. IT*, vol. 02, no. 02, pp. 77–83, 2017, [Online]. Available: <http://ejournal.poltektegal.ac.id/index.php/informatika/article/view/517/554>.
- [3] T. Arifin and A. Herliana, “Optimasi Metode Klasifikasi Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization Untuk Identifikasi Penyakit Diabetes Retinopathy,” *Khazanah Inform. J. Ilmu Komput. dan Inform.*, vol. 4, no. 2, p. 77, 2018, doi: 10.23917/khif.v4i2.6825.
- [4] I. Wahyudi, S. Bahri, and P. Handayani, “Aplikasi Pembelajaran Pengenalan Budaya Indonesia,” vol. V, no. 1, pp. 135–138, 2019, doi: 10.31294/jtk.v4i2.
- [5] J. Sanjaya and M. Ayub, “Augmentasi Data Pengenalan Citra Mobil Menggunakan Pendekatan Random Crop, Rotate, dan Mixup,” *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, pp. 311–323, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2688.
- [6] S. T. Informatika, “Implementasi Deteksi Real Time Klasifikasi Jenis Kendaraan Di Indonesia Menggunakan Metode YOLOV5,” vol. 6, pp. 13971–13982, 2022.
- [7] Yoga Religia, Agung Nugroho, and Wahyu Hadikristanto, “Klasifikasi Analisis Perbandingan Algoritma Optimasi pada Random Forest untuk Klasifikasi Data Bank Marketing,” *J. RESTI (Rekayasa Sist. dan Teknol. Informasi)*, vol. 5, no. 1, pp. 187–192, 2021, doi: 10.29207/resti.v5i1.2813.
- [8] W. Liu, W. Wu, Y. Wang, Y. Fu, and Y. Lin, “Selective ensemble learning method for belief-rule-base classification system based on PAES,” *Big Data Min. Anal.*, vol. 2, no. 4, pp. 306–318, 2019, doi: 10.26599/BDMA.2019.9020008.
- [9] H. Muhamad, C. A. Prasajo, N. A. Sugianto, L. Surtiningsih, and I. Cholissodin, “Optimasi Naïve Bayes Classifier Dengan Menggunakan Particle Swarm Optimization Pada Data Iris,” *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 4, no. 3, p. 180, 2017, doi: 10.25126/jtiik.201743251.
- [10] A. Sindar and R. M. Sinaga, “Implementasi Teknik Threshoding Pada Segmentasi Citra Digital,” *J. Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 48–51, 2017.
- [11] J. I. Sari, H. T. Sihotang, and T. Informatika, “Implementasi Penyembunyian Pesan Pada Citra Digital Dengan Menggabungkan Algoritma Hill Cipher Dan Metode Least Significant Bit (LSB),” *J. Mantik Penusa*, vol. 1, no. 2, pp. 1–8, 2017, [Online]. Available: <http://ejournal.pelitanusantara.ac.id/index.php/mantik/article/view/253>.
- [12] Taronisokhizebua1, “Pengamanancitradigitalberdasarkan Modifikasialgoritmarc4,” vol. 4, no. 4, pp. 275–282, 2017, doi: 10.25126/jtiik.201744474.
- [13] J. K. Masyarakat, “Kepadatan Jentik Nyamuk Aedes Sp. (House Index) Sebagai Indikator Surveilans Vektor Demam Berdarah Dengue Di Kota Semarang,” *J. Kesehat. Masy.*, vol. 5, no. 5, pp. 906–910, 2017.
- [14] K. Sumur, G. Dan, and K. Jentik, “HIGEIA : JOURNAL OF PUBLIC HEALTH Aedes aegypti,” vol. 1, no. 1, pp. 8–14, 2017.





- [15] R. D. Kurniawati, A. Sutriyawan, and S. R. Rahmawati, "Analisis Pengetahuan dan Motivasi Pemakaian Ovitrap Sebagai Upaya Pengendalian Jentik Nyamuk *Aedes Aegypti*," *J. Ilmu Kesehat. Masy.*, vol. 9, no. 04, pp. 248–253, 2020, doi: 10.33221/jikm.v9i04.813.
- [16] S. Siahaan and R. Fauziah, "Studi Kepadatan Jentik Nyamuk di Kelurahan Tebing Tinggi Kecamatan Tebing Tinggi Kabupaten Tanjung Jabung Barat Jambi Tahun 2019," *J. Ilm. Univ. Batanghari Jambi*, vol. 20, no. 1, p. 302, 2020, doi: 10.33087/jiubj.v20i1.865.
- [17] H. Ndiki, A. A. Adu, and R. Limbu, "Survei Jentik Nyamuk *Anopheles* di Desa Maukeli Kecamatan Mauponggo," *Media Kesehat. Masy.*, vol. 2, no. 1, pp. 10–17, 2020, doi: 10.35508/mkm.v2i1.1948.
- [18] D. A. A. Santos *et al.*, "Perangkap Selektif Cerdas Berbasis Kipas," pp. 1–5, 2018.
- [19] R. J. Calantonea, S. T. Cavusgila, and Y. Zhaob, "Machine Translated by Google Machine Translated by Google," *Artic. Investig. Cientifica*, vol. 31, pp. 515–524, 2002.
- [20] Y. Sari, M. Alkaff, E. S. Wijaya, S. Soraya, and D. P. Kartikasari, "Optimasi Penjadwalan Mata Kuliah Menggunakan Metode Algoritma Genetika dengan Teknik Tournament Selection," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 6, no. 1, p. 85, 2019, doi: 10.25126/jtiik.2019611262.
- [21] D. Oktarina and A. Hajjah, "Perancangan Sistem Penjadwalan Seminar Proposal dan Sidang Skripsi dengan Metode Algoritma Genetika," *JOISIE (Journal Inf. Syst. Informatics Eng.)*, vol. 3, no. 1, p. 32, 2019, doi: 10.35145/joisie.v3i1.421.
- [22] A. Mahasiswa, E. Babaei, A. Senior, and D. A. N. A. L. I. Bidram, "Teknik Optimasi Hibrida Menggunakan Exchange Pasar dan Algoritma Genetika," pp. 2417–2427, 2020.
- [23] M. G. Souza, E. E. Vallejo, and K. Estrada, "Mendeteksi Varian Langka Independen Berkelompok Asosiasi Menggunakan Algoritma Genetika," vol. 18, no. 10, pp. 932–939, 2021.
- [24] R. N. Harahap and K. Muslim, "Peningkatan Akurasi pada Prediksi Kepribadian MbtI Pengguna Twitter Menggunakan Augmentasi Data," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komput.*, vol. 7, no. 4, p. 815, 2020, doi: 10.25126/jtiik.2020743622.
- [25] S. I. Pradika, B. Nugroho, and E. Y. Puspaningrum, "Pengenalan Tulisan Tangan Huruf Hijaiyah Menggunakan Convolution Neural Network Dengan Augmentasi Data," *Pros. Semin. Nas. Inform. Bela Negara*, vol. 1, pp. 129–136, 2020, doi: 10.33005/santika.v1i0.35.
- [26] R. Z. Fadillah, A. Irawan, M. Susanty, and I. Artikel, "Data Augmentasi Untuk Mengatasi Keterbatasan Data Pada Model Penerjemah Bahasa Isyarat Indonesia (BISINDO)," *J. Inform.*, vol. 8, no. 2, pp. 208–214, 2021, [Online]. Available: <https://ejournal.bsi.ac.id/ejournal/index.php/ji/article/view/10768>.
- [27] K. Nirkabel *et al.*, "Augmentasi Data untuk Deep Learning-Based Klasifikasi Modulasi Radio," no. November 2019, 2020.
- [28] L. Liu and D. A. N. W. Choi, "Augmentasi Data Berbasis Terjemahan Iteratif Metode untuk Tugas





Jurnal Widya

Volume 3, Nomor 2, Oktober 2022: halaman 156-168

<https://jurnal.amikwidyaloka.ac.id/index.php/awl>

jurnal@amikwidyaloka.ac.id / editor.jurnalwidya@gmail.com

P-ISSN: 2746-5411

E-ISSN: 2807-5528

Klasifikasi Teks,” vol. 9, no. November, pp. 0–8, 2021.

- [29] K. Kim and A. F. M. S. Uddin, “Augment Lokal : Memanfaatkan Properti Bias Lokal dari Jaringan Saraf Konvolusi untuk Augmentasi Data,” vol. 9, pp. 15191–15199, 2021.



JURNAL WIDYA This work is licensed under a [Creative Commons Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).