

**KLASIFIKASI JENIS NYAMUK BERDASARKAN CITRA
TUBUH NYAMUK MENGGUNAKAN METODE
YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7**

SKRIPSI

DIAH PARAMITHA

201402004



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

**KLASIFIKASI JENIS NYAMUK BERDASARKAN CITRA
TUBUH NYAMUK MENGGUNAKAN METODE
YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7**

SKRIPSI

Diajukan untuk melengkapi tugas dan memenuhi syarat memperoleh ijazah
Sarjana Teknologi Informasi

DIAH PARAMITHA

201402004



**PROGRAM STUDI S1 TEKNOLOGI INFORMASI
FAKULTAS ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI INFORMASI
UNIVERSITAS SUMATERA UTARA
MEDAN
2024**

PERSETUJUAN

Judul : KLASIFIKASI JENIS NYAMUK
 BERDASARKAN CITRA TUBUH NYAMUK
 MENGGUNAKAN METODE YOU ONLY LOOK
 ONCE VERSI 7

Kategori : SKRIPSI

Nama : DIAH PARAMITHA

Nomor Induk Mahasiswa : 201402004

Program Studi : TEKNOLOGI INFORMASI

Fakultas : ILMU KOMPUTER DAN TEKNOLOGI
 INFORMASI

Medan, 11 Juli 2024

Komisi Pembimbing

Pembimbing 2

Umaya Ramadhani Putri Nst, S.TI, M.Kom. Dr. Romi Fadillah Rahmat, B.Comp.Sc., M.Sc.
 199104112021022001 198603032010121004

Pembimbing 1

Diketahui/disetujui oleh

Program Studi S1 Teknologi Informasi

Ketua Program Studi



Dedy Arisandi, S.T., M.Kom.
 197908312009121002

PERNYATAAN

**KLASIFIKASI JENIS NYAMUK BERDASARKAN CITRA
TUBUH NYAMUK MENGGUNAKAN METODE
YOU ONLY LOOK ONCE VERSI 7**

SKRIPSI

Saya mengakui bahwa skripsi ini adalah hasil karya saya sendiri, kecuali beberapa kutipan dan ringkasan yang masing-masing telah disebutkan sumbernya.

Medan, 11 Juli 2024



Diah Paramitha

201402004

UCAPAN TERIMAKASIH

Segala puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, Tuhan Yang Maha Esa, karena berkat rahmat dan karunia-Nya penulis dapat menyelesaikan skripsi ini sebagai salah satu syarat untuk lulus dan mendapatkan gelar sarjana Komputer pada program studi S1 Teknologi Informasi pada Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi di Universitas Sumatera Utara.

Dalam menyusun skripsi ini, penulis tidak terlepas dari banyak kesalahan serta hambatan. Maka dari itu, penulis menyadari bahwa banyak orang - orang yang berjasa dalam proses penyusunan skripsi ini hingga selesai. Penulis menyampaikan terima kasih dan rasa syukur yang sebesar – besarnya atas segala bantuan, bimbingan, kerjasama, serta doa dari segala pihak yang berjasa dan selalu mengiringi penulis selama proses penyusunan skripsi ini, yaitu kepada :

1. Allah SWT yang senantiasa melimpahkan kekuatan, kesabaran, kemudahan, kelancaran, dan rezeki-Nya sehingga penulis mampu menyelesaikan skripsi ini.
2. Diri sendiri yang sudah terus belajar dan tidak menyerah dalam mengerjakan dan menyelesaikan tugas akhir.
3. Keluarga inti penulis yaitu, Ayah, Ujang, Ibu, Sumarni, kakak, Dian Puspita Sari, adik, Dimas Jaya Putra yang selalu mendukung, memberi semangat, dan selalu mengirimkan doa demi kelancaran studi penulis.
4. Bapak Dr. Romi Fadillah Rahmat B.Comp.Sc., M.Sc., selaku dosen pembimbing pertama penulis, dan Ibu Umaya Ramadhani Putri Nasution, S.Kom., M.Kom., selaku dosen pembimbing kedua penulis, yang telah memberi motivasi, saran, serta kritik yang membangun dalam proses penulisan skripsi ini.
5. Dosen penguji 1 penulis, Bapak Prof. Drs. Mahyuddin K. M. Nasution, M.IT., Ph.D. dan dosen penguji 2 penulis, Bapak Dedy Arisandi S.T., M. Kom. yang telah memberikan saran dan masukan yang sangat berharga untuk penelitian ini.
6. Ibu Dr. Maya Silvi Lydia, B.Sc., M.Sc. selaku Dekan Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.

7. Bapak Dedy Arisandi, S.T., M.Kom., selaku Ketua program studi, dan Bapak Ivan Jaya, S.Si., M.Kom selaku Sekretaris Program Studi S1 Teknologi Informasi Universitas Sumatera Utara.
8. Seluruh staff dan pegawai Fakultas Ilmu Komputer dan Teknologi Informasi yang membantu dalam segala urusan administrasi selama perkuliahan.
9. Adinda Khairani dan Putri Yanti Nahampun selaku teman dekat penulis yang menjadi rekan seperjuangan selama perkuliahan, terutama dalam proses penyusunan skripsi.
10. Teman-teman yang tergabung dalam grup *gurls*, Dinda, Putri, Monika, Ruth, Della, dan Irma yang sudah membantu dan berjuang bersama penulis dari awal perkuliahan.
11. Teman-teman seerbimbingan, Dinda, Arief, Herzi, Felix, Davita, Levina, dan Cynthia yang telah membantu satu sama lain dalam pengerjaan tugas akhir.
12. Fyarisa dan Siti, teman yang sudah menemani penulis dari SMA sampai sekarang dan memberikan dukungan berupa saran dan masukan.
13. Seluruh teman – teman Angkatan 2020 yang tidak dapat disebutkan satu persatu yang telah membantu dan berjuang bersama – sama.
14. Senior yang sudah banyak membantu penulis, Kak Amatul Noor Damanik dan Bang Iqbal Fakhriza dalam membantu dan memberikan saran kepada penulis.
15. Beberapa senior yang selalu membantu dalam menjawab pertanyaan – pertanyaan penulis.

Penulis menyadari bahwa masih terdapat ketidak sempurnaan dalam penulisan skripsi ini. Oleh karena itu, penulis mengharapkan kritik dan saran yang membangun demi meningkatkan kekurangan tersebut.

Medan, 11 Juli 2024

Penulis,



Diah Paramitha

201402004

ABSTRAK

Nyamuk adalah serangga kecil yang dikenal sebagai vektor berbagai penyakit menular yang dapat membahayakan manusia. Indonesia memiliki populasi nyamuk terbesar kedua di dunia setelah Brazil dengan spesies nyamuk *Aedes* dan *Culex* paling banyak ditemukan. Spesies nyamuk ini dapat menularkan berbagai penyakit seperti demam berdarah, malaria, chikungunya, dan filariasis. Proses identifikasi dan klasifikasi nyamuk yang dilakukan hingga saat ini sering kali memerlukan waktu yang lama dan sumber daya yang besar. Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem yang dapat mengatasi masalah tersebut dan membantu para ahli dalam mengklasifikasikan nyamuk secara lebih mudah dan efisien. Penelitian ini menggunakan data citra tubuh nyamuk dengan total dataset sebanyak 2.250 citra, yang terdiri dari tiga spesies nyamuk, yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*. Dari total data tersebut, dibagi menjadi 1.575 data latih, 450 data validasi, dan 225 data uji. Algoritma *You Only Look Once* versi 7 (YOLOv7) digunakan dalam penelitian ini karena secara umum mampu mendeteksi objek secara akurat dan memiliki performa yang baik. Hasil pengujian menunjukkan bahwa algoritma YOLOv7 mampu mendeteksi dan mengklasifikasikan tiga spesies nyamuk dengan baik, mencapai akurasi sebesar 95,1%.

Kata Kunci: Nyamuk, Klasifikasi Nyamuk, YOLOv7.

**MOSQUITO CLASSIFICATION BASED ON MOSQUITO
BODY IMAGE USING YOU ONLY LOOK ONCE
VERSION 7 METHOD**

ABSTRACT

Mosquitoes are small insects known as vectors of various infectious diseases that can harm humans. Indonesia has the second largest mosquito population in the world after Brazil with Aedes and Culex mosquito species being the most prevalent. These mosquito species can transmit various diseases such as dengue fever, malaria, chikungunya, and filariasis. The mosquito identification and classification process carried out to date often requires a long time and large resources. Therefore, a system is needed that can overcome these problems and help experts classify mosquitoes more easily and efficiently. This study uses mosquito body image data with a total dataset of 2,250 images, consisting of three mosquito species, namely Aedes aegypti, Aedes albopictus, and Culex quinquefasciatus. The total data is divided into 1,575 training data, 450 validation data, and 225 test data. The You Only Look Once version 7 (YOLOv7) algorithm is used in this research because it is generally able to detect objects accurately and has good performance. The test results show that the YOLOv7 algorithm is able to detect and classify three mosquito species well, achieving an accuracy of 95.1%.

Keywords: Mosquito, Mosquito Classification, YOLOv7.

DAFTAR ISI

PERSETUJUAN	ii
PERNYATAAN	iii
UCAPAN TERIMAKASIH	iv
ABSTRAK	vi
<i>ABSTRACT</i>	vii
DAFTAR ISI	viii
DAFTAR TABEL	x
DAFTAR GAMBAR	xi
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	4
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Batasan Penelitian	4
1.5 Manfaat Penelitian	5
1.6 Metodologi Penelitian	5
1.7 Sistematika Penulisan	6
BAB 2 LANDASAN TEORI	7
2.1 Nyamuk	7
2.1.1 Aedes	7
2.1.2 Anopheles	8
2.1.3 Culex	8
2.1.4 Perbedaan nyamuk yang digunakan dalam penelitian	9
2.2 Mosquito-borne Disease	9
2.2.1 Demam Berdarah Dengue	10
2.2.2 Malaria	10
2.2.3 Yellow fever	10
2.2.4 Zika	11
2.2.5 Chikungunya	11
2.2.6 Japanese Encephalitis	11
2.2.7 Filariasis	12
2.3 Kasus Penyakit Chikungunya di Indonesia	12
2.4 Persebaran Nyamuk di Sumatera Utara	14
2.5 Pengenalan Citra terhadap Hewan	15

2.5.1 Pengenalan citra terhadap serangga	16
2.5.2 Pengenalan Citra terhadap Nyamuk	17
2.6 Convolutional Neural Network	18
2.7 You Only Look Once	19
2.8 You Only Look Once Versi 7	21
2.9 Penelitian Terdahulu	23
2.10 Perbedaan Penelitian	29
BAB 3 ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM	31
3.1 Dataset yang Digunakan	31
3.2 Analisis Sistem	33
3.2.1 Pengumpulan dan Pembagian Data	34
3.2.2 Preprocessing	35
3.2.3 Pre-processing Model YOLOv7	39
3.2.4 Model yang telah Dilatih (Model YOLOv7)	41
3.2.5 Uji Validasi Model	44
3.2.6 Pengujian Model	45
3.2.7 Hasil Klasifikasi	45
3.3 Perancangan Antarmuka Sistem	46
3.3.1 Activity Diagram	46
3.3.2 Rancangan Tampilan Homepage	46
3.3.3 Rancangan Tampilan Halaman Klasifikasi	47
3.3.4 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi	48
3.3.5 Rancangan Tampilan Halaman About	48
BAB 4 IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM	49
4.1 Implementasi Sistem	49
4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak	49
4.1.2 Implementasi Data	49
4.1.3 Implementasi Perancangan Antarmuka	51
4.2 Pelatihan dan Pengujian Sitem	53
4.3 Hasil Uji	58
4.4 Diskusi	66
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN	73
5.1 Kesimpulan	73
5.2 Saran	73
DAFTAR PUSTAKA	xii
LAMPIRAN	1

DAFTAR TABEL

Tabel 2. 1 Rangkuman Penelitian Terdahulu	27
Tabel 3. 1 Data yang Digunakan pada Penelitian	32
Tabel 4. 1 Spesifikasi Perangkat Keras	49
Tabel 4. 2 Spesifikasi Perangkat Lunak	49
Tabel 4. 3 Hasil Percobaan Proses Training	54
Tabel 4. 4 Hasil Percobaan dengan Batch Size 64 dengan berbagai Ukuran Gambar	55
Tabel 4. 5 Hasil Uji menggunakan 30 Data Uji	58
Tabel 4. 6 Confusion Matrix hasil data uji pada sistem	63
Tabel 4. 7 Nilai TP, FP, dan FN pada Hasil Data Uji	64
Tabel 4. 8 Precision, Recall, dan F-1 Score masing-masing Spesies Nyamuk	66
Tabel 4. 9 Beberapa Contoh Kesalahan Sistem dalam klasifikasi	67

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2. 1 Nyamuk Aedes (Sumber: Ong, Song-Quan 2022)	8
Gambar 2. 2 Nyamuk Anopheles (Sumber: Pise, Reshma et al., 2022)	8
Gambar 2. 3 Nyamuk Culex quinquefasciatus (Sumber: Ong, Song-Quan 2022)	9
Gambar 2. 4 Jumlah kasus chikungunya (per 100.000 penduduk) yang dilaporkan ke Kementerian Kesehatan Republik Indonesia dari tahun 2001 hingga 2016 (Sumber: Harapan et al., 2019)	13
Gambar 2. 5 Peta Persebaran tingkat kejadian infeksi virus Chikungunya di provinsi-provinsi di Indonesia dari tahun 2008 hingga 2016 (per 100.000 orang) (Sumber: Harapan et al., 2019)	14
Gambar 2. 6 Peta Tingkat Kerawanan Demam Berdarah Dengue di Kota Medan dari 2015–2020 (Sumber: Purba at al., 2022)	15
Gambar 2. 7 Arsitektur Umum CNN (Sumber: Azmi et al., 2023)	18
Gambar 2. 8 Arsitektur Umum YOLO (Sumber: Redmon et al., 2016)	19
Gambar 2. 9 Evaluasi YOLOv7 (Sumber Wang et al., 2022)	21
Gambar 2. 10 Evolusi strategi agregasi layer di YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	22
Gambar 2. 11 Penskalaan majemuk dalam ukuran model YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	22
Gambar 2. 12 Parameterisasi ulang temuan go/no-go di YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	23
Gambar 2. 13 Pengawasan kepala bantu kasar hingga halus di jaringan YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)	23
Gambar 3. 1 Arsitektur Umum Penelitian	34
Gambar 3. 2 Objek diberi Bounding box	36
Gambar 3. 3 Proses Pelabelan Kelas pada Objek	36
Gambar 3. 4 Folder Data Latih setelah Proses Pelabelan Gambar	37
Gambar 3. 5 Folder dengan Format .txt	37
Gambar 3. 6 Contoh Hasil Resizing Image	38
Gambar 3. 7 Proses Greyscalling dengan Roboflow	39
Gambar 3. 8 Hasil Proses Greyscalling	39
Gambar 3. 9 Sebelum NMS	41

Gambar 3. 10 Sesudah NMS	41
Gambar 3. 11 Clone Repository Github dan Install Requirement	41
Gambar 3. 12 Download Dataset	42
Gambar 3. 13 Activity Diagram	46
Gambar 3. 14 Rancangan Tampilan Homepage	47
Gambar 3. 15 Rancangan Tampilan Halaman Klasifikasi	47
Gambar 3. 16 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Klaifikasi	48
Gambar 3. 17 Rancangan Tampilan Halaman About	48
Gambar 4. 1 Citra Nyamuk Aedes aegypti	50
Gambar 4. 2 Citra Nyamuk Aedes albopictus	50
Gambar 4. 3 Citra Nyamuk Culex quinquefasciatus	51
Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Homepage	51
Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi	52
Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi	53
Gambar 4. 7 Tampilan Halaman About	53
Gambar 4. 8 Proses training dengan Google Collaboratory	54
Gambar 4. 9 Confusion Matrix pada Epoch 150 dengan Batch Size 64	56
Gambar 4. 10 Grafik Hubungan antara Precission dan Recall	57
Gambar 4. 11 Grafik box_loss, obj_loss, class_loss, precision, dan recall	57

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Nyamuk merupakan serangga kecil yang dikenal sebagai vektor penularan berbagai penyakit menular seperti demam berdarah, malaria, dan virus zika yang bisa membahayakan manusia (Adhane et al., 2021). Meskipun ukuran mereka kecil, populasi nyamuk tetap berkembang dan menjadi ancaman bagi manusia. Terdapat 3.490 spesies nyamuk di dunia, dan Indonesia memiliki populasi nyamuk terbesar kedua di dunia setelah Brazil, dengan lebih dari 457 spesies, termasuk 125 spesies *Aedes*, *Anopheles* 80 spesies, *Culex* 82 spesies, dan *Mansonia* 8 spesies (Amiruddin, 2020). Hanya ada sekitar 200 spesies nyamuk yang dapat menyebabkan penyakit pada manusia. Kebanyakan dari mereka berasal dari kelompok *Culex*, *Anopheles*, dan *Aedes* (Lorenz et al., 2015). Bahkan, data penderita demam berdarah di indonesia pada tahun 2020 tercatat sebanyak 103.509 orang dimana penyebab penyakit tersebut adalah karena nyamuk *Aedes aegypti* (Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 2021).

Indonesia, sebagai negara dengan iklim tropis, menjadi lingkungan yang sangat strategis untuk populasi nyamuk, yang menyebabkan lebih banyak kematian manusia dibandingkan dengan penyebab kematian lainnya (Parnklang & Aroonrua, 2021). Saat ini, perkiraan populasi nyamuk, khususnya di daerah perkotaan yang heterogen dalam tingkat urbanisasi, menjadi tantangan karena perubahan spasial dan temporal yang bersifat sporadis (Demets et al., 2020). Kendala lainnya seperti upaya pencegahan gigitan nyamuk adalah kurangnya efektivitas dan daya tahan lama dari sebagian besar bahan pengusir nyamuk yang tersedia, terutama yang berasal dari tanaman (Hai & Haq, 2018). Hal ini membutuhkan penelitian lebih lanjut untuk menemukan solusi yang lebih efektif sebagai langkah pencegahan yang lebih baik. Di sisi medis, kendala seperti waktu yang diperlukan untuk melakukan proses identifikasi morfologis nyamuk terbilang kurang akurat dan lambat (Motta et al., 2019). Selain itu, keterbatasan perangkat yang ada dalam mengidentifikasi juga menjadi faktor penting yang memperlambat proses ini (Monica et al., 2016). Oleh karena itu, untuk mencegah dan mengendalikan nyamuk penyebar penyakit, dibutuhkan sistem otomatis yang dapat mendeteksi dan mengklasifikasikan spesies nyamuk tersebut (Rustam et al., 2022).

Beberapa studi telah menggunakan gambar nyamuk untuk mengklasifikasikan genus dan spesies nyamuk. *Machine learning* dan *deep learning* merupakan metode paling umum yang dipakai (P. Wang et al., 2021). Salah satu algoritma *deep learning* yang dikenal sebagai algoritma yang mampu secara akurat dan cepat dalam mendekripsi gambar maupun video adalah algoritma *You Only Look Once* (Jana et al., 2018).

Pada Tahun 2018, Garg et al melakukan penelitian untuk mendekripsi wajah pada berbagai aplikasi, seperti verifikasi wajah dan pengenalan wajah menggunakan algoritma YOLO versi 2. Mereka menggunakan dataset FDDB (*Face Detection Data Set and Benchmark*) yang terdiri dari 2845 gambar dengan 5171 wajah yang diidentifikasi. Selain itu, mereka juga membandingkan penggunaan algoritma *YOLOv2* dengan algoritma *CNN* sebagai metode tradisional yang melibatkan ekstraksi fitur manual untuk deteksi wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *YOLOv2* berhasil mendekripsi wajah secara *realtime* dengan cepat dan akurasi yang baik yaitu 92,2% dan lebih bagus dibandingkan dengan metode terdahulu.

Motta et al pada Tahun 2019, melakukan penelitian untuk mengklasifikasikan nyamuk dewasa. Mereka membuat dataset sendiri untuk memisahkan spesies *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*, serta membedakan antara jantan dan betina. Dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dan tiga jaringan neural, termasuk *LeNet*, *AlexNet*, dan *GoogleNet*, bisa disimpulkan bahwa hasil penelitian ini adalah *GoogleNet* mencapai hasil terbaik dengan akurasi klasifikasi 83,9%.

Amiruddin, 2020 pada Tahun 2020 melakukan penelitian untuk mengidentifikasi spesies dan genus nyamuk dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan empat model yang berbeda yaitu *VGG-16*, *MobileNetV2*, *EfficientNet-B1*, dan *NASNetMobile*. Penelitian ini menggunakan 200 gambar nyamuk yang diambil dari *Bing Search Engine* dan dibagi menjadi empat kelas berdasarkan jenis nyamuk, yaitu *Anopheles ateropus*, *Culex quinquefasciatus*, *Aedes aegypti*, dan *Aedes albopictus*. Dari hasil penelitian tersebut, *MobileNetV2* memberikan hasil yang terbaik dengan akurasi 80%.

Ong et al pada Tahun 2022, melakukan penelitian yang bertujuan untuk mengatasi masalah pengawasan nyamuk dan mencegah penyebaran penyakit yang ditularkan oleh nyamuk dengan membuat sistem pengenalan otomatis yang efektif dan efisien menggunakan algoritma *deep learning*, *CNN*. Hasil dari penelitian ini adalah

model *DenseNet201* adalah model yang paling baik dalam penelitian ini, dengan mencapai setidaknya 98% akurasi dalam pengenalan nyamuk.

Pada Tahun 2021 terdapat penelitian yang dilakukan oleh Bravo et al yang bertujuan mendeteksi potensi lokasi berkembang biak nyamuk pada wilayah vektor endemik dimana penyakit ditularkan. Dengan menggunakan pendekatan *CNN* dan *Bag of Visual Words* yang dikombinasikan dengan klasifikasi *Support Vector Machine (BoVW + SVM)* untuk identifikasi otomatis objek dan skenario lokasi berkembang biak nyamuk dari gambar udara drone. Pendekatan ini juga memanfaatkan *YOLOv3*, untuk deteksi objek dan skenario pada gambar udara dari pesawat tanpa awak *UAV* dengan begitu secara otomatis mengekstraksi fitur dari pola gambar. Dalam penelitian ini, pendekatan *YOLOv3* mencapai tingkat mAP-50 sebesar 0.9651 untuk deteksi objek. Untuk deteksi skenario, pendekatan *BoVW + SVM* dan *YOLOv3* memiliki tingkat masing-masing sebesar 0.6453 dan 0.9028. Selain itu, kerangka kerja *YOLOv3* terbukti efektif dalam mendeteksi lokasi potensial berkembang biak nyamuk dari gambar udara yang diperoleh oleh *UAV*.

Gelar Guntara melakukan penelitian pada Tahun 2023. Mereka melakukan penelitian untuk mendeteksi masker wajah dalam upaya melawan *COVID-19*. Dengan menggunakan algoritma deep learning, *YOLOv7*. Penelitian ini juga membandingkan penggunaan algoritma *YOLOv7* dengan *YOLOv4* dimana perbedaannya terletak pada perencanaan parameterisasi ulang dan teknik penskalaan model. Hasil dari penelitian ini adalah algoritma *YOLOv7* mampu memberikan nilai precision dan recall yang menjanjikan yaitu 0,4-0,8 serta nilai recall maksimum 0,6. Selain itu, penelitian ini juga menyarankan potensi aplikasi masa depan *YOLOv7* untuk mendeteksi objek lain.

Yuan pada Tahun 2023 juga melakukan penelitian menggunakan algoritma *YOLOv7* yang bertujuan untuk mengetahui perbandingan kinerja model *YOLOv4* dan *YOLOv7* dalam konteks anotasi gambar, serta pengaruh kualitas anotasi gambar terhadap kinerja kedua model tersebut dalam mengklasifikasikan tunas bunga apel. Selain itu, penelitian juga membahas pengaruh kualitas anotasi gambar terhadap kinerja model, di mana kualitas yang rendah dapat mengakibatkan penurunan akurasi klasifikasi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *YOLOv7* lebih baik daripada *YOLOv4* dalam mengklasifikasi tunas bunga apel, terutama dalam kasus di mana kualitas annotasi gambar pelatihan rendah. *YOLOv7* berhasil mencapai mAP sebesar

0.80 pada gambar pelatihan yang diannotasi dengan baik (100%) dan 0.63 pada gambar pelatihan dengan kualitas annotasi hanya 5%.

Dari penelitian – penelitian terdahulu yang telah disampaikan di atas, dapat disimpulkan bahwa peneliti bisa mendapatkan tingkat akurasi dan performa yang lebih baik dalam mengklasifikasikan jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk menggunakan *You Only Look Once* versi 7. Untuk itu, penulis mengangkat penelitian dengan judul **“Klasifikasi Jenis Nyamuk Berdasarkan Citra Tubuh Nyamuk Menggunakan Metode You Only Look Once Versi 7”**.

1.2 Rumusan Masalah

Dengan meningkatnya populasi nyamuk, risiko penularan penyakit yang dibawa oleh vektor juga semakin meningkat. Sulitnya melakukan klasifikasi nyamuk secara kasat mata karena tingginya kemiripan ciri antarjenis masih menjadi kendala bagi para entomologis sehingga bisa terjadi adanya kekeliruan dalam hasil klasifikasi. Meskipun telah ada sistem otomatis untuk pengklasifikasian nyamuk seperti ketiga nyamuk tersebut, namun tingkat akurasinya masih dapat ditingkatkan. Oleh karena itu, diperlukan pengembangan sistem pengklasifikasian nyamuk secara otomatis yang dapat membantu entomologis dalam mengidentifikasi spesies nyamuk dengan mudah, akurat, dan cepat.

1.3 Tujuan Penelitian

Tujuan dari dilakukannya penelitian ini adalah untuk mengklasifikasikan jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk menggunakan metode *You Only Look Once* versi 7.

1.4 Batasan Penelitian

Adapun batasan yang dilakukan dalam penelitian ini adalah:

1. Jenis nyamuk yang akan diklasifikasikan hanya terdiri dari tiga spesies, yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, *Culex quinquefasciatus*.
2. Klasifikasi nyamuk dilakukan dengan citra seluruh tubuh nyamuk.
3. Citra nyamuk yang dikumpulkan adalah citra nyamuk yang diambil dari jarak dekat.
4. Citra nyamuk yang dikumpulkan masih memiliki area latar belakang yang cukup luas.
5. Data citra yang dikumpulkan adalah citra dengan format png dan jpg.

6. Data citra diambil dari sumber terbuka, yaitu Kaggle dan Mendeley Data.

1.5 Manfaat Penelitian

Manfaat yang dari penelitian ini adalah membantu para ahli taksonomi dalam mengenali spesies nyamuk secara lebih mudah akurat dan cepat serta dapat mengetahui kinerja metode *You Only Look Once* Versi 7 dalam mengklasifikasi jenis nyamuk melalui citra tubuh nyamuk. Hasil implementasi metode dapat digunakan sebagai pembelajaran penelitian-penelitian selanjutnya.

1.6 Metodologi Penelitian

Penelitian ini dilakukan dalam tahapan-tahapan berikut:

1. Studi Literatur

Tahap studi literatur merupakan proses mengumpulkan data dan referensi yang diambil dari jurnal, buku, artikel, dan sumber terpercaya lainnya yang berkaitan dengan nyamuk, penyakit yang disebabkan oleh nyamuk, *image processing*, metode *YOLOv7*.

2. Analisis Permasalahan

Tahap analisis permasalahan dilakukannya analisis mendalam pada referensi dan informasi yang telah dikumpulkan pada studi literatur agar dapat memahami metode *You Only Look Once* Versi 7 yang kemudian akan diterapkan dalam penelitian untuk mengklasifikasi jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk.

3. Perancangan Sistem

Pada tahap perancangan sistem, hasil analisis yang telah dilakukan dibentuk dalam proses perancangan arsitektur umum serta mengumpulkan dan mengolah data yang telah dikumpulkan.

4. Implementasi

Pada tahap implementasi, sistem di implementasikan mengikuti rancangan sistem yang telah disusun pada tahap sebelumnya hingga menghasilkan sistem yang menyelesaikan permasalahan dari penelitian.

5. Pengujian Sistem

Pada tahap pengujian sistem, sistem yang telah dibuat diuji untuk memastikan bahwa sistem tersebut dapat digunakan dan untuk mendapatkan nilai akurasi dari

penerapan metode *YOLOv7* dalam melakukan klasifikasi jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk.

6. Dokumentasi dan Penyusunan Laporan

Pada tahap ini, penulis melakukan dokumentasi serta menyusun laporan hasil analisis, evaluasi, dan implementasi dari *You Only Look Once* versi 7 dalam mengklasifikasi jenis nyamuk.

1.7 Sistematika Penulisan

Penelitian ini disusun dalam 5 bagian, di antaranya:

Bab 1: Pendahuluan

Bab 1 pendahuluan, penulis akan menjelaskan hal – hal yang berkaitan dan mendasari penulis melakukan penelitian ini. Hal – hal tersebut antara lain adalah latar belakang penelitian, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan penelitian, manfaat penelitian, metodologi penelitian, dan sistematika penulisan skripsi.

Bab 2: Landasan Teori

Bab 2 landasan teori memuat tentang materi-materi yang berkaitan dalam penelitian ini., diantaranya yaitu mengenai nyamuk, penyakit – penyakit yang ditularkan oleh nyamuk, persebaran nyamuk dan penyakit yang ditularkan oleh nyamuk di Indonesia, image recognition pada hewan, algoritma *You Only Look Once* versi 7, serta penjabaran singkat mengenai penelitian – penelitian yang sebelumnya sudah dilakukan.

Bab 3: Analisis dan Perancangan Sistem

Dalam Bab 3 ini berisi hal – hal mengenai sistem yang dibuat. Mulai dari data yang digunakan, struktur arsitektur umum sistem, proses *preprocessing* dan pembangunan sistem, hingga perancangan antarmuka system.

Bab 4: Implementasi dan Pengujian Sistem

Bagian bab 4 membahas penerapan hasil analisis dan rancangan sistem pada bab sebelumnya seperti pelatihan sistem, pengujian sistem, termasuk juga dataset yang digunakan, perangkat lunak dan keras yang digunakan untuk menjalankan sistem.

Bab 5: Kesimpulan dan Saran

Pada bab 5 ini, dijelaskan rangkuman dari hasil seluruh proses penelitian berupa kesimpulan dan juga masukan atau saran dari penulis yang bisa digunakan sebagai referensi dalam penelitian selanjutnya.

BAB 2

LANDASAN TEORI

2.1 Nyamuk

Nyamuk jantan mempunyai antena berbulu panjang, mata besar, dan probosis panjang untuk menghisap nektar. Di sisi lain, nyamuk betina memiliki antena lebih pendek, mata cenderung lebih kecil, dan probosis panjang untuk mengisap darah hewan sebagai sumber protein agar dapat menghasilkan telur. Nyamuk biasanya mencari inang vertebrata seperti mamalia, burung, reptil, dan amfibi (Foster & Walker, 2018). Keanekaragaman nyamuk terkait dengan tempat perindukan. Ini mencakup area di darat pada fase imago atau dewasa dan area perairan pada fase larva dan pupa. Nyamuk memilih tempat yang cocok untuk bertelur berdasarkan berbagai faktor, mencakup suhu, makanan, kelembaban, sumber air, bahan, warna, dan kadar amonia. Inilah yang membuat nyamuk dikenal sebagai vektor penyakit yang dapat menyerang manusia. Terdapat tiga jenis nyamuk sebagai vektor penyakit (Windyaraini et al., 2020), yaitu:

2.1.1 Aedes

Aedes adalah genus nyamuk yang terkenal sebagai vektor utama penyakit menular, demam berdarah. Selain itu vektor penyakit Zika, Chikungunya, *Yellow fever*, dan *Lymphatic filariasis*. Nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* adalah dua spesies *Aedes* paling dikenal sebagai vektor penyakit (Windyaraini et al., 2020). Menurut *World Health Organization* (WHO), Di Asia Tenggara, Indonesia mempunyai jumlah kasus Demam Berdarah tertinggi. Dari jumlah tersebut, sekitar 95% dialami oleh anak-anak di bawah usia lima belas tahun.(Jacob et al., 2014).



Gambar 2. 1 Nyamuk Aedes (Sumber: Ong, Song-Quan 2022)

2.1.2 *Anopheles*

Anopheles merupakan vektor penyakit malaria dan *Lymphatic filariasis*. Parasit plasmodium yang dibawa dari gigitan nyamuk *Anopheles* adalah penyebab penyakit malaria. Tubuh *Anopheles* ramping dan panjang serta umumnya berwarna coklat atau hitam. Sayapnya memiliki vena tengah yang bercabang dua dan vena subcosta yang panjang, proboscis lebih panjang dan ramping dibandingkan dengan nyamuk lain, dan palpus yang lebih panjang daripada kepala dan memiliki warna kontras dengan tubuhnya.



Gambar 2. 2 Nyamuk Anopheles (Sumber: Pise, Reshma et al., 2022)

2.1.3 *Culex*

Culex adalah genus nyamuk yang penyebarannya cukup luas di seluruh dunia. Nyamuk ini menjadi vektor penyakit menular seperti filariasis, *Japanese Encephalitis*, dan *West Nile fever*. Di Indonesia genus *Culex* yang paling banyak ditemukan adalah jenis *Culex quinquefasciatus* (Pratiwi, 2017). Di Indonesia sendiri penyakit filariasis atau kaki gajah yang ditularkan oleh nyamuk *Culex* pernah terjadi di Jakarta pada tahun 2019 (Subahar et al., 2022).



Gambar 2. 3 Nyamuk *Culex quinquefasciatus* (Sumber: Ong, Song-Quan 2022)

2.1.4 Perbedaan nyamuk yang digunakan dalam penelitian

Pada penelitian yang dilakukan, nyamuk yang diklasifikasikan adalah nyamuk *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*. Dua dari tiga jenis nyamuk tersebut, yaitu nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* berasal dari genus yang sama, yaitu *Aedes* sehingga kedua jenis nyamuk tersebut sulit dibedakan secara kasat mata karena kemiripan ciri yang tinggi. Kedua jenis nyamuk ini berwarna hitam dan memiliki garis-garis putih di beberapa bagian tubuhnya. Namun, jika dilihat secara mikroskopis, kedua nyamuk berbeda dalam morfologi punggungnya (mesonotum). *Aedes aegypti* memiliki punggung berbentuk garis lyre dengan dua garis lurus putih dan dua garis lengkung dan untuk *Aedes albopictus* hanya memiliki satu garis putih (Rahayu & Ustiawan, 2013).

Nyamuk *Culex quinquefasciatus* berbeda dengan kedua nyamuk sebelumnya. Tubuh nyamuk *Culex quinquefasciatus* biasanya berwarna kecokelatan dengan proboscis berwarna gelap dengan sisik pucat, scutum cokelat, dan sisik emas keperakan. Sayapnya berwarna gelap, dan seluruh permukaan kakinya, kecuali persendian berwarna gelap. Femur di belakang kakinya berwarna pucat (Putra, 2018).

2.2 Mosquito-borne Disease

Vector-borne diseases adalah penyakit yang ditimbulkan oleh parasit, virus dan bakteri yang ditularkan oleh vektor kepada manusia. Menurut (WHO, 2020), terdapat 700.000 lebih kematian setiap tahun karena penyakit yang ditularkan melalui vektor, yang merupakan lebih dari 17% dari semua penyakit menular. Dan nyamuk menjadi vektor paling tinggi penyebab penyakit menular pada manusia, yang dinamakan *Mosquito-*

borne disease. Menurut (Windyaraini et al., 2020) terdapat beberapa penyakit yang menyerang manusia, yaitu:

2.2.1 Demam Berdarah Dengue

Penyebab penyakit DBD adalah virus dengue yang dibawa oleh *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus*. *World Health Organization* (WHO, 2022) mencatat bahwa Indonesia menjadi negara di Asia Tenggara dengan kasus (Nadifah et al., 2017). Mereka yang terkena penyakit ini umumnya menunjukkan tanda-tanda seperti demam tinggi, nyeri pada sendi, sakit kepala, otot, dan tulang, mual atau muntah, dan ruam. Bila tidak segera diatasi, DBD dapat menyebabkan bahaya dengan ditandai sakit perut, muntah, gusi berdarah, terdapat darah pada urine, dan napas yang cepat (Nareza, 2023).

2.2.2 Malaria

Penyakit malaria disebabkan oleh nyamuk *Anopheles* terutama nyamuk *Anopheles* betina. Gejala penyakit malaria ini terjadi secara berurutan dimulai dari tingkat dingin, tingkat demam, hingga tingkat berkeringat. Tingkat dingin sendiri ditandai dengan menggilir, bibir pucat, dan nadi cepat atau lemah. Tingkat demam ditandai dengan kepanasan, muka merah, sakit kepala, dan seringkali muntah. Dan yang terakhir, tingkat berkeringat ditandai dengan penderita yang berkeringat sangat banyak, suhu tubuh yang turun, hingga membuat penderita tertidur. Bila dibiarkan, penderita bisa mengalami gejala malaria berat seperti gangguan kesadaran, kejang-kejang, dehidrasi, bahkan tubuh menguning (Fitriany & Sabiq, 2018).

2.2.3 Yellow fever

Penyakit demam kuning disebabkan dari virus demam kuning atau *Yellow fever*. Virus yang terdiri dari virus RNA untai positif yang merupakan prototipe genus *Flavivirus* (*famili Flaviviridae*) dan diakui sebagai agen etiologi demam kuning. Melalui gigitan nyamuk *Aedes aegypti* dan hewan lain, seperti monyet dan sipanse dan ditemukan di wilayah tropis dan subtropis, Afrika dan Amerika Selatan. Gejala awal dari *Yellow fever* sulit untuk didiagnosa dikarenakan gejalanya mirip dengan penyakit malaria berat, DBD, dan hepatitis. Oleh karena itu, tes darah diperlukan untuk menemukan antibodi demam kuning sebagai respons terhadap infeksi. Penyakit demam kuning dapat menyebabkan diatesis pendarahan atau pendarahan yang meningkat. *Yellow fever*

termasuk dalam kategori demam berdarah atau demam haemoragik (Kaunang et al., 2022). Tingkat kematian penyakit ini berkisar antara 20 hingga 50%, tetapi pada kasus parah, bisa melebihi 50%. Sampai saat ini pengobatan khusus untuk penyakit demam kuning belum ada.

2.2.4 *Zika*

Gigitan dari nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* merupakan penyebab penyebaran zika. Saat ini belum ada pengobatan infeksi zika yang spesifik yang berhasil, pengobatan yang disarankan hanya mengobati gejala. Indonesia juga memiliki kasus virus zika. Pada tahun 2015, ditemukannya spesimen darah dari pasien laki-laki berusia 27 tahun yang menunjukkan gejala demam selama wabah demam berdarah di Jambi oleh Lembaga Biologi Molekular Eijkman. Spesimen darah tersebut menunjukkan antigen zika. 80 persen orang yang terinfeksi tidak memiliki gejala apa pun atau hanya menunjukkan gejala ringan. Kurang lebih 20–25% pasien yang terinfeksi mengalami gejala ringan seperti sakit kepala, ruam kulit, nyeri sendi, demam, dan konjungtivitis. Beberapa pasien juga dilaporkan mengalami mata merah, muntah, mual, diare, lemas, sakit perut, dan kehilangan berat badan (Maulana et al., 2022).

2.2.5 *Chikungunya*

Virus chikungunya (CHIKV) dibawa oleh nyamuk *Aedes aegypti* atau *Aedes albopictus*. Nyamuk *Aedes* menyebarkan virus ke orang yang telah terinfeksi sebelumnya dengan menggigitnya. Jika nyamuk pembawa virus chikungunya menggigit orang lain, virus dapat menyebar. Meskipun demikian, virus chikungunya tidak menyebar secara langsung antara manusia, melainkan hanya melalui nyamuk. Pusat Data Kementerian Kesehatan RI mencatat sebanyak 5042 kasus demam chikungunya terjadi sepanjang tahun 2019. Gejala umum dari penyakit ini berupa demam, ruam kemerahan, sakit kepala, lemas, dan nyeri otot, sendi, dan tulang (Tirtonegoro, 2022).

2.2.6 *Japanese Encephalitis*

Penyakit yang disebabkan oleh virus *Japanese Encephalitis* yang ditularkan oleh nyamuk *Culex*, terkait dengan penyakit demam berdarah, *Yellow fever*, west nile virus. Kasus *Japanese Encephalitis* pertama kali ditemukan di Indonesia pada Tahun 1960 di

Lombok. Umumnya, pasien yang terkena *Japanese Encephalitis* memiliki gejala ringan seperti demam, mual disertai muntah, dan sakit kepala (Garjito et al., 2018).

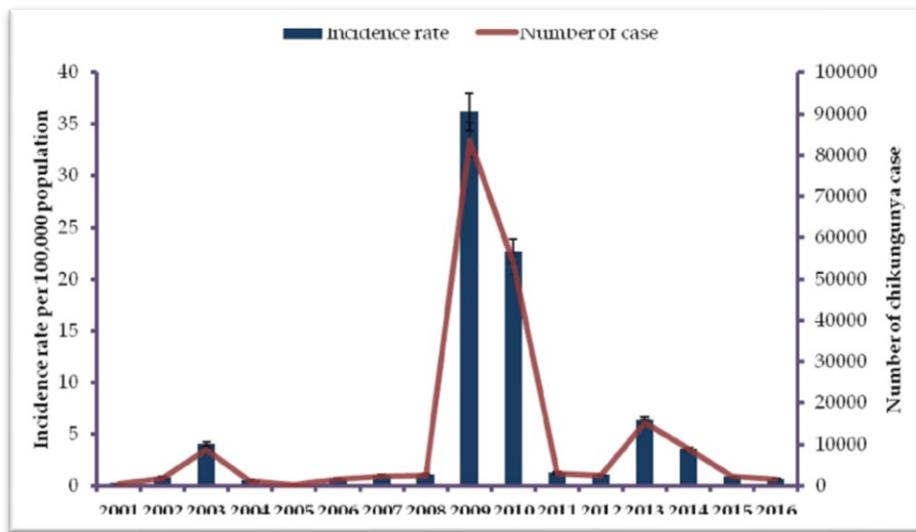
2.2.7 *Filariasis*

Penyebab penyakit filariasis, penyakit paling melemahkan yang di dunia disebabkan oleh Infeksi dari tiga parasit cacing filaria spesies *Brugia malayi*, *Brugia timori*, dan *Wuchereria bancrofti*. Ini ditularkan melalui gigitan nyamuk dari lima jenis nyamuk, yaitu *Anopheles*, *Mansonia*, *Culex*, *Aedes*, dan *Amigeres*. *Brugia malayi* adalah penyebab 70% kasus filariasis di Indonesia. Pada tahun 2018, tercatat 10.681 kasus filariasis di seluruh Indonesia. Dari 514 kabupaten, 236 dianggap sebagai daerah endemis. Gejala dari penyakit ini umumnya tampak setelah 3 bulan terkena infeksi, dan pada fase akut dapat menyebabkan radang pada saluran getah bening disertai dengan mual, muntah, dan menggigil (Mutiara, 2016).

2.3 Kasus Penyakit Chikungunya di Indonesia

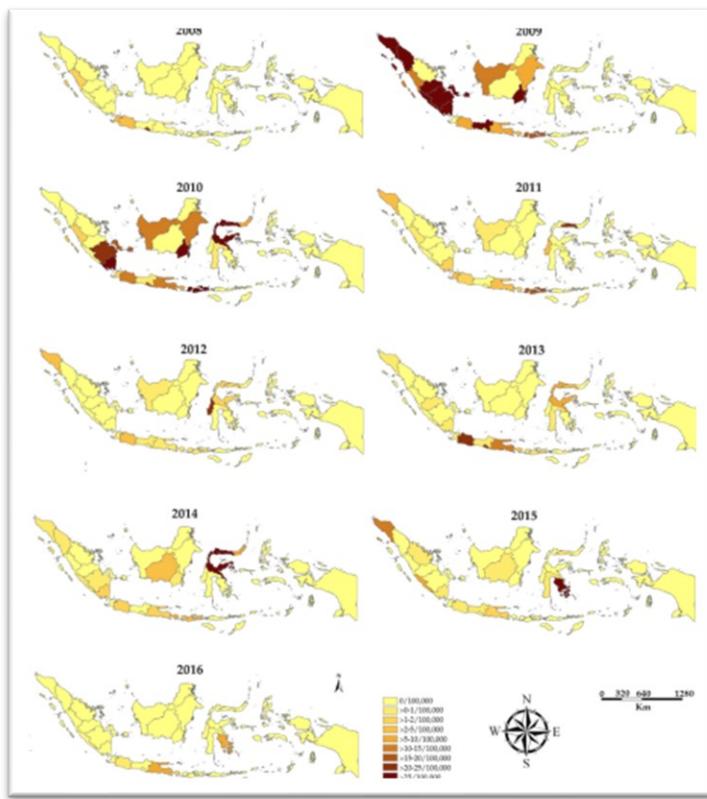
Chikungunya merupakan infeksi virus yang dapat menyebabkan nyeri sendi yang parah dan demam mendadak. Dari gigitan nyamuk *Aedes aegypti* atau *Aedes albopictus* yang terinfeksi, virus alphavirus menyebar ke manusia. Di Indonesia, kasus pertama Chikungunya dilaporkan di berbagai daerah pada tahun 1982. Jumlah kota yang melaporkan wabah, seperti Yogyakarta (1983), Muara Enim (1999), dan Bekasi, Purworejo, Boyolali, dan Klaten (2002). Pusat Data Kementerian Kesehatan RI mencatat bahwa sepanjang tahun 2019 telah terjadi 5.042 kasus demam chikungunya. Jawa Barat memiliki 1.044 kasus, diikuti oleh Lampung dengan 829 kasus, dan Gorontalo dengan 534 kasus (Kementerian Kesehatan RI, 2022). Jumlah kasus demam chikungunya pada tahun 2021 sangat rendah dibandingkan dengan 1.689 kasus pada tahun sebelumnya. Pada tahun 2021, ada tiga provinsi melaporkan kasus, yaitu Jawa Barat dengan 42 kasus, Jawa Tengah dengan 188 kasus, dan Bali dengan 11 kasus. Pada tahun tersebut juga terjadi Kejadian Luar Biasa (KLB) Chikungunya dengan 19 kasus di Garut, provinsi Jawa Barat (Julia Kaunang et al., 2022).

Penelitian yang dilakukan oleh (Harapan et al., 2019) menampilkan jumlah kasus chikungunya dan angka penyakit chikungunya (per 100.000 penduduk) yang dilaporkan ke Kementerian Kesehatan Republik Indonesia dari tahun 2001 – 2016.



Gambar 2. 4 Jumlah Kasus Chikungunya (per 100.000 penduduk) yang Dilaporkan ke Kementerian Kesehatan Republik Indonesia dari Tahun 2001 - 2016 (Sumber: Harapan et al., 2019)

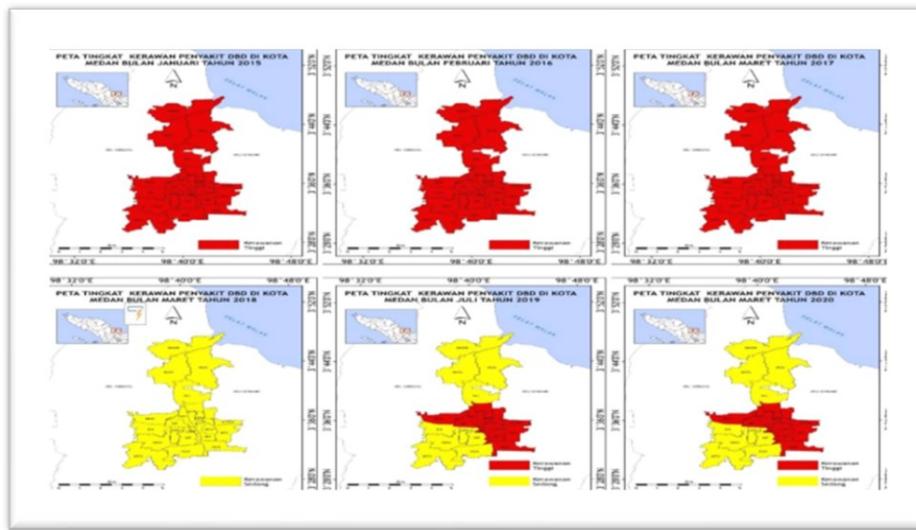
Dalam penelitian (Harapan et al., 2019) juga ditampilkan peta geografis persebaran tingkat kejadian infeksi virus Chikungunya di provinsi-provinsi di Indonesia dari tahun 2008 hingga 2016 (per 100.000 orang) seperti yang dilihat pada Gambar 2.5. Jumlah kasus chikungunya setiap tahun dari setiap provinsi di Indonesia diambil dari Kementerian Kesehatan Republik Indonesia dan peta dibuat menggunakan ArcGIS. Gradiasi warna menunjukkan tingkat kejadian. Dimana warna kuning cerah menunjukkan daerah tersebut bebas kasus chikungunya dan warna coklat muda menunjukkan daerah tersebut memiliki jumlah kasus lebih dari 25 kasus (per 100.000 orang).



Gambar 2. 5 Peta Persebaran Tingkat Kejadian Infeksi Virus Chikungunya di Provinsi-Provinsi di Indonesia dari Tahun 2008 - 2016 (per 100.000 orang) (Sumber: Harapan et al., 2019)

2.4 Persebaran Nyamuk di Sumatera Utara

Dari 33 kabupaten atau kota di Sumatera Utara, Kota Medan memiliki 1.068 kasus DBD, berada di posisi kedua setelah Kabupaten Deli Serdang. Angka kesakitan (Incidence Rate, IR) DBD di Kota Medan meningkat dan menurun dari 2015 hingga 2018. IR DBD sebesar 61 per 100.000 penduduk pada tahun 2015. Ini meningkat menjadi IR 80 per 100.000 penduduk pada tahun 2016. Namun, pada tahun 2017, turun menjadi IR 56 per 100.000 penduduk, dan kembali meningkat menjadi IR 66 per 100.000 penduduk pada tahun 2018. Kondisi iklim (suhu, kelembaban, dan curah hujan) di Kota Medan mendukung perkembangbiakan nyamuk, yang menyebabkan peningkatan kepadatan vektor *Aedes aegypti*. Suhu udara rata-rata tahun 2020 adalah 27 derajat Celcius, kelembaban udara 82 persen, dan curah hujan bulanan 228,5 milimeter. Peningkatan kepadatan penduduk di Kota Medan juga menyebabkan nyamuk *Aedes aegypti* semakin mudah menularkan virus dengue satu sama lain.



Gambar 2. 6 Peta Tingkat Kerawanan Demam Berdarah Dengue di Kota Medan dari 2015 – 2020 (Sumber: Purba et al., 2022)

Kota Medan termasuk dalam wilayah yang rentan terhadap penyakit demam berdarah dengue. Terlihat pada gambar 2.6 beberapa wilayah yang ditandai dengan warna merah berarti wilayah tersebut memiliki tingkat kerawanan yang tinggi, sedangkan yang ditandai dengan warna kuning memiliki tingkat kerawanan yang trendah (Purba et al., 2022).

2.5 Pengenalan Citra terhadap Hewan

Pengenalan citra (*Image Recognition*) termasuk dalam bidang *computer vision* merupakan proses mengidentifikasi dan mengkategorikan objek atau pola dalam *digital image* menggunakan jaringan saraf tiruan (*neural network*). Proses ini melibatkan penggunaan algoritma *machine learning* untuk menganalisis data visual dan membuat keputusan dengan memberi label yang sesuai dengan kelas tertentu, bisa satu kelas atau lebih berdasarkan citra gambar. Jika hanya satu kelas, itu disebut *recognition* sedangkan jika lebih dari satu, disebut *classification*. Sistem pengenalan gambar dapat digunakan untuk berbagai aplikasi, seperti mengidentifikasi hewan, mengenali wajah, mendeteksi objek dalam foto, dan membantu dalam diagnosa medis. Sistem ini biasanya melibatkan pra-pemrosesan gambar, ekstraksi fitur, dan algoritma klasifikasi untuk menafsirkan dan memahami konten gambar secara akurat (Harry Dhika et al., 2020). Algoritma yang digunakan seperti *CNN*, *Faster R-CNN*, *YOLO*, dan sebagainya.

Penelitian yang dilakukan oleh (Hidayat, 2023) dalam mengklasifikasikan jenis monyet dengan menggunakan algoritma *YOLOv5*. Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah gambar monyet ekor panjang (*Macaca fascicularis*) dan monyet rhesus (*Macaca mulatta*). Dataset terdiri dari 3805 data latih yang terbagi menjadi dua kelas, serta 490 data uji untuk perhitungan nilai metrik evaluasi. Dataset ini diambil dari berbagai sumber dan telah dilakukan proses augmentasi, seperti flip, rotasi, dan *grayscale*, untuk meningkatkan variasi data latih. Proses pelatihan *machine learning* menggunakan *YOLOv5* dilakukan pada *Google Colaboratory* dan menggunakan 60 epoch serta melibatkan *CNN* untuk melatih model dalam mengidentifikasi dan mengklasifikasi jenis monyet berdasarkan citra yang diberikan. Hasil pelatihan menunjukkan bahwa model yang dibuat memiliki persentase nilai mAP (*Mean Average Precision*) sebesar 99,5%. Sedangkan dari pengujian 490 data uji didapatkan hasil persentase nilai rata-rata akurasi sebesar 97,4% dengan persentase error berada pada nilai 2,6%.

2.5.1 Pengenalan citra terhadap serangga

Pengenalan citra terhadap hewan tidak hanya terbatas pada hewan berukuran besar, melainkan juga mencakup hewan berukuran kecil seperti serangga. Hal ini menjadi sangat penting mengingat keragaman serangga yang mencapai lebih dari 250.000 spesies, menyumbang sekitar 15% dari total jenis biota utama yang diketahui di Indonesia. Pengenalan spesies serangga memainkan peran kunci dalam menjaga keseimbangan ekosistem, karena serangga berkontribusi pada fungsi lingkungan. Selain itu, dalam konteks kesehatan, serangga dapat memiliki dampak yang signifikan terhadap sektor pertanian, kehutanan, dan kesehatan manusia. Beberapa serangga dapat menjadi hama tanaman, menyebabkan kerugian ekonomi, sementara yang lain dapat bertindak sebagai vektor penyakit yang memengaruhi manusia dan hewan lainnya. Oleh karena itu, pengenalan citra terhadap serangga memiliki implikasi penting dalam pemantauan, perlindungan lingkungan, dan manajemen risiko kesehatan terkait.

Penelitian yang dilakukan oleh (Anggreani, 2023) dalam mengklasifikasikan spesies kupu-kupu menggunakan algoritma *YOLOv7* yang dikombinasikan dengan *Image Augmentation* ini menggunakan dataset dari Taman Nasional Bantimurung Bulusaraung yang terletak di wilayah Maros dan Pangkajene, Kepulauan Sulawesi Selatan. Dimana Taman Nasional Bantimurung Bulusaraung menjadi rumah bagi

berbagai macam spesies kupu-kupu yang langka. Penajah Belanda pernah menamai tempat ini sebagai "Kingdom of Butterfly". Dari 1000 gambar dan 1000 kali iterasi, mencapai rata-rata *Average Precision* (mAP) sebesar 90%, yang mengindikasikan peningkatan sebesar 2,97% dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. *YOLOv7* menggunakan pendekatan jaringan konvolusi tunggal pada keseluruhan citra untuk memprediksi *bounding box* dan label jenis spesies pada setiap *bounding box*.

Tahapan penelitian dimulai dengan pengumpulan dataset, dilanjutkan dengan *preprocessing* data menggunakan augmentasi *image*, proses *training* dan *labelling*, serta implementasi metode *YOLOv7* untuk memperoleh hasil penelitian. Proses augmentasi *image* dilakukan dengan memperluas dataset pelatihan dengan membuat variasi dari gambar data set yang asli, untuk meningkatkan kemampuan generalisasi model, mencegah *overfitting*, dan meningkatkan performa model pada data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Setelah proses augmentasi *image*, data diproses pada tahap *training* dan *labeling*, di mana tahap *training* adalah proses pembelajaran yang dilakukan oleh metode dari data pelatihan yang telah diberikan, sementara tahap *labeling* adalah proses dalam penelitian tersebut mengidentifikasi objek, wilayah, atau fitur lainnya dalam gambar sehingga mempermudah metode *YOLOv7* dalam proses identifikasi objek. Tahap akhir adalah memperoleh hasil identifikasi dan klasifikasi terhadap hasil yang diperoleh dengan spesies kupu-kupu, dengan proses evaluasi menggunakan metode *mean Average Precision* (mAP), *precision*, dan *recall*.

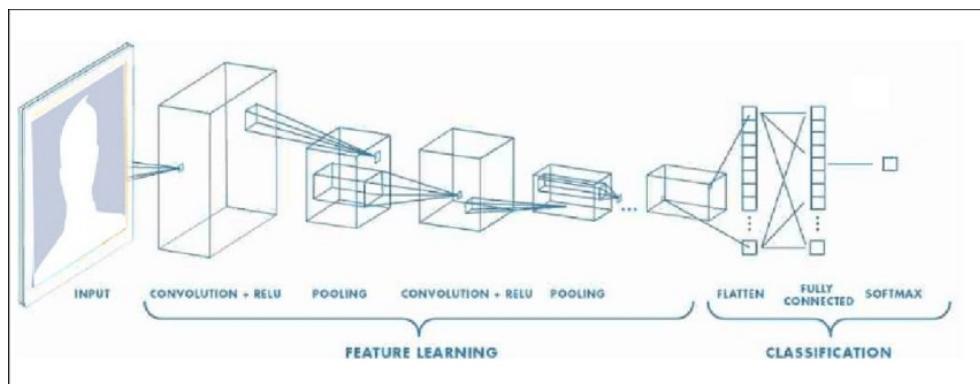
2.5.2 Pengenalan Citra terhadap Nyamuk

Jenis serangga yang hidup berdampingan dengan masyarakat namun berbahaya dan menjadi salah satu faktor penyakit menular adalah nyamuk. Penelitian yang dilakukan oleh (Kittichai et al., 2021) dalam mendeteksi vektor nyamuk menggunakan algoritma *YOLOv3*. Dengan menggunakan metode pembelajaran satu dan dua tahap, model-model ini dapat merevolusi identifikasi vektor nyamuk di daerah-daerah terpencil, sehingga dapat membantu deteksi dini wabah penyakit. Metode pembelajaran satu dan dua tahap yang digunakan dalam penelitian ini melibatkan proses pelabelan data dan pelatihan model deep learning *YOLOv3*. Dalam metode pembelajaran satu tahap, gambar yang diambil langsung dimasukkan ke dalam model yang telah dilatih untuk menghasilkan output berupa genus, spesies, dan jenis kelamin nyamuk. Sementara itu, dalam metode pembelajaran dua tahap, gambar yang diambil melewati dua model

berturut-turut, di mana model pertama digunakan untuk memotong gambar nyamuk dan model kedua digunakan untuk melabeli genus, spesies, dan jenis kelamin nyamuk. Evaluasi kualitas citra yang digunakan dalam penelitian ini mencakup penggunaan fungsi augmentasi yang tersedia dalam perangkat lunak *deep learning* internal (CiRA CORE), yang menyediakan sudut rotasi 360°, kontras gambar yang ditingkatkan, serta kondisi noise Gaussian dan blur. Proses ini dapat meningkatkan kualitas deteksi meskipun memerlukan langkah tambahan dalam proses anotasi gambar sebelum pelatihan jaringan saraf dalam mendekripsi objek. Penelitian ini mencakup berbagai spesies nyamuk di Thailand.

2.6 Convolutional Neural Network

Untuk menangani masalah pengolahan gambar, *Convolutional Neural Network (CNN)* adalah algoritma *deep learning* yang dapat mengidentifikasi, mengklasifikasikan, dan mengenali pola dalam gambar. CNN menggunakan data dua dimensi, seperti gambar atau suara, dan menggunakan operasi konvolusi dalam matriks dan bobot empat dimensi, yang terdiri dari sekumpulan kernel konvolusi. CNN terdiri dari dua lapisan arsitektur, yaitu *classification layer* dan *feature learning* (Azmi et al., 2023).



Gambar 2. 7 Arsitektur Umum CNN (Sumber: Azmi et al., 2023)

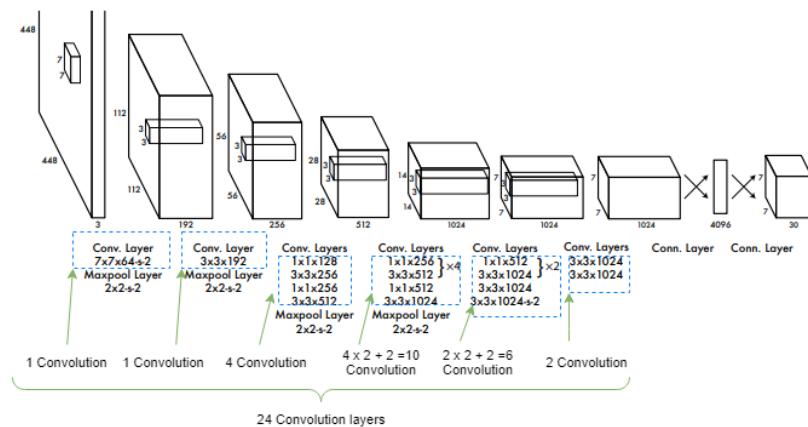
Bagian *feature learning* memiliki lapisan yang langsung menerima gambar masukan dan mengolahnya untuk menghasilkan data keluaran. Bagian ini untuk menampung nilai piksel dari citra RGB yang diinputkan. Proses ini terdiri dari lapisan konvolusi dan lapisan *pooling*. Setiap proses dari setiap lapisan akan menghasilkan *feature maps*, yaitu angka-angka yang menunjukkan citra yang akan dilanjutkan ke bagian klasifikasi. Tujuan konvolusi pada data gambar adalah untuk mengekstraksi fitur dari gambar masukan. Proses ini menggunakan kernel dan stride, yang menggabungkan

dua matriks berbeda untuk menghasilkan nilai matriks baru. Selanjutnya, nilai-nilai *feature map* diubah pada jarak tertentu, sejalan dengan fungsi aktivasi ReLu yang digunakan. Pada umumnya, fungsi ReLu (*Rectified Linear Unit*) melakukan "threshold" dari 0 hingga tak terhingga. Lapisan ini disebut *activation layer*. Di setiap tumpukan *feature map*, lapisan pooling mengurangi ukurannya. Secara umum, lapisan pooling dibuat dengan menggunakan filter berukuran 2x2 yang dipasang dengan langkah sebanyak dua dan bekerja pada setiap irisan dari masukan.

Dalam bagian *classification*, beberapa lapisan mengandung neuron yang terhubung sepenuhnya dengan lapisan lain. Lapisan ini menerima masukan dari lapisan output pada *feature learning* yang kemudian diproses pada flatten dengan menambahkan beberapa lapisan tersembunyi ke lapisan yang terhubung sepenuhnya untuk menghasilkan output yang menunjukkan akurasi klasifikasi dari setiap kelas (Azmi et al., 2023). CNN secara khusus digunakan dalam pemrosesan gambar untuk tujuan seperti pengenalan video, sistem rekomendasi, klasifikasi, dan segmentasi gambar.

2.7 You Only Look Once

You Only Look Once adalah algoritma yang dibentuk dengan arsitektur *CNN* dalam bidang *image processing* dalam pengklasifikasian gambar. *YOLO* mendekripsi objek dengan menggunakan *unified model*. Dalam model ini, *single convolutional network* memprediksi secara bersamaan *bounding box* (kontak pembatas) dan juga probabilitas kelas di dalam kotak-kotak tersebut. YOLO mempunyai arsitektur jaringan yang terdiri dari 2 *fully connected layer* dan 24 *convolutional layer*.



Gambar 2. 8 Arsitektur Umum YOLO (Sumber: Redmon et al., 2016)

Menurut (Sarosa & Muna, 2021) *YOLO* memiliki tiga tahapan dalam mendekksi objek, yaitu:

1. Membagi gambar menjadi grid ukuran $s \times s$ untuk mendekksi objek. Kotak pembatas akan memprediksi setiap grid dan nilai *confidence*, yaitu nilai keyakinan kotak pembatas bahwa objek di dalamnya sesuai dengan perencanaan dan prediksi yang tepat. Persamaan nilai keyakinan dapat dilihat pada persamaan (1).

$$conf(class) = Pr(class) \times IOU_{Pred}^{Truth} \quad (1)$$

$Pr(class)$ objek yang memiliki kemungkinan muncul di suatu wilayah. IOU atau *Intersection Of Union* adalah rasio tumpang tindih yang dapat dihitung dengan membandingkan kotak pembatas sebenarnya dan kotak pembatas yang diprediksi. Semakin tinggi nilai IOU, semakin akurat objek dapat ditemukan. *Truth* adalah area dalam *ground-truth*, Pred adalah area pada kotak pembatas yang diprediksi . Nilai IOU dapat dihitung dengan Persamaan (2).

$$IOU = \frac{Area\ of\ Overlap}{Area\ of\ Union} \quad (2)$$

2. Lima variabel yang membentuk setiap kotak pembatas adalah x , y , w , h , dan c . Nilai x dan y adalah koordinat titik tengah kotak pembatas objek yang terdeteksi, nilai w dan h adalah ukuran lebar dan tinggi, dan c merupakan nilai keyakinan dari kotak pembatas.
3. Nilai probabilitas kelas masing-masing grid diprediksi jika ada objek di dalamnya. Nilai probabilitas kelas dan nilai keyakinan dari kotak pembatas dikalikan untuk menghasilkan nilai keyakinan dari setiap kotak pembatas dari setiap kelas secara khusus, seperti yang ditunjukkan pada Persamaan (3).

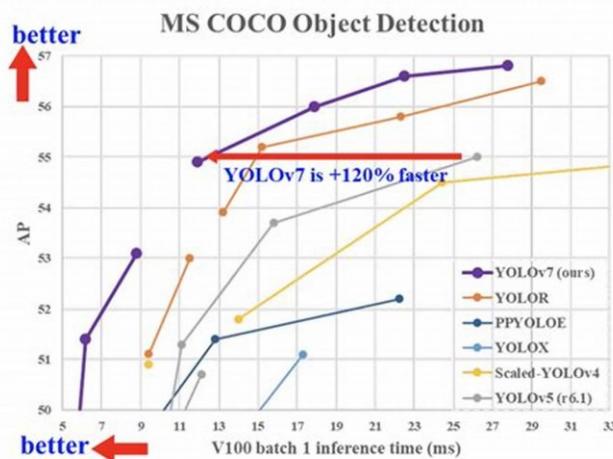
$$Pr(class_i | object) \times Pr(object) \times IOU_{Pred}^{Truth} = Pr(class_i) \times IOU_{Pred}^{Truth} \quad (3)$$

Hal ini menghasilkan nilai keyakinan kelas yang berbeda untuk setiap kotak pembatas. Nilai ini menampilkan probabilitas kelas yang muncul di dalam kotak

pembatas dan seberapa akurat kotak pembatas dalam memprediksi kesesuaian objek.

2.8 You Only Look Once Versi 7

Dalam perkembangan model YOLO, YOLOv7 merupakan versi terbaru yang dirilis pada Juli 2022 dan ditulis oleh WongKinYiu dan Alexey Bochkovskiy (C.-Y. Wang et al., 2022). Dengan membuat arsitektur jaringan yang dapat memprediksi kotak pembatas dengan lebih baik pada kecepatan inferensi yang sama. Penulis YOLOv7 membuat sejumlah perubahan pada jaringan *YOLO* dan rutinitas pelatihan.

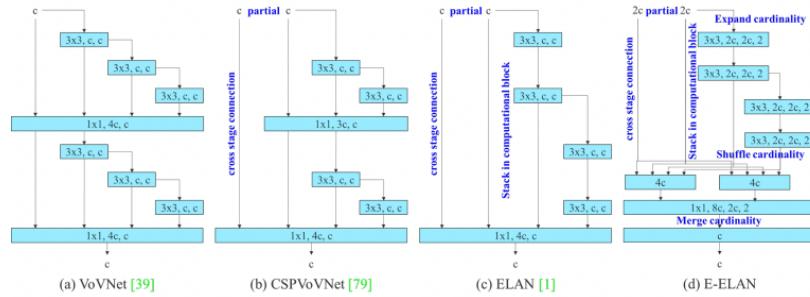


Gambar 2. 9 Evaluasi YOLOv7 (Sumber Wang et al., 2022)

1. Agregasi Lapisan yang Diperluas

Lapisan konvolusional pada backbone jaringan YOLO harus berfungsi dengan baik agar kecepatan inferensi efektif. Dengan menggunakan jaringan *cross-stage partial*, WongKinYiu memulai jalur efisiensi lapisan terbaik. Dengan mempertimbangkan jumlah memori yang diperlukan untuk menyimpan lapisan dan jarak yang dibutuhkan gradien untuk menyebar balik melalui lapisan, penulis melakukan penelitian mereka pada YOLOv7. Jaringan mereka dapat belajar lebih banyak jika gradiennya lebih pendek. Untuk menggabungkan

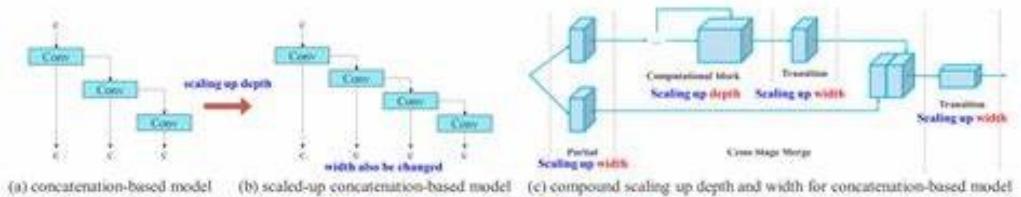
lapisan terakhir, mereka memilih E-ELAN, versi yang diperluas dari blok komputasi ELAN.



Gambar 2. 10 Evolusi Strategi Agregasi Layer di YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

2. Teknik Penskalaan Model

Sistem yang berbeda membutuhkan tingkat akurasi dan kecepatan inferensi yang berbeda, maka model pendekripsi objek biasanya dirilis dalam berbagai ukuran. Biasanya model-model ini mempertimbangkan kedalaman, lebar, dan resolusi jaringan yang digunakan dalam pelatihan. Dalam YOLOv7, Penulis menskalakan kedalaman dan lebar jaringan sekaligus sambil mengintegrasikan lapisan-lapisan. Penelitian penyesuaian menunjukkan bahwa metode ini menjaga arsitektur model yang optimal saat diubah ukurannya untuk berbagai keperluan.

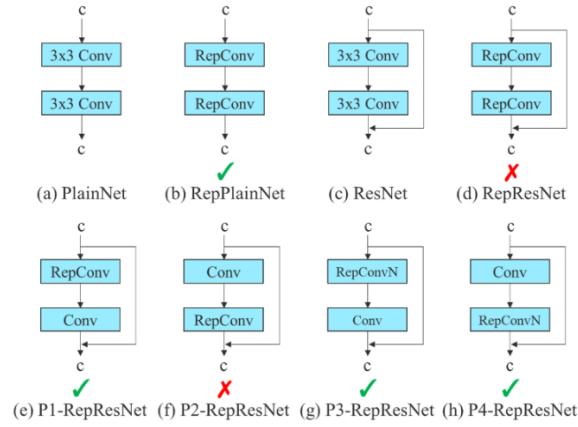


Gambar 2. 11 Penskalaan Majemuk dalam Ukuran Model YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

3. Perencanaan Parameterisasi Ulang

Untuk membuat model yang lebih tangguh terhadap pola umum yang sedang dimodelkan, teknik parameterisasi ulang menggabungkan rata-rata dari sekumpulan bobot model. Parameterisasi ulang tingkat modul, di mana setiap komponen jaringan memiliki strategi parameterisasi ulang mereka sendiri, telah menjadi subjek penelitian terbaru. Untuk menentukan modul jaringan mana

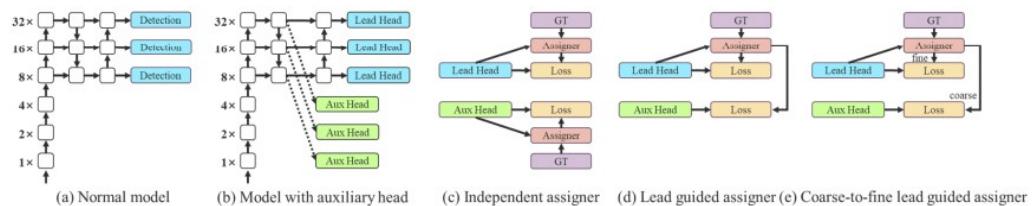
yang harus menggunakan strategi parameterisasi ulang dan mana yang tidak, penulis YOLOv7 menggunakan jalur propagasi aliran gradien.



Gambar 2. 12 Parameterisasi Ulang Temuan go/no-go di YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

4. Auxiliary Head dari Kasar ke Halus

Kepala jaringan YOLO membuat prediksi akhir jaringan, tetapi karena letaknya di ujung, akan berguna untuk menambahkan kepala tambahan di tengah jaringan. Kepala yang membuat prediksi akhir dan kepala pendeksi dapat dipantau selama pelatihan. Karena jaringan antara mereka dan prediksi lebih sedikit, kepala tambahan ini tidak seefektif kepala terakhir. Oleh karena itu, penulis YOLOv7 mencoba berbagai metode pengawasan kepala ini, dari yang keras hingga yang halus, dengan mengirimkan kembali pengawasan kepala utama pada berbagai tingkat detail.



Gambar 2. 13 Pengawasan Kepala Bantu Kasar hingga Halus di Jaringan YOLOv7 (Sumber: Wang et al., 2022)

2.9 Penelitian Terdahulu

Penelitian terkait klasifikasi jenis nyamuk menggunakan citra tubuh nyamuk telah banyak dilakukan. Penelitian yang dilakukan oleh (Garg et al., 2018) menggunakan *deep learning* untuk deteksi wajah menggunakan algoritma *YOLO* (*You Only Look*

Once). Arsitektur yang digunakan terdiri dari 7 lapisan konvolusional yang diikuti oleh lapisan *max pooling* dan tiga lapisan terhubung penuh. Model dilatih dan diuji menggunakan dataset FDDB (*Face Detection Set and Benchmark*) yang terdiri dari 2845 gambar dengan 5171 wajah yang diidentifikasi. Selain itu, mereka juga membandingkan penggunaan algoritma *YOLOv2* dengan algoritma CNN sebagai metode tradisional yang melibatkan ekstraksi fitur manual untuk deteksi wajah. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *YOLO* berhasil mendeteksi wajah secara *real-time* dengan cepat dan akurasi yang tinggi yaitu 92,2% dan lebih unggul dibandingkan dengan metode tradisional.

Penelitian untuk mengklasifikasikan nyamuk dilakukan oleh (Motta et al., 2019). Mereka membuat dataset sendiri untuk memisahkan spesies *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*, serta membedakan antara jantan dan betina. Mereka juga mengembangkan model untuk mengkategorikan nyamuk menjadi 6 kelas yang berbeda sesuai dengan jenis dan spesiesnya. Penelitian ini menggunakan beberapa jenis kamera untuk mengambil gambar nyamuk dan mengumpulkan gambar dengan berbagai resolusi dan tingkat kualitas untuk mengembangkan metode pengkategorian yang menggunakan berbagai gambar sehingga mencegah kemungkinan *overfitting* model yang telah dilatih. Dengan menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network (CNN)* dan tiga jaringan neural, termasuk LeNet, AlexNet, dan GoogleNet, bisa disimpulkan bahwa hasil penelitian ini adalah GoogleNet mencapai hasil terbaik dengan akurasi klasifikasi 83,9% selama fase validasi dan 86,9% selama pengujian, dengan fungsi kerugian (*loss function*) sebesar 0,67.

Penelitian lain menggunakan algoritma *CNN* untuk mengidentifikasi spesies dan genus nyamuk dengan menggunakan empat model yang berbeda yaitu VGG-16, MobileNetV2, EfficientNet-B1, dan NASNetMobile. Penelitian ini menggunakan 200 gambar nyamuk yang diambil dari *Bing Search Engine* dan dibagi menjadi empat kelas berdasarkan spesies nyamuk yang terdiri dari *Anopheles ateropus*, *Culex quinquefasciatus*, *Aedes aegypti*, dan *Aedes albopictus*. Dari hasil penelitian tersebut, MobileNetV2 memberikan hasil yang terbaik dengan akurasi 80% (Amiruddin, 2020).

Penelitian yang dilakukan oleh (Adhane et al., 2021) dalam melakukan klasifikasi nyamuk *Aedes albopictus* menggunakan algoritma *Convolutional Neural Networks (CNN)*. Proses penelitian melibatkan penggunaan dataset dari proyek

Mosquito Alert sebuah organisasi yang dibuat untuk mengumpulkan gambar nyamuk. Hasil akurasinya menunjukkan performa model sebesar 94%.

Penelitian lain yang dilakukan oleh (Mohammed et al., 2020) dalam melakukan klasifikasi nyamuk *Aedes*, *Anopheles*, dan *Culex* dengan menggunakan algoritma CNN. Penelitian ini membandingkan penggunaan dua model yang berbeda yaitu VGG16 dan ResNet50. Dataset yang digunakan berjumlah 100 gambar untuk setiap kelas. Proses penelitian melibatkan pengambilan gambar nyamuk dengan lensa mikroskop yang terpasang pada kamera ponsel, pre-identifikasi dan klasifikasi gambar untuk model pelatihan, serta pengujian model dengan gambar nyamuk sebagai input. Hasil penelitian menunjukkan akurasi klasifikasi nyamuk tertinggi pada CNN, namun SVM dan KNN lebih cost-effective. Model prediksi untuk area berisiko tinggi demam berdarah menunjukkan hasil yang kurang akurat karena dataset yang disintesis.

Dalam perkembangan algoritma YOLO, (Gelar Guntara, 2023) melakukan penelitian untuk mendeteksi masker wajah dalam upaya melawan COVID-19. Dengan menggunakan algoritma *deep learning* terbaru hasil dari perkembangan algoritma *YOLO*, yaitu *YOLOv7*. Penelitian ini juga membandingkan penggunaan algoritma *YOLOv7* dengan *YOLOv4* dimana perbedaannya terletak pada perencanaan parameterisasi ulang dan teknik penskalaan model. *YOLOv7* menggunakan teknik parameterisasi ulang tingkat modul dengan bagian dari jaringan memiliki strategi parameterisasi ulang mereka sendiri. Selain itu, *YOLOv7* mengadopsi teknik penskalaan model yang menyelaraskan kedalaman dan lebar jaringan sambil menggabungkan lapisan, menjaga arsitektur model tetap optimal dengan kemampuan penskalaan untuk ukuran yang berbeda. Hasil dari penelitian ini adalah algoritma *YOLOv7* mampu memberikan nilai *precision* dan *recall* yang menjanjikan yaitu 0,4-0,8 serta nilai *recall* maksimum 0,6. Selain itu, penelitian ini juga menyarankan potensi aplikasi masa depan *YOLOv7* untuk mendeteksi objek lain.

Pada tahun yang sama, Yuan juga melakukan penelitian menggunakan algoritma *YOLOv7* yang bertujuan untuk mengetahui perbandingan kinerja model *YOLOv4* dan *YOLOv7* dalam konteks anotasi gambar, serta pengaruh kualitas anotasi gambar terhadap kinerja kedua model tersebut dalam mengklasifikasikan tunas bunga apel. Penelitian ini mengevaluasi kinerja model berdasarkan *average precisions* (APs) dan *mean APs* (mAPs) pada 50% *intersection over union* (IoU), serta membandingkan kinerja keduanya berdasarkan perubahan relatif (RC) dalam persentase. Selain itu,

penelitian juga membahas pengaruh kualitas anotasi gambar terhadap kinerja model, di mana kualitas yang rendah dapat mengakibatkan penurunan akurasi klasifikasi. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa *YOLOv7* lebih baik daripada *YOLOv4* dalam mengklasifikasi tunas bunga apel, terutama dalam kasus di mana kualitas annotasi gambar pelatihan rendah. *YOLOv7* berhasil mencapai mAP sebesar 0.80 pada gambar pelatihan yang diannotasi dengan baik (100%) dan 0.63 pada gambar pelatihan dengan kualitas annotasi hanya 5%. Peningkatan nilai AP *YOLOv4* berkisar antara 1.52-166.48% dan mAP meningkat sebesar 3.43-53.45%, bergantung pada tahap pertumbuhan tunas dan kualitas annotasi. Secara keseluruhan, *YOLOv7* dianggap sebagai klasifier tunas bunga apel yang lebih baik, terutama dalam situasi di mana kualitas annotasi gambar pelatihan tidak ideal.

Penggunaan algoritma *YOLOv7* juga pernah dilakukan oleh (Anggreani & Lukman, 2023) dengan menggunakan proses augmentasi *image* untuk mengklasifikasikan spesies kupu-kupu di Taman Nasional Bantimurung Bulusarang di Indonesia. Penelitian ini menggunakan dataset berupa 1000 gambar dan 1000 literasi, mencapai *mean Average Precision* (mAP) sebesar 90%, menunjukkan peningkatan sebesar 2,97% dibandingkan dengan penelitian sebelumnya. Selain itu, penelitian ini juga memberikan rekomendasi untuk pengembangan metode *YOLOv7* guna mengatasi lamanya proses *training* dan melakukan klasifikasi lebih dari dua kelas untuk memberikan sistem informasi yang lebih lengkap kepada masyarakat dan pengunjung taman nasional.

Penelitian-penelitian terdahulu yang digunakan dalam hal klasifikasi objek menggunakan citra atau gambar telah banyak dilakukan. Dalam hal ini, dapat disimpulkan bahwa algoritma *YOLO* memiliki keunggulan dalam hal kecepatan dan akurasi dalam mendeteksi objek berupa gambar maupun video. Hal ini terlihat dari penelitian yang dilakukan oleh (Yuan, 2023) dengan hasil yang baik bahkan saat data latih yang digunakan kurang bagus.

Tabel 2. 1 Rangkuman Penelitian Terdahulu

No	Peneliti	Judul	Objek	Metode	Keterangan
1	Dweepna Garg, Parth Goel, Sharnil Pandya, Amit Ganatra, Ketan Kotecha	A Deep Learning Approach for Face Detection using YOLO	Wajah	YOLO	YOLO berhasil mendeteksi wajah secara real-time dengan akurasi 92,2%, lebih unggul dibandingkan metode tradisional.
2	Daniel Motta, Alex Alisson Bandeira Santos, Ingrid Winkler, Bruna Aparecida, et al.,	Application of convolutional neural networks for classification of adult mosquitoes in the field	Nyamuk <i>Ae. aegypti</i> , <i>Albopictus</i> <i>s.C. quinquefasciatus</i>	CNN (LeNet, AlexNet, GoogleNet)	GoogleNet mencapai akurasi klasifikasi 83,9% selama validasi dan 86,9% selama pengujian, dengan fungsi kerugian sebesar 0,67.
3	Brilian Putra Amiruddin, Rusdhianto Effendi Abdul Kadir	CNN Architectures Performance Evaluation for Image Classification of Mosquito in Indonesia	Nyamuk <i>Aedes</i> , <i>Anopheles</i> <i>s. Mansonia</i> , <i>Culex</i>	CNN (VGG-16, MobileNet2, EfficientNet -B1, NASNetMobile)	MobileNetV2 memberikan hasil terbaik dengan akurasi 80%.

		A Deep Convolutional Neural Network for Classification of Aedes Albopictus Mosquitoes	Aedes Albopictus	CNN	Menggunakan dua model CNN (VGG16, ResNet50) dan visualisasi Grad-CAM untuk menunjukkan fitur yang diekstrak oleh CNN. Mencapai akurasi sebesar 94%
4	Adhane, G., Dehshibi, M. M., & Masip, D	Mohammed, Musharif, Rajakaruna, Pradeep, Kehelpannala, Nirodha Perera, Akila Abeysiri, Lasantha	DenGue CarB: Mosquito Identification and Classification using Machine Learning	<i>Aedes</i> , <i>Anopheles</i> , <i>s</i> , dan <i>Culex</i>	Hasilnya menunjukkan bahwa CNN memiliki akurasi tinggi namun kompleksitas yang tinggi, sementara SVM dan KNN lebih cost-effective.
5	Rangga Gelar Guntara	Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendektsian Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning	Masker Wajah	<i>YOLOv7</i> , <i>YOLOv4</i>	<i>YOLOv7</i> memberikan nilai precision dan recall yang menjanjikan (0,4-0,8, recall maksimum 0,6).

					<i>YOLOv7</i> lebih baik dalam klasifikasi dengan kualitas annotasi gambar rendah. Mencapai mAP sebesar 0.80 pada gambar pelatihan yang diannotasi dengan baik (100%) dan 0.63 pada gambar pelatihan dengan kualitas annotasi hanya 5%.
7	Wenan Yuan	Accuracy Comparison of <i>YOLOv7</i> and <i>YOLOv4</i> Regarding Image Annotation Quality for Apple Flower Bud Classification	Tunas Bunga Apel	<i>YOLOv7</i> , <i>YOLOv4</i>	
8	Desi Anggreani, Lukman	Peningkatan Metode <i>YOLOv7</i> Dengan Proses Augmentasi Image Pada Klasifikasi Jenis Kupu-Kupu	Kupu-kupu	<i>YOLOv7</i>	<i>YOLOv7</i> mencapai mAP sebesar 90%, meningkat 2,97% dibandingkan penelitian sebelumnya.

2.10 Perbedaan Penelitian

Sebagaimana terlihat pada Tabel 2.1 dapat dilihat perbedaan penelitian yang dilakukan dengan penelitian sebelumnya, yaitu pada penelitian yang dilakukan oleh Gelar pada tahun 2023 memiliki kesamaan terhadap algoritma yang digunakan yaitu *You Only Look Once* versi 7 namun perbedaannya terletak pada objek yang digunakan. Gelar menggunakan masker wajah sebagai objek penelitian sedangkan pada penelitian ini menggunakan tiga spesies nyamuk sebagai objek penelitian. Perbedaan lain juga terlihat pada penelitian yang dilakukan oleh Yuan pada tahun 2023 dimana objek yang

digunakan yaitu tunas bunga apel. Begitu juga dengan penelitian yang dilakukan oleh Anggreani D. et al, pada tahun 2023 dimana objek yang digunakan adalah serangga, lebih tepatnya kupu-kupu.

Perbedaan penelitian lain yang dilakukan oleh Amiruddin pada tahun 2020 terletak pada objek penelitian dan metode yang digunakan dalam penelitian. Penelitian tersebut mengklasifikasikan tiga jenis nyamuk yang berbeda, yaitu *Aedes*, *Anopheles*, *Mansonia*, *Culex* dan menggunakan metode CNN dengan membandingkan tiga model yang berbeda, VGG-16, MobileNet2, EfficientNet-B1, dan NASNetMobile yang juga berbeda dengan penelitian ini. Penelitian lain yang dilakukan oleh Adhane G. et al., pada tahun 2021 hanya menggunakan jenis nyamuk *Aedes albopictus* sebagai objek dengan CNN sebagai metode yang digunakan dengan model VGG16.

Penelitian yang dilakukan oleh Musharif M. et al., pada tahun 2020 melakukan klasifikasi terhadap tiga spesies nyamuk, *Aedes*, *Anopheles*, dan *Culex* dengan menggunakan algoritma CNN. Penelitian ini membandingkan penggunaan dua model yang berbeda yaitu VGG16 dan ResNet50.

BAB 3

ANALISIS DAN PERANCANGAN SISTEM

3.1 Dataset yang Digunakan

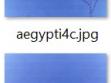
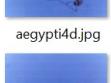
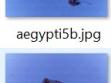
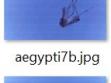
Terdapat beberapa cara lain untuk mengumpulkan citra seluruh tubuh nyamuk. Salah satunya adalah dengan menggunakan perangkap nyamuk yang dilengkapi kamera untuk merekam citra nyamuk secara otomatis saat masuk ke dalamnya. Namun, hal ini memerlukan biaya yang cukup tinggi untuk mempersiapkan peralatan dan perlengkapannya. Selain itu, belum ada komunitas atau individu yang melakukan hal ini, dan juga belum terdapat pengembangbiakan nyamuk di daerah tempat peneliti melakukan studi.

Karena keterbatasan dalam mengumpulkan citra nyamuk, data untuk penelitian ini diperoleh dari empat sumber terbuka di internet. Citra yang digunakan adalah citra berwarna dalam format JPG dan PNG yang dikenal sebagai citra RGB (*Red, Green, Blue*). Dataset pertama diambil dari Mendeley Data dengan judul "Mosquito-on-human-skin" oleh Ong, Song-Quan pada Tahun 2022 dari laboratorium perkembangbiakan WHO yang sudah terakreditasi. Dataset ini mencakup tiga spesies nyamuk (*Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, *Culex quinquefasciatus*) yang terdokumentasikan sedang hinggap pada kulit manusia, dengan jumlah masing-masing spesies sebanyak 250 citra. Dataset kedua juga diambil dari Mendeley Data dengan judul "Dataset of Vector Mosquito Images" oleh Reshma Pise et al pada Tahun 2022. Dataset ini terdiri dari tiga spesies nyamuk, yaitu *Aedes Aegypti* (15 citra), *Anopheles Stephensi* (9 citra), dan *Culex Quinquefasciatus* (20 citra).

Dataset ketiga diambil dari situs terbuka *Kaggle* dari penelitian yang dilakukan oleh Ong, Song-Quan pada Tahun 2020 dengan judul "Aedes Mosquitos Dataset". Dataset ini terdiri dari dua spesies nyamuk, yaitu *Aedes albopictus* sebanyak 510 citra dan *Aedes aegypti* sebanyak 513 citra, yang masing-masing telah melalui proses augmentasi. Dataset keempat juga diambil dari situs terbuka *Kaggle* yang dilakukan oleh Pora W et al pada Tahun 2023 dengan judul "Enhancement of VGG16 model with multi-view and spatial dropout for classification of mosquito vectors". Dataset ini mencakup 6 spesies nyamuk, yaitu *Aedes aegypti* (10147 citra), *Aedes albopictus* (8868 citra), *Aedes vexans* (8140 citra), *Anopheles tessellatus* (7205 citra), *Culex*

quinquefasciatus (9438 citra), *Culex vishnui* (8217 citra), dan *miscellaneous* (9384 citra).

Tabel 3. 1 Data yang Digunakan pada Penelitian

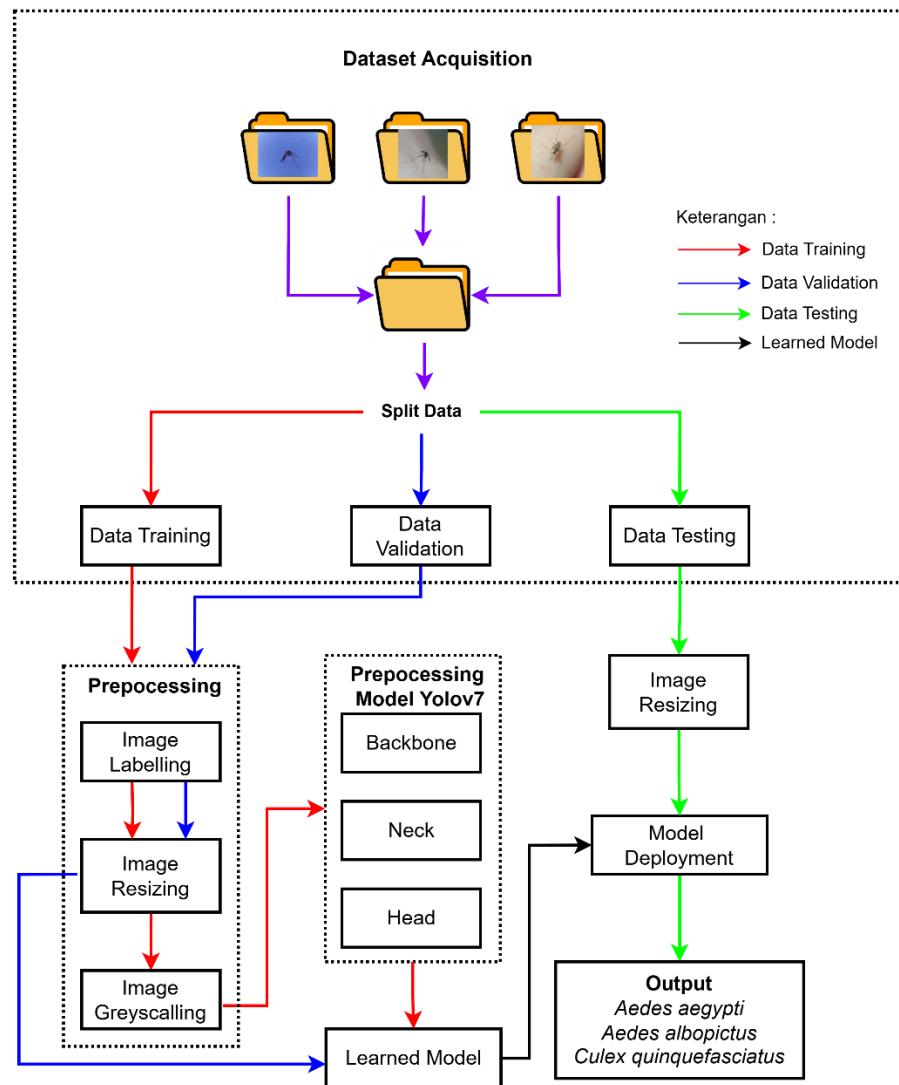
NO	Citra Nyamuk						Jenis Nyamuk
1							<i>Aedes aegypti</i>
							
							
							
							<i>Aedes albopictus</i>
							
							
							



3.2 Analisis Sistem

Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan citra seluruh tubuh nyamuk dari tiga spesies yang berbeda. Selanjutnya, data citra tersebut dibagi menjadi tiga bagian: data *training*, data validasi, dan data *testing*. Proses *training* dimulai dengan tahap *preprocessing* data, yang melibatkan *resize*, *labelling*, dan *greyscaling* agar data citra dapat diproses secara efektif oleh model. Setelah tahap *preprocessing* data selesai, proses dilanjutkan dengan tahap *preprocessing* model YOLOv7. Tahap ini terdiri dari tiga bagian: *backbone*, *neck*, dan *head*. Pada bagian *backbone*, terdapat blok CSP (*cross-stage partial*) dan blok konvolusi yang digunakan untuk mengekstrak fitur-fitur dari gambar. Bagian *neck* terdiri dari blok CSP yang lebih kompleks yang menggabungkan fitur-fitur dari berbagai tingkat resolusi yang diekstrak dari *backbone* menggunakan SPP (*Spatial Pyramid Pooling*). Terakhir, pada bagian *head* terdapat lapisan konvolusi dan lapisan prediksi yang digunakan untuk memproses fitur-fitur dan memprediksi lokasi serta kelas objek di sekitar kotak pembatas, sehingga menghasilkan informasi prediksi lengkap untuk setiap objek yang terdeteksi. Setelah proses *training* selesai, model dievaluasi menggunakan data validasi untuk menilai keakuratannya. Model memberikan prediksi pada data validasi, dan hasil prediksi tersebut dibandingkan dengan *ground truth* menggunakan metrik kinerja yang telah ditentukan.

Setelah mendapatkan model terbaik, model diuji menggunakan data *testing*, yang merupakan data yang tidak pernah dilihat oleh model selama proses *training*. Arsitektur umum penelitian ini dapat dilihat pada Gambar 3.1 yang akan dijelaskan secara rinci selanjutnya.



3.2.1 Pengumpulan dan Pembagian Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini berasal dari empat sumber yang berbeda. Namun, tidak semua citra dari keempat sumber akan digunakan demi menjaga keseimbangan jumlah data pada masing-masing spesies nyamuk yang diteliti. Dataset pertama yang dikumpulkan oleh Ong, Song-Quan pada Tahun 2022 memiliki total 1500 citra, meliputi tiga spesies nyamuk: *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* dengan ukuran citra 224 x 224 piksel. Dalam penelitian ini, hanya 250

citra nyamuk *Aedes aegypti*, 250 citra nyamuk *Aedes albopictus*, dan 250 citra nyamuk *Culex quinquefasciatus* yang digunakan. Dataset kedua, dikumpulkan oleh Reshma Pise et al pada Tahun 2022, terdiri dari 44 citra nyamuk dengan ukuran 3000 x 4000 piksel, yaitu *Aedes Aegypti* (15 citra), *Anopheles Stephensi* (9 citra), dan *Culex Quinquefasciatus* (20 citra). Namun, dalam penelitian ini hanya 15 citra nyamuk *Aedes Aegypti* dan 20 citra nyamuk *Culex quinquefasciatus* yang digunakan. Dataset ketiga, juga dikumpulkan oleh Ong, Song-Quan pada Tahun 2020, memiliki total 1023 citra nyamuk dari spesies *Aedes Aegypti* dan *Aedes albopictus* dengan ukuran 3280 x 2464 piksel. Namun, dalam penelitian ini hanya 360 citra nyamuk *Aedes aegypti* dan 360 citra nyamuk *Aedes albopictus* yang digunakan. Dataset keempat, dikumpulkan oleh Pora W et al pada Tahun 2023, memiliki total 28453 citra nyamuk dengan ukuran 512 x 512 piksel. Namun, dalam penelitian ini hanya 125 citra nyamuk *Aedes Aegypti*, 140 citra nyamuk *Aedes albopictus*, dan 480 citra nyamuk *Culex quinquefasciatus* yang digunakan. Dataset dari berbagai sumber ini digunakan untuk menambah keberagaman data sehingga model dapat melakukan klasifikasi dengan baik.

Total jumlah citra yang digunakan dari keempat sumber yang berbeda adalah 2250, meliputi citra nyamuk *Aedes Aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*. Dataset tersebut kemudian akan dibagi menjadi tiga kelompok secara acak dengan perbandingan masing-masing, yaitu 70% data latih (1575 citra), 20% data validasi (450 citra), dan 10% data uji (225 citra).

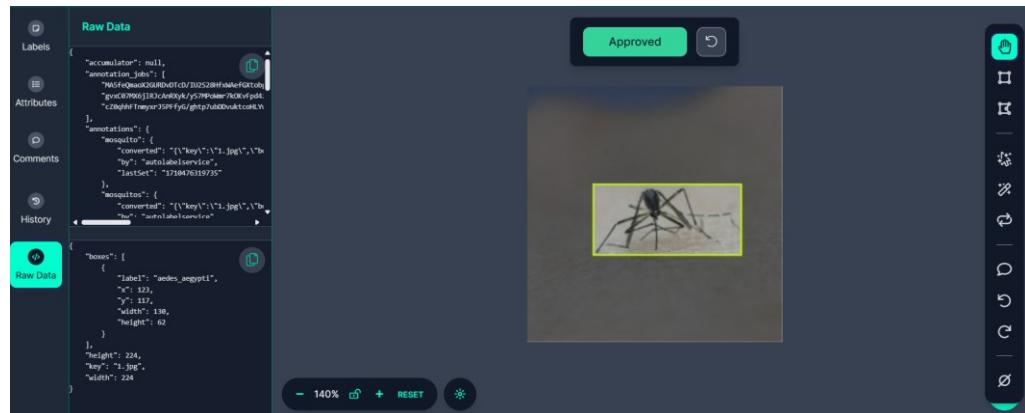
3.2.2 Preprocessing

Pada tahap ini, dataset yang telah dikumpulkan dan dibagi ke dalam kelompok akan dilakukan proses *labelling*, *resizing* dan *greyscalling*. Adapun tahapan prosesnya sebagai berikut:

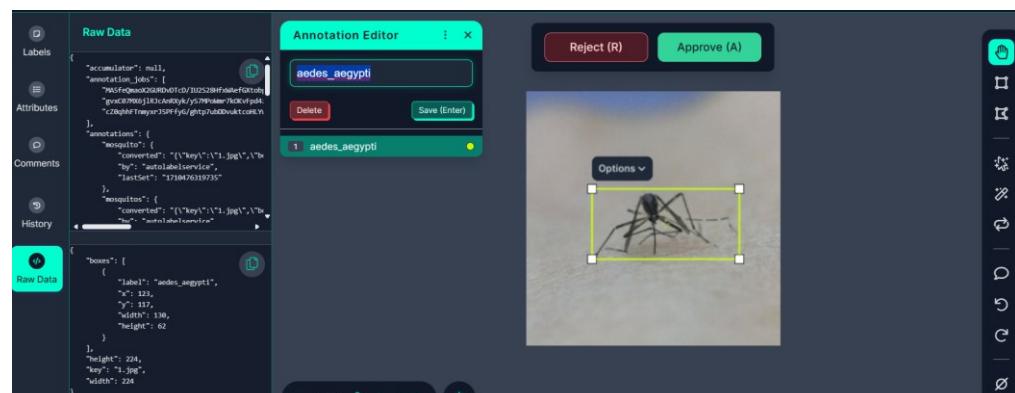
1. *Labelling*

Proses pelabelan ini menggunakan alat yang telah disediakan oleh situs website Roboflow. Proses tersebut akan memberikan label berupa nama kelas untuk setiap citra nyamuk, mencakup tiga kelas: *Aedes Aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*. Selain itu, proses ini juga melibatkan pembuatan kotak pembatas (*bounding box*) untuk mengidentifikasi objek yang terdeteksi, serta pembagian data secara acak untuk data latih, data validasi, dan data uji. Hasil dari proses pelabelan ini kemudian disimpan dalam bentuk folder berupa

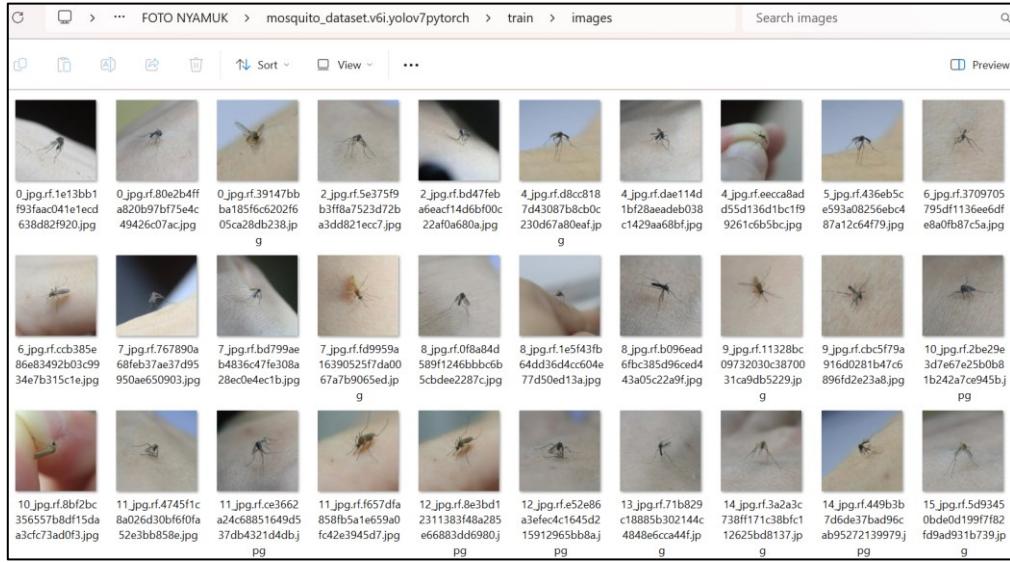
gambar dan diolah menjadi file .txt, yang selanjutnya digunakan untuk proses latih, validasi, dan uji model. Proses pembuatan kotak pembatas dapat dilihat pada Gambar 3.2, sedangkan proses pelabelan dapat dilihat pada Gambar 3.3. Hasil dari proses berupa gambar dapat dilihat pada Gambar 3.4 dan format .txt dapat dilihat pada Gambar 3.5.



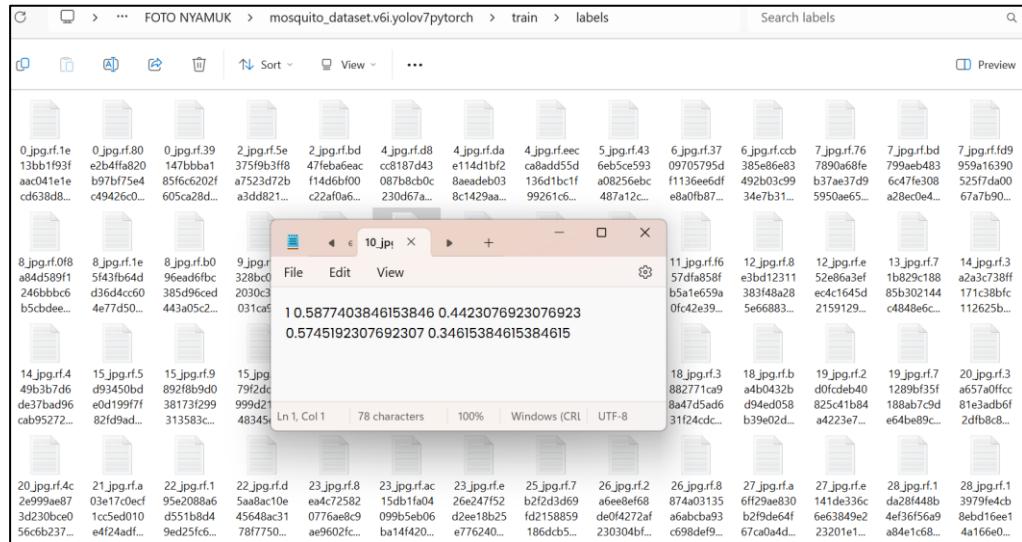
Gambar 3. 2 Objek diberi Bounding box



Gambar 3. 3 Proses Pelabelan Kelas pada Objek



Gambar 3. 4 Folder Data Latih setelah Proses Pelabelan Gambar



Gambar 3. 5 Folder dengan Format .txt

2. *Resizing*

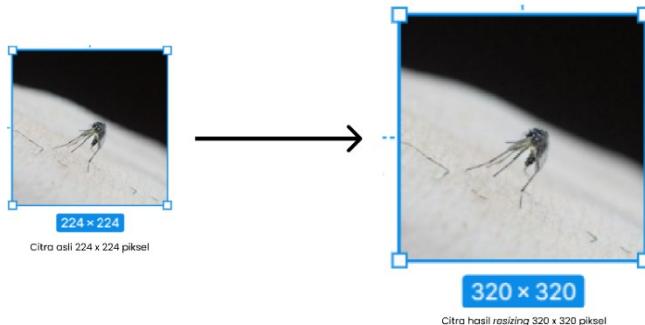
Proses *resizing* adalah proses mengubah dimensi citra menjadi lebih kecil atau lebih besar untuk mempercepat proses deteksi objek dan menghemat ruang penyimpanan. Selain itu, proses *resizing* citra ke dimensi yang lebih kecil dapat mengurangi waktu yang diperlukan untuk melatih dan menguji model. Dalam penelitian ini, semua citra diubah menjadi ukuran 320 x 320 piksel. Proses *resizing* ini dilakukan menggunakan web roboflow. Adapun pseudocode proses *resizing* sebagai berikut:

```

DEFINE Original Dataset (images with annotations)
DEFINE Resized Dataset
FOR each image in Original Dataset:
    READ image file
    RESIZE image to 320x320 dimensions using Roboflow's online tool
    SAVE resized image to Resized Dataset folder
END FOR

```

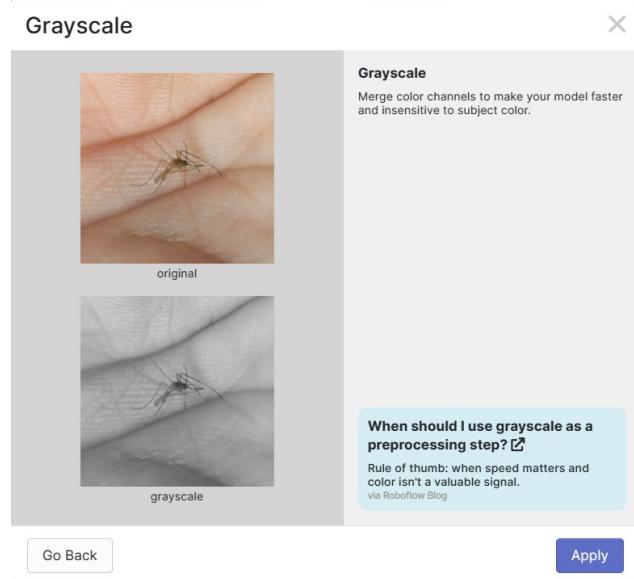
Contoh citra hasil resizing dapat dilihat pada Gambar 3.6.



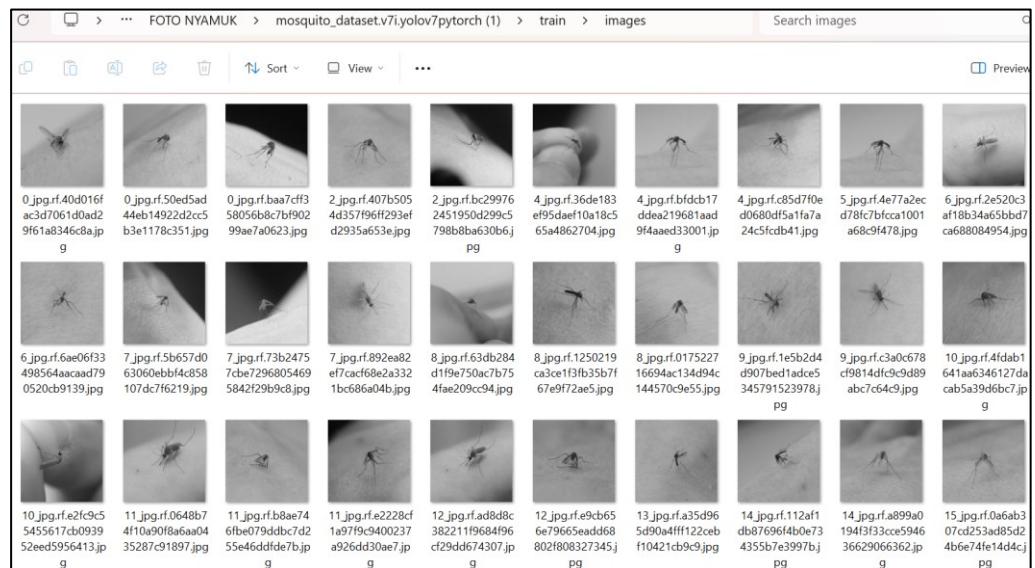
Gambar 3. 6 Contoh Hasil Resizing Image

3. *Greyscaling*

Proses terakhir adalah *greyscaling*, yang diperlukan dalam data pelatihan agar model dapat mempelajari lebih banyak variasi citra, terutama pada citra dengan warna atau latar belakang yang tidak biasa. Pada proses ini, setiap piksel pada gambar diubah menjadi nilai keabuan (*grayscale*) yang hanya memiliki satu saluran warna. Nilai keabuan dihitung dengan mengambil rata-rata dari nilai RGB pada setiap piksel. Adapun hasilnya dapat dilihat pada Gambar 3.8.



Gambar 3. 7 Proses Greyscalling dengan Roboflow



Gambar 3. 8 Hasil Proses Greyscalling

3.2.3 Pre-pocessing Model YOLOv7

Setelah melalui tahapan *preprocessing*, data citra akan diklasifikasikan menggunakan algoritma YOLOv7. Algoritma ini termasuk dalam kategori detektor objek satu tahap yang mampu mengidentifikasi objek berdasarkan kotak pembatas dan mengklasifikasikannya berdasarkan probabilitas kelas yang telah ditentukan. Berikut adalah gambaran umum tentang cara kerja YOLOv7 dalam pendekslsian objek:

1. *Backbone*

Gambar input akan melewati jaringan saraf konvolusi (CNN) yang mendalam untuk mengekstraksi serangkaian peta fitur. Bagian ini terdiri dari blok konvolusi dan blok CSP (*cross-stage partial*). Blok konvolusi bertanggung jawab atas ekstraksi fitur gambar, sementara blok CSP pada *backbone* menggunakan arsitektur CSPDarknet53 untuk meningkatkan kinerja dan efisiensi jaringan. Blok CSP mengintegrasikan fitur dari tahapan yang berbeda untuk menangkap fitur pada berbagai skala.

2. *Neck*

Neck menghubungkan antara *backbone* dan *head*, terdiri dari blok CSP yang lebih dalam dan kompleks. Blok CSP di *neck* bertugas menggabungkan fitur dari berbagai tingkat resolusi yang diekstrak dari *backbone*. Setelah melalui CSPDarknet53 sebagai *backbone*, model YOLOv7 menggunakan *neck* dengan arsitektur SPP (*Spatial Pyramid Pooling*) atau PANet (*Path Aggregation Network*). SPP *neck* mengatasi variasi skala objek dengan menangkap fitur pada berbagai resolusi, sementara PANet *neck* memfasilitasi aliran informasi antar tingkat resolusi.

3. *Head*

Head merupakan tahap terakhir dalam deteksi objek, terdiri dari lapisan konvolusi dan lapisan prediksi. Lapisan konvolusi memproses fitur yang telah diintegrasikan oleh *neck*, sementara lapisan prediksi memprediksi lokasi dan kelas objek. Dengan fungsi aktivasi sigmoid, lapisan prediksi mengestimasi probabilitas keberadaan objek, koordinat kotak pembatas, dan skor kelas objek.

Head menghasilkan informasi prediksi untuk setiap objek yang terdeteksi.

4. Deteksi Objek

Merupakan hasil akhir dari algoritma, berupa serangkaian kotak pembatas dan probabilitas kelas untuk objek yang terdeteksi dalam gambar input.

5. Non Maximum Supression

Non Maximum Supression merupakan tahapan akhir dari proses pendekripsi citra. Dimana pada tahapan ini algoritma menghapus bounding box yang redundant dan menampilkan hanya satu bounding box terbaik. Adapun contohnya dapat dilihat pada Gambar 3.9 dan 3.10.



Gambar 3. 9 Sebelum NMS



Gambar 3. 10 Sesudah NMS

3.2.4 Model yang telah Dilatih (Model YOLOv7)

Model telah melalui proses pelatihan yang melibatkan penyajian model dengan sejumlah besar data pelatihan berisi citra dan label yang menunjukkan lokasi dan kelas objek dalam gambar. Selama pelatihan, model menyesuaikan parameter internalnya untuk memahami pola-pola dalam data pelatihan, termasuk penyesuaian bobot dan bias lapisan-lapisan konvolusi, *neck*, dan *head* agar menghasilkan prediksi yang akurat. Hasil dari proses pelatihan adalah model yang terbentuk dalam format .pt menggunakan library PyTorch. Selama pelatihan YOLOv7, beberapa model terbentuk, termasuk model terakhir (last) dan model terbaik (best). Model terbaik yang akan digunakan untuk evaluasi adalah model best. Kinerja model dievaluasi berdasarkan seberapa baik prediksi model sesuai dengan *ground truth* (anotasi sebenarnya) pada data uji. Berikut proses pelatihan model YOLOv7:

1. Clone Repository Github dan Install Requirement

Pada tahap ini dilakukan proses mengkloning repository github YOLOv7 milik WongKiyu dan menginstall semua package yang dibutuhkan dalam requirement. Pytorch dan Cuda harus diinstall untuk memulai proses deteksi menggunakan YOLOv7. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 3.9.

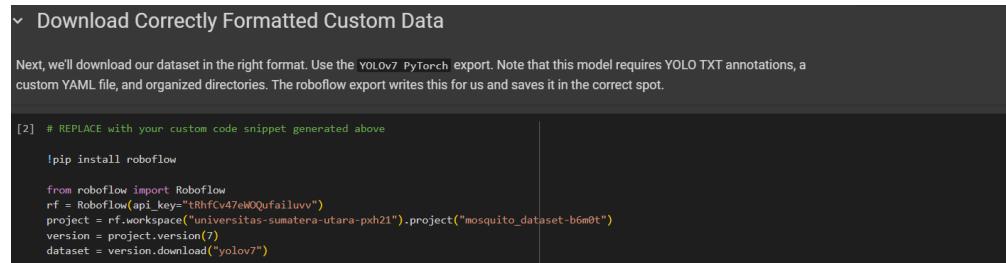
```
# Download YOLOv7 repository and install requirements
!git clone https://github.com/WongKinYiu/yolov7
%cd yolov7
!pip install -r requirements.txt

➡ Cloning into 'yolov7'...
remote: Enumerating objects: 1197, done.
remote: Total 1197 (delta 0), reused 0 (delta 0), pack-reused 1197
Receiving objects: 100% (1197/1197), 74.23 MiB | 26.16 MiB/s, done.
Resolving deltas: 100% (519/519), done.
/content/yolov7
```

Gambar 3. 11 Clone Repository Github dan Install Requirement

2. Menambahkan Dataset

Tahapan ini untuk menambahkan dataset yang akan digunakan dalam proses training model. Dalam direktori dataset tersebut akan berisi direktori folder untuk pelatihan, validasi, dan testing serta data.yaml yang berisi nama kelas yang tersedia, serta jumlah kelas yang akan digunakan. Proses ini dapat dilihat pada Gambar 3.10.



```

    ↘ Download Correctly Formatted Custom Data

Next, we'll download our dataset in the right format. Use the YOLOv7 PyTorch export. Note that this model requires YOLO TXT annotations, a custom YAML file, and organized directories. The roboflow export writes this for us and saves it in the correct spot.

[2] # REPLACE with your custom code snippet generated above
!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="thhfCv47eWQufailuvu")
project = rf.workspace("universitas-sumatera-utara-pxh21").project("mosquito_dataset-b6m0t")
version = project.version(7)
dataset = version.download("yolov7")

```

Gambar 3. 12 Download Dataset

3. Training Model

Dari total 2.250 data citra nyamuk, 70% atau sebanyak 1.575 data citra nyamuk digunakan sebagai data latih dalam proses *training* model untuk menentukan nilai *batch size*, nilai *epoch*, dan ukuran atau *size* yang tepat dan akan menghasilkan *learned model*. Perlu diketahui dalam melakukan proses data training yang digunakan lebih banyak dibandingkan dengan data uji agar meningkatkan kompleksitas algoritma pembelajaran untuk memetakan ciri gambar yang beragam. Adapun pseudocode dari hasil proses training sebagai berikut:

```

DEFINE dataset_location
DEFINE weights_path
DEFINE model_config_path

FUNCTION train_model():
    SET img_size to 320
    SET batch_size to 150
    SET number_of_epoch to 64

    SET data_path to '/dataset_location/data.yaml'
    SET config_path to '/models/yolo7.yaml'
    SET weights to ''

    SET model_name to "train"
    SET cache_enabled to True

    EXECUTE train.py script with:

```

```

image_size is img_size
batch_size is batch_size
epoch is number_of_epoch

data is data_path
cfg is config_path
weights is weights

name is model_name
cache is cache_enabled

CALL train_model() function

```

4. Testing Model

Setelah melakukan proses training diatas, maka selanjutnya model yang telah belajar (*learned model*) akan diuji untuk mengetahui apakah sistem atau model yang sudah dilatih sebelumnya sudah dapat mendeteksi spesies nyamuk serta akan dilakukan perhitungan akurasi yang akan didapatkan dari hasil pengujian dengan menggunakan metode YOLOv7 ini sehingga dapat dilihat hasil kinerja dari model yang dihasilkan. Adapun pseudocode dari hasil proses testing sebagai berikut:

```

DEFINE source
DEFINE weights_path
DEFINE model_config_path

FUNCTION detect():
    SET save_img to False
    SET img_size to 320
    SET batch_size to 64

    INITIALIZE logging
    SET device

    LOAD model with weights from weights_path

    GET names from model
    SET colors to random colors for each name

    INITIALIZE detected_mosquito_types as empty list

    FOR each image in dataset:
        PROCESS image (convert to tensor, normalize, etc.)
        APPLY non_max_suppression to predictions

        IF detections exist:
            FILTER and rescale boxes
            SAVE detections to file and draw on image
            ADD detected mosquito type to list

    SAVE first detected mosquito type to output.txt

CALL detect() function

```

3.2.5 Uji Validasi Model

Pada tahap ini, dilakukan evaluasi kinerja model di luar data pelatihan dan menentukan sejauh mana model dapat menggeneralisasi informasi dari data yang belum pernah dilihat. Model memberikan prediksi pada data validasi, dan hasil prediksi dibandingkan dengan *ground truth* (anotasi yang sebenarnya). Kinerja model dievaluasi menggunakan metrik kinerja. Metrik ini memberikan gambaran tentang sejauh mana model mampu melakukan tugas yang diberikan. Metrik kinerja yang umum digunakan termasuk:

1. Akurasi

Sejauh mana model benar-benar mengklasifikasikan data diukur oleh akurasi.

Untuk menghitungnya, rasio jumlah sampel yang diklasifikasikan dengan benar dibagi dengan total sampel. Dapat dilihat pada persamaan (4).

$$Akurasi = \frac{\text{Jumlah Prediksi Benar}}{\text{Total Sampel}} \quad (4)$$

2. Presisi

Seberapa sering prediksi positif model benar-benar positif menunjukkan kemampuan model untuk mengurangi jumlah kesalahan positif palsu. Dapat dilihat pada persamaan (5).

$$Presisi = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} - \text{False Positives}} \quad (5)$$

3. Recall

Recall menunjukkan seberapa baik model mampu mengidentifikasi semua instance positif yang sebenarnya. Ini menunjukkan seberapa baik model meminimalkan kesalahan positif yang salah. Dapat dilihat pada persamaan (6).

$$Recall = \frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} - \text{False Negatives}} \quad (6)$$

4. F1 - Score

F1-score menunjukkan keseimbangan antara presisi dan recall, memberikan gambaran umum tentang kinerja model dengan mempertimbangkan keseimbangan antara keduanya.

$$F1 - Score = 2 \times \frac{Presisi \times Recall}{Presisi + Recall} \quad (7)$$

5. Mean Average Precision (mAP)

Metrik yang umum digunakan dalam mengevaluasi kinerja model dalam deteksi objek adalah *mean average precision* (mAP). Setiap gambar dalam masalah deteksi objek dapat memiliki objek dari kelas yang berbeda-beda. Nilai mAP berkisar antara 0 hingga 1, dan semakin tinggi nilai mAP, maka semakin baik performa model tersebut. Nilai mAP dapat dihitung dengan mengambil rata-rata nilai AP (*average precision*) dari setiap kelas. Deteksi dianggap *true positive* hanya jika nilai mAP sama dengan atau lebih besar 0.50 yang merupakan nilai IoU (*Intersection of Union*). IoU merupakan metrik yang digunakan dalam mengevaluasi akurasi model deteksi objek. IoU mengukur tumpang tindih antara prediksi kotak pembatas dari model dan kotak pembatas sebenarnya. Ini memberikan indikasi seberapa baik model mendekripsi objek dalam gambar.

3.2.6 Pengujian Model

Proses pengujian model adalah tahapan yang dilakukan setelah proses pelatihan untuk mengevaluasi kinerja model dalam mengklasifikasikan data. Data uji terdiri dari total 225 citra untuk setiap spesies nyamuk secara acak. Setiap citra dalam data uji akan melalui tahap preprocessing sebelum dijadikan input untuk proses preprocessing model YOLOv7. Pada tahap ini, fitur-fitur akan diekstraksi dari citra dan digunakan untuk mengklasifikasikan spesies nyamuk. Hasil dari pengujian ini akan mengukur seberapa baik model dalam melakukan klasifikasi pada data uji.

3.2.7 Hasil Klasifikasi

Keluaran atau hasil dari sistem yang telah dibuat merupakan informasi berupa citra nyamuk yang hendak di klasifikasi, nama nyamuk yang telah diklasifikasi oleh sistem,

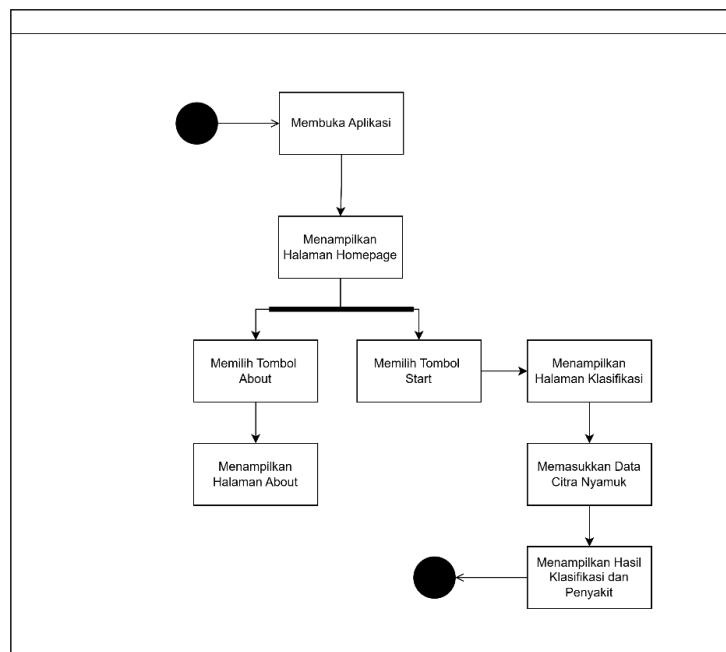
yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* dan nama penyakit yang disebabkan oleh spesies nyamuk tersebut.

3.3 Perancangan Antarmuka Sistem

Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai desain antarmuka sistem untuk klasifikasi jenis nyamuk berdasarkan citra seluruh tubuh nyamuk menggunakan metode *You Only Look Once* versi 7. Tujuannya adalah untuk memberikan gambaran kepada pengguna tentang aplikasi dan memudahkan pengguna dalam menggunakannya. Sistem ini dibangun dalam platform web dan terdiri dari empat tampilan, yaitu *homepage*, halaman klasifikasi, halaman hasil klasifikasi, dan halaman *about*.

3.3.1 Activity Diagram

Activity diagram atau diagram aktivitas adalah diagram yang menunjukkan suatu proses dari sebuah sistem atau aplikasi. Dengan adanya diagram ini, pengguna lebih mudah memahami alur atau langkah kerja dari suatu pekerjaan ke pekerjaan lain dalam aplikasi tersebut. Diagram aktivitas dapat dilihat pada Gambar 3.13.

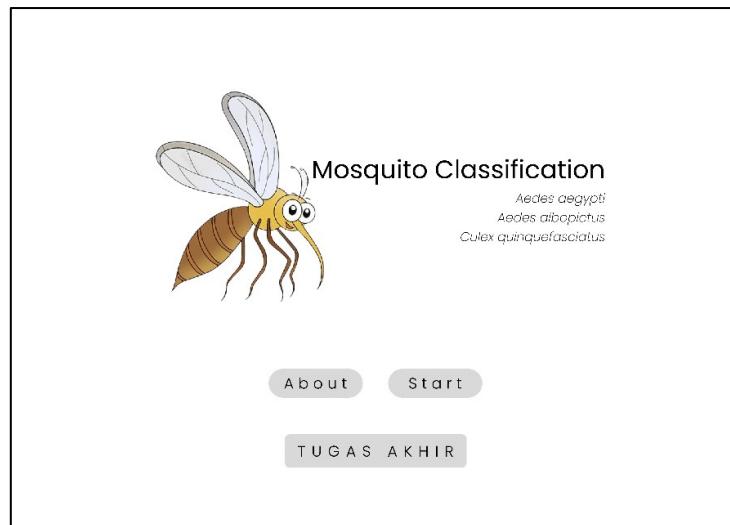


Gambar 3. 13 Activity Diagram

3.3.2 Rancangan Tampilan Homepage

Tampilan *homepage* merupakan halaman pertama yang dilihat oleh pengguna saat membuka sistem. Halaman ini terdiri dari judul aplikasi (penelitian) dan tombol yang

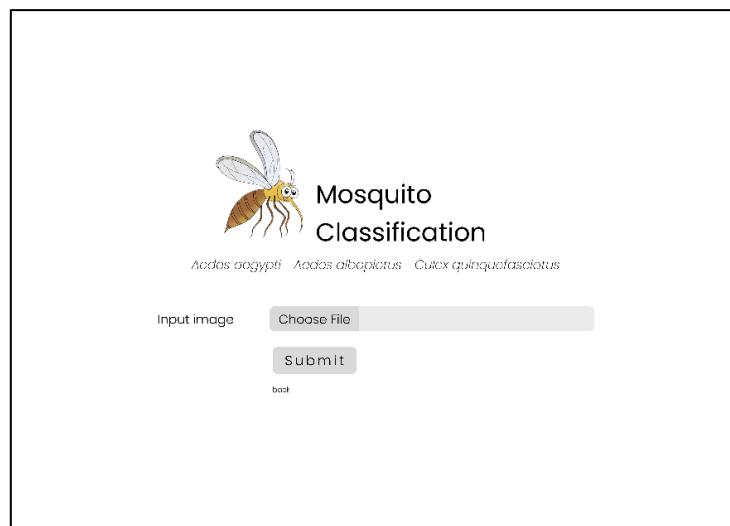
mengarahkan pengguna ke halaman klasifikasi. Rancangan tampilan Homepage dapat dilihat pada Gambar 3.14.



Gambar 3. 14 Rancangan Tampilan Homepage

3.3.3 Rancangan Tampilan Halaman Klasifikasi

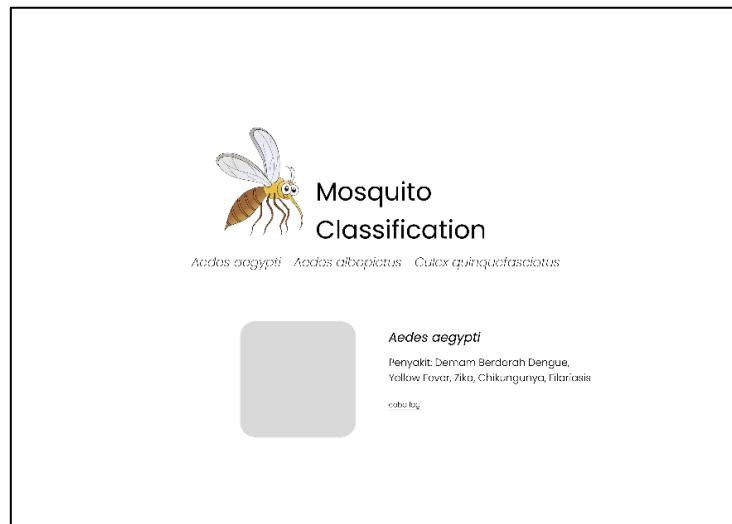
Tampilan halaman klasifikasi merupakan halaman di mana pengguna dapat memasukkan data citra nyamuk yang akan diklasifikasikan oleh sistem. Halaman ini, memiliki kolom untuk memasukkan citra nyamuk dan tombol untuk mengirimkan dan memulai proses klasifikasi. Rancangan tampilan halaman klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.15.



Gambar 3. 15 Rancangan Tampilan Halaman Klasifikasi

3.3.4 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi

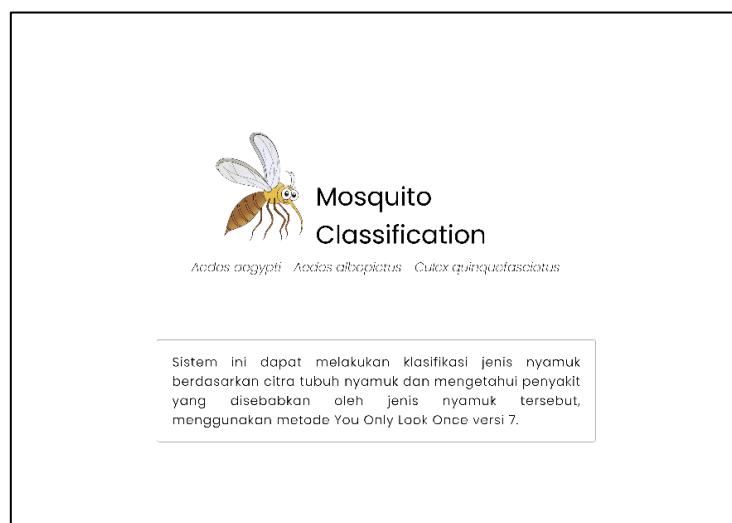
Tampilan halaman hasil klasifikasi adalah halaman dimana pengguna akan dapat melihat hasil klasifikasi nyamuk dari citra nyamuk yang telah diinput sebelumnya. Hasilnya berupa gambar nyamuk dan spesies nyamuk serta nama penyakit yang disebabkan oleh spesies nyamuk tersebut. Gambaran dari rancangan tampilan halaman hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.16.



Gambar 3. 16 Rancangan Tampilan Halaman Hasil Klaifikasi

3.3.5 Rancangan Tampilan Halaman About

Tampilan halaman *about* merupakan halaman yang berisi informasi untuk pengguna mengenai sistem dan tujuan dari sistem tersebut dibuat. Gambaran dari rancangan tampilan halaman hasil klasifikasi dapat dilihat pada Gambar 3.17.



Gambar 3. 17 Rancangan Tampilan Halaman About

BAB 4

IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN SISTEM

4.1 Implementasi Sistem

Bagian ini membahas penerapan algoritma *You Only Look Once* versi 7 dalam sebuah sistem berbasis web untuk mengklasifikasikan jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk. Selain perangkat keras, diperlukan pula perangkat lunak pendukung antara lain:

4.1.1 Perangkat Keras dan Perangkat Lunak

Tabel 4.1 dan 4.2 menunjukkan perangkat keras dan perangkat lunak yang digunakan dalam penelitian ini.

Tabel 4. 1 Spesifikasi Perangkat Keras

Perangkat Keras	Laptop Asus VivoBook X415JP Processor Intel(R) Core™ i5-1035G1 @ 1.00GHz 8 Gb RAM 477 Gb SSD
------------------------	---

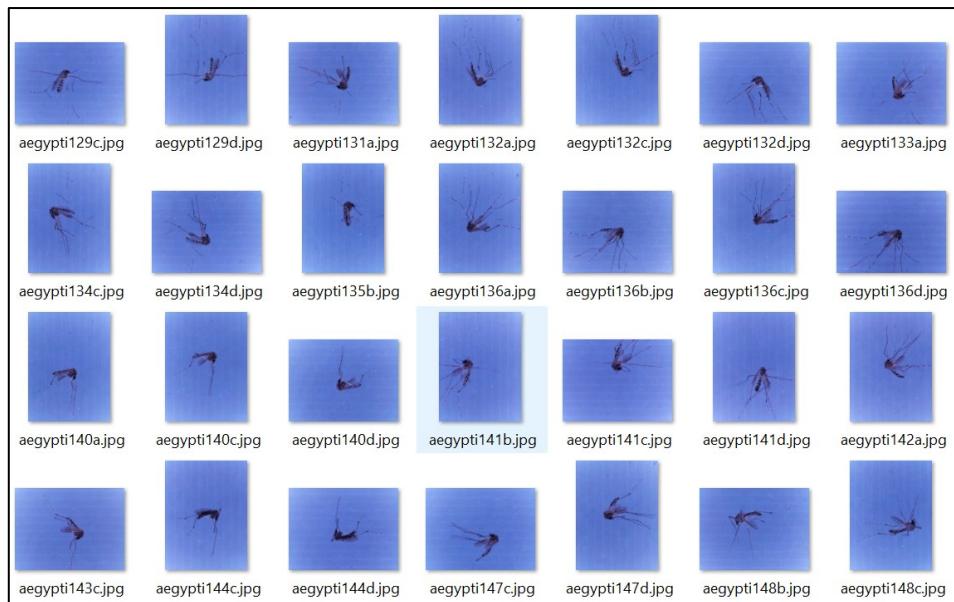
Tabel 4. 2 Spesifikasi Perangkat Lunak

Perangkat Lunak	OS Windows 11 Home 64-bit Google Collab GPU NVIDIA CUDA Version: 11.8 Python 3.10.12
------------------------	--

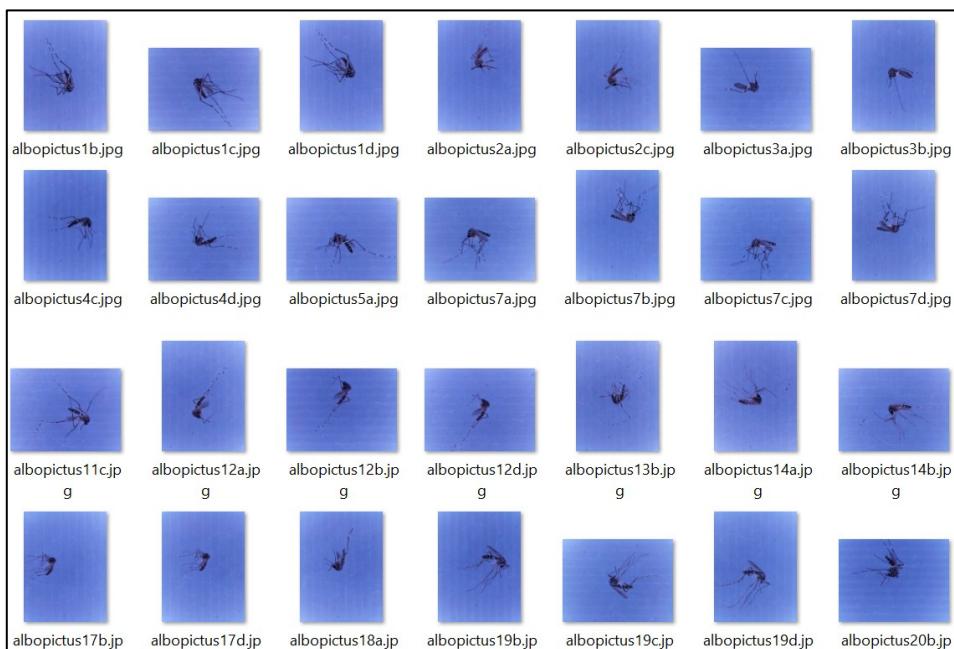
4.1.2 Implementasi Data

Penelitian ini menggunakan gambar tubuh nyamuk *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* dari empat sumber terbuka. Ada 2.250 foto nyamuk dengan berbagai ukuran, dengan 750 foto untuk spesies *Aedes aegypti*, 750 foto untuk *Aedes*

albopictus, dan 750 foto untuk *Culex quinquefasciatus*. Gambar 4.1, 4.2, dan 4.3 menunjukkan data gambar.



Gambar 4. 1 Citra Nyamuk *Aedes aegypti*



Gambar 4. 2 Citra Nyamuk *Aedes albopictus*



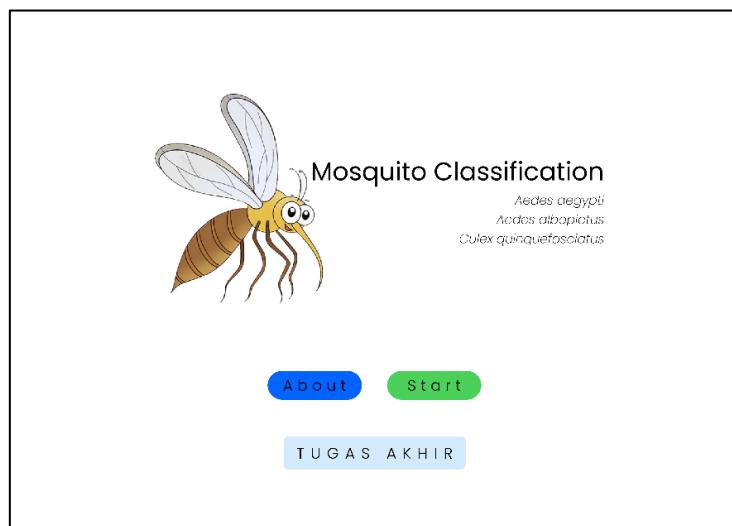
Gambar 4. 3 Citra Nyamuk *Culex quinquefasciatus*

4.1.3 Implementasi Perancangan Antarmuka

Implementasi dari perancangan antarmuka yang sudah ditunjukkan dan dibahas pada bab sebelumnya, yaitu:

1. Halaman *Homepage*

Halaman *homepage* merupakan halaman awal ketika pengguna menggunakan sistem. Halaman ini berisi judul dari sistem *Mosquito Classification*, tombol *about* yang akan mengarahkan pengguna ke halaman tentang sistem dan tujuan sistem dibuat, dan tombol *start* yang akan mengarahkan pengguna ke halaman klasifikasi.



Gambar 4. 4 Tampilan Halaman Homepage

2. Halaman Klasifikasi

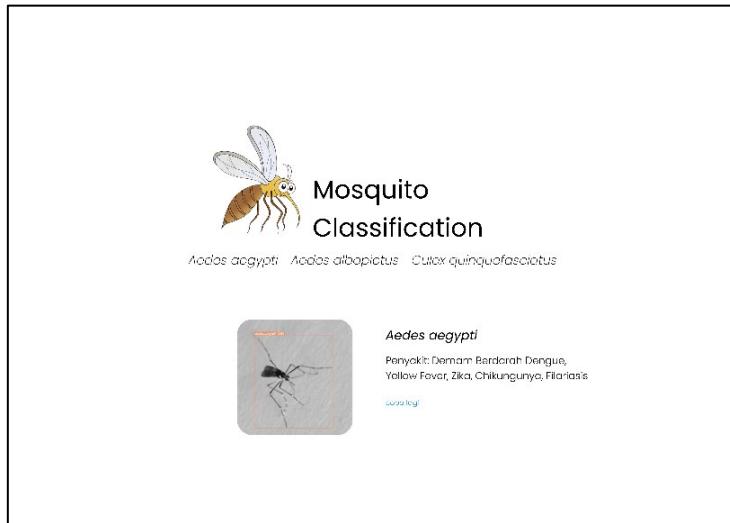
Halaman klasifikasi adalah halaman yang ditujukan ke pengguna setelah menekan tombol *start* pada halaman *homepage*. Pada halaman ini, pengguna bisa memasukkan gambar berupa citra nyamuk yang akan diklasifikasikan. Terdapat tombol *choose file* untuk memasukkan gambar dan tombol *submit* untuk mengirimkan gambar ke sistem agar bisa diproses oleh sistem.



Gambar 4. 5 Tampilan Halaman Klasifikasi

3. Halaman Hasil Klasifikasi

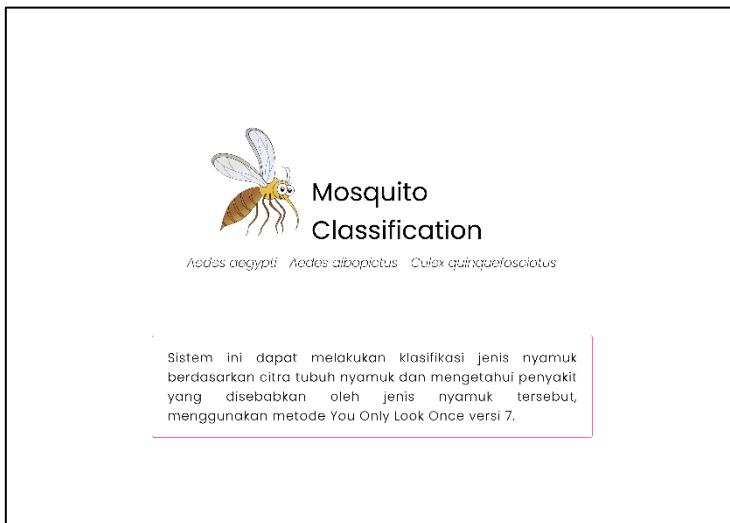
Halaman hasil klasifikasi adalah halaman yang ditujukan ke pengguna ketika proses klasifikasi citra nyamuk telah selesai dilakukan oleh model. Pengguna dapat melihat gambar nyamuk yang telah dimasukkan sebelumnya di halaman klasifikasi, nama jenis nyamuk yang diklasifikasikan, dan nama penyakit yang dibawa oleh nyamuk tersebut.



Gambar 4. 6 Tampilan Halaman Hasil Klasifikasi

4. Halaman *About*

Halaman *about* merupakan halaman yang ditujukan ke pengguna, jika pengguna menekan tombol *about* di halaman *homepage*. Halaman ini berisi informasi sistem dan tujuan sistem dibuat agar pengguna memahami kegunaan dari aplikasi tersebut.



Gambar 4. 7 Tampilan Halaman About

4.2 Pelatihan dan Pengujian Sitem

Data citra yang sudah melewati proses processing, selanjutnya model akan mempelajari ciri khas dari setiap objek menggunakan metode YOLOv7. Proses ini dilakukan dengan menggunakan platform online *Google Collaboratory* yang dapat dilihat pada Gambar 4.8. *Google Collaboratory* sudah mendukung penggunaan framework pytorch dan

runtime GPU NVIDIA yang sudah didukung oleh CUDA secara gratis dengan ketentuan *runtime* 12 jam per harinya dan dapat di *upgrade* dengan berlangganan *Google Collaboratory Pro*. Output model yang dihasilkan akan berekstensi .py. Proses ini juga menggunakan *repository* YOLOv7 yang disediakan dan dapat di clone melalui GitHub WongKiyu. Ukuran gambar yang digunakan adalah 416.

```

# REPLACE with your custom code snippet generated above
!pip install roboflow

from roboflow import Roboflow
rf = Roboflow(api_key="tKhfcV47ekWQqufailuvv")
project = rf.workspace("universitas-sumatera-utara-pxh21").project("mosquito_dataset-b6m0t")
version = project.version(7)
dataset = version.download("yolov7")

```

Requirement already satisfied: roboflow in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (1.1.28)
Requirement already satisfied: certifi==2023.7.22 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (2023.7.22)
Requirement already satisfied: chardet==4.0.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (4.0.0)
Requirement already satisfied: cycler==0.10.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (0.10.0)
Requirement already satisfied: idna==2.10 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (2.10)
Requirement already satisfied: kiwisolver>=1.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (1.4.5)
Requirement already satisfied: matplotlib in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (3.7.1)
Requirement already satisfied: numpy<1.18.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (1.23.5)
Requirement already satisfied: opencv-python-headless==4.8.0.74 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from roboflow) (4.8.0.74)

Gambar 4. 8 Proses Training dengan Google Collaboratory

Dalam melakukan proses *training*, dilakukan beberapa percobaan menggunakan kombinasi nilai epoch dan batch size untuk mendapatkan akurasi terbaik. Adapun hasil percobaan proses training dapat dilihat pada tabel 4.3.

Tabel 4. 3 Hasil Percobaan Proses Training

Epoch	Batch Size	mAP-50	Recall	Precision	Box_loss
100	8	0.896	0.835	0.856	0.0218
150	8	0.893	0.876	0.764	0.02519
200	8	0.926	0.857	0.87	0.0215
100	16	0.93	0.893	0.837	0.02413
150	16	0.821	0.834	0.764	0.02542
200	16	0.897	0.866	0.823	0.02982
100	32	0.947	0.883	0.917	0.02221
150	32	0.963	0.919	0.923	0.02472
200	32	0.928	0.878	0.878	0.3286

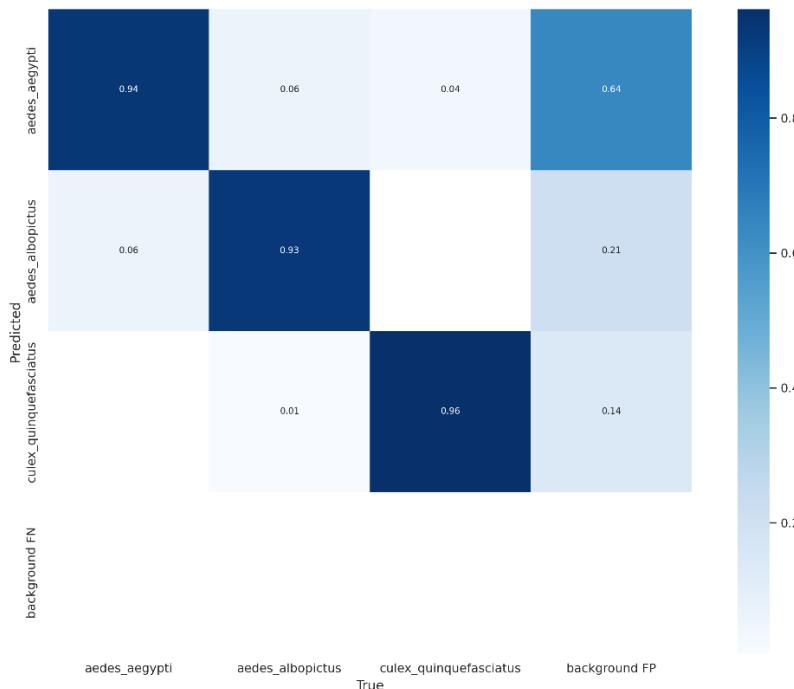
Dalam proses pelatihan terakhir, eksperimen dengan kombinasi epoch 200 dan batch size 32 dihentikan karena keterbatasan kapasitas memori yang menyebabkan

pesan kesalahan 'cuda out of memory'. Adapun percobaan lain dilakukan untuk mengatasi masalah 'cuda out of memory' saat mencoba proses training dengan menggunakan batch size 64 adalah dengan memperkecil ukuran gambar pada dataset yang digunakan. Hasil percobaan dengan menggunakan beberapa ukuran gambar dengan batch size 64 dapat dilihat pada tabel 4.4. Pada tabel tersebut dapat dilihat bahwa hasil terbaik didapat dengan kombinasi epoch 150 dan batch size 64 dengan *image size* 320x320 yang memiliki nilai presicion sebesar **0.933**, artinya model yang dilatih mampu mendeteksi dengan cukup akurat dikarenakan presisi mengukur seberapa banyak dari prediksi positif yang benar-benar relevan. Adapun recall sebesar **0.955**, yang menunjukkan jumlah bahwa model dapat mengingat atau mengidentifikasi semua hasil positif yang sebenarnya dan mAP-50 sebesar **0.970**, yaitu menunjukkan jumlah dimana model dapat mengenali objek dengan ketepatan yang ditentukan oleh nilai treshold. Proses training dengan kombinasi ini memakan waktu sebanyak 2 jam 14 menit.

Tabel 4. 4 Hasil Percobaan dengan Batch Size 64 dengan berbagai Ukuran Gambar

Image size	Epoch	Batch Size	mAP-50	Recall	Precision	Box loss
224x224	50		0.959	0.929	0.9	0.02238
	100		0.962	0.956	0.925	0.02009
256x256	50		0.967	0.92	0.932	0.02135
	100		0.964	0.94	0.9	0.01891
280x280	50		0.941	0.88	0.863	0.02083
	100		0.91	0.94	0.952	0.01925
300x300	50		0.875	0.933	0.952	0.02181
	100		0.937	0.92	0.961	0.01887
320x320	50		0.938	0.904	0.868	0.02166
	100		0.976	0.953	0.947	0.01903
	150		0.970	0.955	0.933	0.01808

Dari tabel 4.4 dapat dilihat bahwa kombinasi *image size* 320x320 epoch 150 dan batch size 64 memberikan model dengan kinerja terbaik. Batch size merupakan jumlah data yang diproses dalam satu iterasi pelatihan, dan pilihannya harus disesuaikan dengan model untuk menghindari ketidakstabilan model jika batch size terlalu kecil atau mengakibatkan kelebihan memori (*memory overflow*) jika batch size terlalu besar. Epoch menentukan berapa kali model melalui seluruh dataset, dan pemilihan jumlah yang tepat penting untuk menghindari *overfitting* dimana model menjadi terlalu khusus pada dataset pelatihan atau mengakibatkan *underfitting*, dimana model tidak mampu mengekstraksi pola yang cukup dari data (Purwati, 2023).



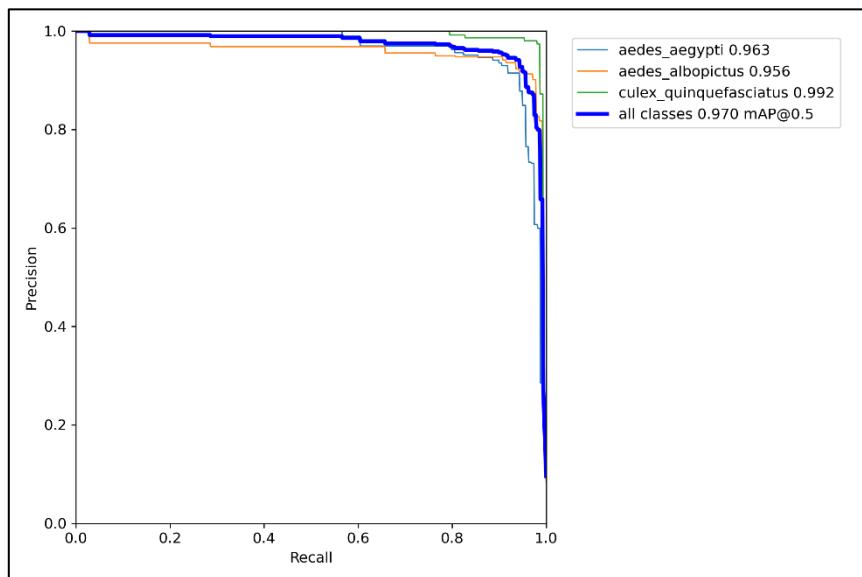
Gambar 4. 9 Confusion Matrix pada Epoch 150 dengan Batch Size 64

Pada Gambar 4.9 merupakan *confusion matrix* yang dihasilkan dari proses training dengan kombinasi epoch 150 dan batch size 64 dengan ukuran gambar 320x320. Dapat dilihat bahwa confusion matrix menggambarkan performa model dalam mengklasifikasikan tiga jenis nyamuk, yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus*. Dalam matriks ini, baris menunjukkan label prediksi dan kolom menunjukkan label aktual atau sebenarnya dari data. Setiap kotak terdapat angka dan juga warna, dimana semakin tinggi angka dan semakin gelap warna yang terdapat dalam kotak menunjukkan hasil yang tinggi.

Total data yang digunakan selama pelatihan adalah 1.575 data yang dibagi secara rata untuk ketiga jenis nyamuk. Untuk jenis nyamuk *Aedes aegypti*, model berhasil memprediksi dengan benar sebesar 0,94 atau 94% dari total data citra nyamuk *Aedes aegypti*. Namun ada total 0,06 atau 6% dari *Aedes aegypti* yang diprediksi salah sebagai *Aedes albopictus*. Begitu juga dengan jenis nyamuk *Aedes albopictus* dan *Culex quinquefasciatus*. Kemudian terdapat *background FN* dan *background FP*. Dimana *background FN* menunjukkan seberapa sering model gagal mendeteksi nyamuk yang sebenarnya ada dan menganggapnya sebagai background. Dan pada gambar terlihat bahwa model tidak menghasilkan *False Negatives* untuk *background*. Ini berarti model tidak mengabaikan *background* dan mengklasifikasikannya dengan benar sebagai

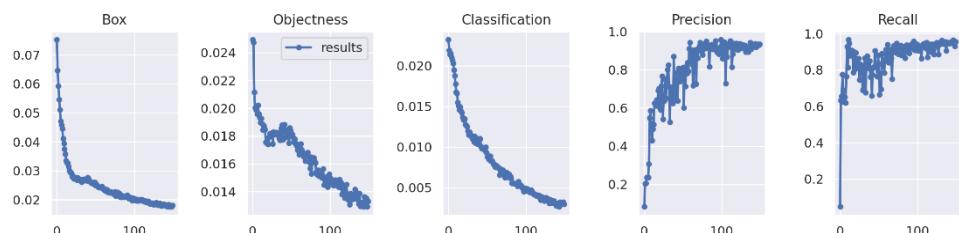
bukan nyamuk. Sedangkan *background FP* merupakan *background* yang dianggap sebagai salah satu dari tiga jenis nyamuk. Sebagai contoh, ada 0.64 dari prediksi *background* yang salah dianggap sebagai *Aedes aegypti*.

Pada Gambar 4.10 merupakan hasil grafik hubungan antara *precision* dan *recall* pada threshold yaitu nilai *recall* pada x-axis dan *precision* pada y-axis. Nilai akurasi 0.970 adalah nilai akurasi model terbaik dari beberapa kali epoch yang dilakukan saat training. Hasil model akan tersimpan dengan dua output yaitu best.pt dan last.pt setelah training selesai dilakukan.



Gambar 4. 10 Grafik Hubungan antara Precission dan Recall

Pada Gambar 4.11 menampilkan beberapa grafik yang menunjukkan performa model dari beberapa aspek selama proses pelatihan. Terdapat grafik *box_loss*, *obj_loss*, *class_loss*, *precision*, dan *recall*. Untuk *box_loss*, *obj_loss*, dan *class_loss* semakin menurun, maka performa model semakin baik sedangkan *precision*, dan *recall* semakin tinggi maka semakin bagus model dalam memprediksi objek.



Gambar 4. 11 Grafik *box_loss*, *obj_loss*, *class_loss*, *precision*, dan *recall*

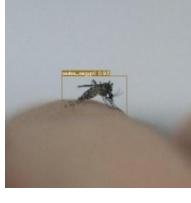
4.3 Hasil Uji

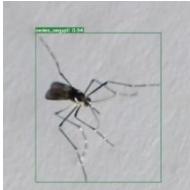
Pada tahap ini, pengujian sistem dilakukan dengan menggunakan model terbaik untuk mengetahui kemampuan model dalam klasifikasi jenis nyamuk berdasarkan citra tubuh nyamuk. Pengujian model ini dilakukan dengan data uji yang belum pernah dipakai oleh model. Data uji yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 225 citra yang merupakan 10% dari total citra yang dikumpulkan dengan citra masing – masing jenis nyamuk berjumlah 75 citra untuk nyamuk *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *culex quinquefasciatus*. Hasil uji klasifikasi dengan sistem dapat dilihat pada Tabel 4.5.

Tabel 4. 5 Hasil Uji menggunakan 30 Data Uji

No	Citra	Aktual	Sistem	Hasil
1		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
2		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
3		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
4		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

5		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
6		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
7		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Aedes Culex quinquefasciatus</i>	Benar
8		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
9		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
10		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

11		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
12		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
13		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
14		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
15		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
16		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

17		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
18		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
19		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
20		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
21		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
22		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

23		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Salah
24		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
25		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
26		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
27		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
28		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

29		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
30		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

Pada Tabel 4.5 merupakan hasil uji sistem dengan menggunakan 30 data uji dari total data uji yang digunakan. Dari 30 data uji yang telah dilakukan pada sistem, dapat dilihat bahwa sistem melakukan satu kali kesalahan deteksi objek. Untuk mengukur performa sistem dapat dilakukan dengan menggunakan *confusion matrix*. *Confusion matrix* akan memberikan hasil prediksi dari data yang diuji pada sistem dengan menampilkan nilai dari *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative*. *Confusion matrix* hasil prediksi jenis nyamuk pada penelitian ini dapat dilihat pada Tabel 4.6.

Tabel 4. 6 Confusion Matrix Hasil Data Uji pada Sistem

	<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>
<i>Aedes aegypti</i>	69	6	0
<i>Aedes albopictus</i>	5	70	0
<i>Culex quinquefasciatus</i>	0	0	75

Pada Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa sistem bekerja dengan cukup baik. Dimana sistem dapat mendeteksi 69 citra *Aedes aegypti* dengan 6 kali kesalahan deteksi sebagai *Aedes albopictus*. Mampu mendeteksi 70 citra *Aedes albopictus* dengan 5 kali kesalahan deteksi sebagai *Aedes aegypti*. Sistem juga berhasil mendeteksi 75 citra *Culex quinquefasciatus* tanpa ada kesalahan deteksi.

Dari Tabel 4.6 dapat kita hitung nilai *true positive*, *false positive*, *true negative*, dan *false negative* dari masing – masing kelas atau jenis nyamuk yang digunakan pada penelitian. Pengertian dari nilai – nilai tersebut adalah:

1. *True positive* adalah hasil yang menunjukkan nilai aktual positif dan sistem berhasil mengklasifikasi citra dengan nilai positif.
2. *False positive* adalah hasil yang menunjukkan nilai aktual negatif namun sistem mengklasifikasi dengan nilai positif.
3. *True negative* adalah nilai yang menunjukkan nilai aktual negatif dan sistem benar mengklasifikasi dengan nilai negatif.
4. *False negative* adalah nilai yang menunjukkan nilai aktual positif namun sistem mengklasifikasi dengan nilai negatif.

Nilai true positive, false positive, dan false negative untuk masing – masing spesies nyamuk yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan hasil uji sistem dapat dilihat pada Tabel 4.7.

Tabel 4. 7 Nilai TP, FP, dan FN pada Hasil Data Uji

	TP	FP	FN
<i>Aedes aegypti</i>	69	6	0
<i>Aedes albopictus</i>	70	5	0
<i>Culex quinquefasciatus</i>	75	0	0

Adapun perhitungan yang dilakukan untuk menghitung nilai dari Akurasi, Presisi, Recall, dan F-1 Score dari masing-masing jenis nyamuk dapat dilakukan dengan melihat hasil dari Tabel 4.7.

1. Akurasi

Rumus perhitungan nilai akurasi dapat dilihat pada Persamaan (4)

$$Akurasi = \frac{214}{225} \times 100\%$$

$$Akurasi = 95,1\%$$

2. Presisi

Rumus perhitungan nilai presisi dapat dilihat pada Persamaan (5)

$$Nyamuk Aedes aegypti = \frac{69}{69 + 6}$$

$$Nyamuk Aedes aegypti = \frac{69}{75}$$

$$Nyamuk Aedes aegypti = 0.92$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = \frac{70}{70 + 5}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = \frac{70}{75}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = 0.93$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = \frac{75}{75 + 0}$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = \frac{75}{75}$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = 1.00$$

3. Recall

Rumus perhitungan nilai presisi dapat dilihat pada Persamaan (6)

$$\text{Nyamuk } Aedes aegypti = \frac{69}{69 + 0}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes aegypti = \frac{69}{69}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes aegypti = 1.00$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = \frac{70}{70 + 0}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = \frac{70}{70}$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = 1.00$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = \frac{75}{75 + 0}$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = \frac{75}{75}$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = 1.00$$

4. F-1 Score

Rumus perhitungan nilai presisi dapat dilihat pada Persamaan (7)

$$\text{Nyamuk } Aedes aegypti = 2 \times \frac{1.00 \times 0.92}{1.00 + 0.92} = 2 \times 0,479 = 0.95$$

$$\text{Nyamuk } Aedes albopictus = 2 \times \frac{1.00 \times 0.93}{1.00 + 0.93} = 2 \times 0.459 = 0.96$$

$$\text{Nyamuk } Culex quinquefasciatus = 2 \times \frac{1.00 \times 1.00}{1.00 + 1.00} = 2 \times 0.5 = 1.00$$

Tabel nilai precision, recall, dan F1 score untuk masing – masing jenis nyamuk dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4.8 Precision, Recall, dan F-1 Score pada Setiap Spesies Nyamuk

	Precision	Recall	F-1 Score
<i>Aedes aegypti</i>	0.92	1.00	0.95
<i>Aedes albopictus</i>	0.93	1.00	0.92
<i>Culex quinquefasciatus</i>	1.00	1.00	1.00

Dari pengujian yang sudah dilakukan sebelumnya, dapat diketahui bahwa sistem mampu mengklasifikasi 214 citra dengan benar dari total 225 data uji. Dari perhitungan akurasi dan perhitungan performa lainnya, didapati bahwa sistem yang mengimplementasikan algoritma *You Only Look Once* versi 7 ini memiliki akurasi sebesar 95,1%. Beberapa faktor yang mempengaruhi hal ini dikarenakan objek yang diteliti memiliki gambar yang kurang jelas, memiliki bentuk tubuh yang sama, dan pada jenis *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* terdapat kemiripan karakteristik warna pada tubuhnya.

4.4 Diskusi

Penelitian ini dilakukan dengan harapan membantu entomologis dalam mengenali jenis nyamuk secara lebih akurat dan efektif serta meningkatkan hasil klasifikasi untuk ketiga jenis nyamuk yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* dari sistem yang sudah ada dari penelitian sebelumnya menggunakan metode yang berbeda yang belum pernah digunakan oleh penelitian sebelumnya. Digunakannya tiga jenis nyamuk tersebut dalam penelitian ini dikarenakan nyamuk *Aedes aegypti*, nyamuk *Aedes albopictus*, dan nyamuk *Culex quinquefasciatus* merupakan vektor beberapa penyakit serius yang ditemukan dan tersebar di Indonesia termasuk di Sumatera Utara.

Penelitian yang dilakukan Motta et al., pada tahun 2019 mengklasifikasikan tiga jenis nyamuk yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* seperti yang dilakukan pada penelitian ini namun dataset yang digunakan berbeda. Selain klasifikasi nyamuk, penelitian ini juga megklasifikasi nyamuk berdasarkan jenis

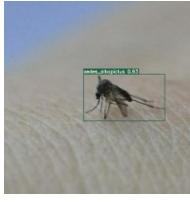
kelamin. Penelitian tersebut menggunakan algoritma *convolutional neural network* dengan tiga model yang berbeda yaitu LeNet, AlexNet, dan GoogleNet. Penelitian tersebut tidak melakukan proses *preprocessing* dalam mempersiapkan dan mengolah citra sehingga citra yang didapatkan langsung dijadikan masukan kepada model yang dibangun. Dengan jumlah data yang cukup banyak dan melakukan percobaan dengan tiga model tersebut, penelitian ini mampu memberikan hasil sebesar 76,2% dengan model GoogleNet.

Penelitian yang dilakukan oleh Anggreani D. et al., pada tahun 2023 mengklasifikasikan jenis kupu-kupu dengan mengambil dataset dari Taman Nasional Bantimurung Bulusaraung yang berada di Kabupaten Maros dan Kabupaten Pangkajene Kepulauan, Sulawesi Selatan. Seperti halnya dalam penelitian tersebut, yang menjadikan serangga sebagai objek klasifikasi dengan menggunakan algoritma yang sama yaitu *You Only Look Once versi 7*. Dengan menggunakan proses augmentasi citra dalam proses *preprocessing*. Penelitian ini menggunakan dataset berupa 1000 gambar dan 1000 literasi, mencapai *mean Average Precision* (mAP) sebesar 90%, menunjukkan peningkatan sebesar 2,97% dibandingkan dengan penelitian sebelumnya.

Untuk meningkatkan hasil klasifikasi sistem dapat dilakukan dengan menggunakan objek yang berbeda dengan algoritma yang berbeda. Oleh karena itu dilakukanlah penelitian dengan tiga spesies nyamuk yaitu *Aedes aegypti*, *Aedes albopictus*, dan *Culex quinquefasciatus* dengan algoritma *You Only Look Once versi 7*. Penelitian ini mampu memberikan hasil sebesar 95,1% dan sistem yang dibangun mampu melakukan klasifikasi 100% untuk citra nyamuk dari spesies *Culex quinquefasciatus*. Terdapat beberapa kesalahan yang dilakukan oleh sistem ketika melakukan klasifikasi pada citra nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus*. Beberapa contoh dari kesalahan tersebut dapat dilihat pada Tabel 4.8.

Tabel 4. 9 Beberapa Contoh Kesalahan Sistem dalam Klasifikasi

Data Citra	Aktual	Sistem
	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>

	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>
	<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>
	<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>

Kesalahan yang dilakukan oleh sistem ini dipengaruhi oleh ciri fisik dari nyamuk *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* yang sangat mirip. *Aedes aegypti* dan *Aedes albopictus* berasal dari famili yang sama, yaitu famili *Aedes*. Jika dilihat secara kasat mata, warna tubuh nyamuk *Aedes aegypti* dan nyamuk *Aedes albopictus* berwarna hitam dan terdapat garis – garis putih pada punggungnya. Perbedaan dari ciri fisik kedua nyamuk ini terdapat pada garis – garis putih tersebut namun perbedaan tersebut tidak mencolok dan cukup sulit untuk diamati. Selain itu, warna latar belakang pada citra nyamuk *Aedes aegypti* dan citra nyamuk *Aedes albopictus* yang sama juga berpengaruh ketika sistem melakukan klasifikasi. Penelitian ini juga menerapkan beberapa tahapan *preprocessing* pada citra sebelum citra menjadi masukan pada model agar proses ekstraksi ciri dan klasifikasi yang dilakukan model menjadi lebih baik dan lebih akurat seperti *resizing* dan *greyscaling*.

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Setelah melalui serangkaian tahapan penelitian, hasil dari klasifikasi nyamuk berdasarkan citra seluruh tubuh nyamuk menggunakan metode *You Only Look Once* versi 7 dapat disimpulkan sebagai berikut:

1. Penggunaan algoritma *You Only Look Once* versi 7 dalam mengklasifikasi nyamuk dengan menggunakan citra seluruh tubuh nyamuk mampu menghasilkan nilai akurasi sebesar 95,1% dari total 225 data yang diuji.
2. Pengaturan jumlah epoch dan batch size yang tepat dapat berpengaruh untuk menghasilkan model dengan hasil yang terbaik.
3. Hasil terbaik dari proses training model didapatkan pada epoch 150 putaran dengan menggunakan batch size 64 dengan ukuran gambar 320x320 piksel.

5.2 Saran

Adapun saran berikut yang dapat digunakan sebagai pengembangan penelitian selanjutnya:

1. Diharapkan bahwa penelitian selanjutnya dapat meningkatkan proses training dan memperbanyak jumlah data dari setiap jenis nyamuk serta menambahkan kelas atau jenis nyamuk yang lebih banyak.
2. Diharapkan bahwa penelitian selanjutnya memuat lebih banyak objek dalam satu gambar atau citra.
3. Disarankan untuk menggunakan perangkat keras dengan kapasitas memori yang lebih besar sehingga dapat menghindari masalah cuda out of memory dan melakukan percobaan dengan kombinasi epoch dan batch size yang lebih tinggi.
4. Menerapkan metode klasifikasi yang lebih baik agar dapat dibandingkan dengan hasil klasifikasi dengan metode *You Only Look Once Versi 7*.

DAFTAR PUSTAKA

- Adhane, G., Dehshibi, M. M., & Masip, D. (2021). A Deep Convolutional Neural Network for Classification of *Aedes Albopictus* Mosquitoes. *IEEE Access*, 9, 72681–72690. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3079700>
- Amiruddin, B. P. R. E. A. K. (2020). *CNN Architectures Performance Evaluation for Image Classification of Mosquito in Indonesia*.
- Anggreani, D., & Lukman. (2023). Peningkatan Metode YOLOv7 Dengan Proses Augmentasi Image Pada Klasifikasi Jenis Kupu-Kupu YOLOv7 Method Improvement With Image Augmentation Process In Classification of Butterfly species. *Jtsi*, 4(2), 243–253.
- Azmi, K., Defit, S., & Sumijan, S. (2023). Implementasi Convolutional Neural Network (CNN) Untuk Klasifikasi Batik Tanah Liat Sumatera Barat. *Jurnal Unitek*, 16(1), 28–40. <https://doi.org/10.52072/unitek.v16i1.504>
- Bravo, D. T., Lima, G. A., Alves, W. A. L., Colombo, V. P., Djogbénou, L., Pamboukian, S. V. D., Quaresma, C. C., & Araujo, S. A. de. (2021). Automatic detection of potential mosquito breeding sites from aerial images acquired by unmanned aerial vehicles. *Computers, Environment and Urban Systems*, 90. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2021.101692>
- Demets, S., Ziemann, A., Manore, C., & Russell, C. (2020). Improving mosquito population predictions in the Greater Toronto Area using remote sensing imagery. *Proceedings of the IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, 2020-March*, 78–81. <https://doi.org/10.1109/SSIAI49293.2020.9094591>
- Fitriany, J., & Sabiq, A. (2018). Malaria. *Tropical Pediatrics: A Public Health Concern of International Proportions*, 4(2), 83.
- Foster, W. A., & Walker, E. D. (2018). Mosquitoes (culicidae). In *Medical and Veterinary Entomology*. Elsevier Inc. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-814043-7.00015-7>
- Garg, D., Goel, P., Pandya, S., Ganatra, A., & Kotecha, K. (2018). A Deep Learning Approach for Face Detection using YOLO. *1st International Conference on Data Science and Analytics, PuneCon 2018 - Proceedings*, 1–4. <https://doi.org/10.1109/PUNECON.2018.8745376>

- Garjito, T. A., Widiarti, Anggraeni, Y. M., Alfiah, S., Tunggul Satoto, T. B., Farchanny, A., Samaan, G., Afelt, A., Manguin, S., Frutos, R., & Aditama, T. Y. (2018). Japanese encephalitis in Indonesia: An update on epidemiology and transmission ecology. *Acta Tropica*, 187, 240–247.
<https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.08.017>
- Gelar Guntara, R. (2023). Pemanfaatan Google Colab Untuk Aplikasi Pendekripsi Masker Wajah Menggunakan Algoritma Deep Learning YOLOv7. *Jurnal Teknologi Dan Sistem Informasi Bisnis*, 5(1), 55–60.
<https://doi.org/10.47233/jtekstis.v5i1.750>
- Hai, N., & Haq, F. (2018). Efficacy study of indigenously developed mosquito repellent BiteFree & its comparison with commercially available mosquito repellent. *Proceedings of 2018 15th International Bhurban Conference on Applied Sciences and Technology, IBCAST 2018*, 2018-Janua, 228–230.
<https://doi.org/10.1109/IBCAST.2018.8312228>
- Harapan, H., Michie, A., Mudatsir, M., Nusa, R., Yohan, B., Wagner, A. L., Sasmono, R. T., & Imrie, A. (2019). Chikungunya virus infection in Indonesia: A systematic review and evolutionary analysis. *BMC Infectious Diseases*, 19(1), 1–20. <https://doi.org/10.1186/s12879-019-3857-y>
- Harry Dhika, Nia Rahma Kurnianda, Puput Irfansyah, W. A. (2020). *Animal Recognition System Based on Convolutional Neural Network*. 517–525.
<https://doi.org/10.15598/aeee.v15i3.2202>
- Hidayat, R. (2023). *IMPLEMENTASI ALGORITMA YOU ONLY LOOK ONCE (YOLO) V5 UNTUK KLASIFIKASI JENIS MONYET* (Vol. 4, Issue 1).
- Jacob, A., Pijoh, V. D., & Wahongan, G. J. P. (2014). KETAHANAN HIDUP DAN PERTUMBUHAN NYAMUK Aedes spp PADA BERBAGAI JENIS AIR PERINDUKAN. *Transactions of the American Nuclear Society*, 2(November), 201–203.
- Jana, A. P., Biswas, A., & Mohana. (2018). YOLO based detection and classification of objects in video records. *2018 3rd IEEE International Conference on Recent Trends in Electronics, Information and Communication Technology, RTEICT 2018 - Proceedings*, 2448–2452.
<https://doi.org/10.1109/RTEICT42901.2018.9012375>
- Julia Kaunang, W. P., Waani, A., & Tioho, T. (2022). Epidemiologi Penyakit Chikungunya. *ResearchGate*, December, 8–10.

- <https://www.researchgate.net/publication/366481595>
 Kaunang, W., Makagansa, N., & Kapiso, P. (2022). *Yellow fever. December*, 0–10.
- Kementerian Kesehatan Republik Indonesia. (2021). Data DBD Indonesia.
Kementerian Kesehatan Republik Indonesia, 30.
- Kementerian Kesehatan RI. (2022). Chikungunya. Diakses pada 25 April 2024, dari
https://yankes.kemkes.go.id/view_artikel/1401/chikungunya
- Kittichai, V., Pengsakul, T., Chumchuen, K., Samung, Y., Sriwichai, P., Phatthamolrat, N., Tongloy, T., Jaksukam, K., Chuwongin, S., & Boonsang, S. (2021). Deep learning approaches for challenging species and gender identification of mosquito vectors. *Scientific Reports*, 11(1), 1–14.
<https://doi.org/10.1038/s41598-021-84219-4>
- Lorenz, C., Ferraudo, A. S., & Suesdek, L. (2015). Artificial Neural Network applied as a methodology of mosquito species identification. *Acta Tropica*, 152, 165–169. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2015.09.011>
- Maulana, R. R., Antasionasti, I., Fatimawali, & Tallei, T. (2022). Review-Perkembangan Virus Zika. *Pharmacon*, 11, 1495–1502.
- Mohammed, M., Rajakaruna, P., Kehelpannala, N., Perera, A., & Abeysiri, L. (2020). DenGue CarB: Mosquito identification and classification using machine learning. *ICAC 2020 - 2nd International Conference on Advancements in Computing, Proceedings*, 126–131. <https://doi.org/10.1109/ICAC51239.2020.9357133>
- Monica, A., De, M., Reyes, L., Reyes, A. C. A., Torres, J. L., Padilla, D. A., & Villaverde, J. (2016). *Detection of Aedes Aegypti Mosquito by Digital Image Processing Techniques and Support Vector Machine*.
- Motta, D., Santos, A. Á. B., Winkler, I., Machado, B. A. S., Pereira, D. A. D. I., Cavalcanti, A. M., Fonseca, E. O. L., Kirchner, F., & Badaró, R. (2019). Application of convolutional neural networks for classification of adult mosquitoes in the field. *PLoS ONE*, 14(1).
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0210829>
- Mutiara, H. (2016). Filariasis : Pencegahan Terkait Faktor Risiko Filariasis : Prevention Related to Risk Factor. *Majority*, 5(2), 1–6.
<http://jurnal.fkm.unand.ac.id/index.php/jkma/article/view/105/111%0A>

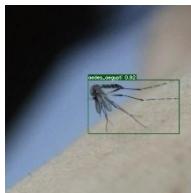
- Nadifah, F., Farida Muhajir, N., Arisandi, D., & D. Owa Lobo, M. (2017). Identifikasi Larva Nyamuk Pada Tempat Penampungan Air Di Padukuhan Dero Condong Catur Kabupaten Sleman. *Jurnal Kesehatan Masyarakat Andalas*, 10(2), 172. <https://doi.org/10.24893/jkma.10.2.172-178.2016>
- Nareza, d. M. (2023). Demam Berdarah. Diakses pada 2 Januari 2024, dari <https://www.alodokter.com/demam-berdarah/gejala>
- Ong, S. Q., Nair, G., Yusof, U. K., & Ahmad, H. (2022). Community-based mosquito surveillance: an automatic mosquito-on-human-skin recognition system with a deep learning algorithm. *Pest Management Science*, 78(10), 4092–4104. <https://doi.org/10.1002/ps.7028>
- Parnklang, J., & Aroonrua, P. (2021). Real Time Display on IoT Mosquitoes Count Detection. *2021 6th International Conference on Control and Robotics Engineering, ICCRE 2021*, 158–161. <https://doi.org/10.1109/ICCRE51898.2021.9435683>
- Pratiwi, J. R. (2017). Komposisi Nyamuk Dan Persepsi Masyarakat Tentang Vektor Penyakit Demam Berdarah Di Bareng Tenes RW 02, dari <http://repository.ub.ac.id/id/eprint/4102/>
- Purba, S., Khalik, N., & Indirawati, S. (2022). ANALISIS SEBARAN SPASIAL KERAWANAN PENYAKIT DEMAM BERDARAH DENGUE DENGUE DI KOTA MEDAN. *Kesehatan*, 3(8.5.2017), 2003–2005.
- Purwati, K. Y. (2023). Analisis Sentimen Berita Vaksin Covid-19 Dengan Robustly Optimized Bert Pre-Training Approach (Roberta). *Repository.Uinjkt.Ac.Id*. <https://repository.uinjkt.ac.id/dspace/handle/123456789/73319>
- Putra, A. A. (2018). Pengaruh Rebusan Buah Pare (Momordica charantia) Terhadap Kematian Larva Culex sp. Diakses 2 Januari 2024, dari <https://repository.um-surabaya.ac.id/3313/>
- Rahayu, D. F., & Ustiawan, A. (2013). *Identifikasi Aedes aegypti dan Aedes albopictus*. 1–6.
- Rustum, F., Reshi, A. A., Aljedaani, W., Alhossan, A., Ishaq, A., Shafi, S., Lee, E., Alrabiah, Z., Alsusailem, H., Ahmad, A., & Rupapara, V. (2022). Vector mosquito image classification using novel RIFS feature selection and machine learning models for disease epidemiology. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 29(1), 583–594. <https://doi.org/10.1016/j.sjbs.2021.09.021>

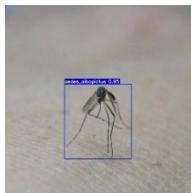
- Sarosa, M., & Muna, N. (2021). Implementasi Algoritma You Only Look Once (Yolo) Untuk Deteksi Korban Bencana Alam. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 8(4), 787–792. <https://doi.org/10.25126/jtiik.202184407>
- Subahar, R., Aulia, A. P., Yulhasri, Y., Felim, R. R., Susanto, L., Winita, R., El Bayani, G. F., & Adugna, T. (2022). Assessment of susceptible *Culex quinquefasciatus* larvae in Indonesia to different insecticides through metabolic enzymes and the histopathological midgut. *Heliyon*, 8(12), e12234. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2022.e12234>
- Tirtonegoro, d. S. (2022). Kementerian Kesehatan Direktorat Jenderal Pelayanan Kesehatan. Diakses 2 Januari 2024, dari Chikungunya: https://yankes.kemkes.go.id/view_artikel/1401/chikungunya
- Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2022). *YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors*. 7464–7475. <https://doi.org/10.1109/cvpr52729.2023.00721>
- Wang, P., Fan, E., & Wang, P. (2021). Comparative analysis of image classification algorithms based on traditional machine learning and deep learning. *Pattern Recognition Letters*, 141, 61–67. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.07.042>
- WHO. (2020). Vector-borne diseases. Diakses 2 Januari 2024, dari <https://www.who.int/en/news-room/fact-sheets/detail/vector-borne-diseases>
- Windyaraini, D. H., Siregar, F. T., Vanani, A., Marsifah, T., & Poerwanto, S. H. (2020). Identification of Culicidae Family Diversity as Vector Control Management and Mosquito-Borne Disease Prevention in Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta. *Jurnal Kesehatan Lingkungan*, 12(1), 1–9. <https://doi.org/10.20473/jkl.v12i1.2020.1-9>
- Yuan, W. (2023). Accuracy Comparison of YOLOv7 and YOLOv4 Regarding Image Annotation Quality for Apple Flower Bud Classification. *AgriEngineering*, 5(1), 413–424. <https://doi.org/10.3390/agriengineering5010027>

LAMPIRAN

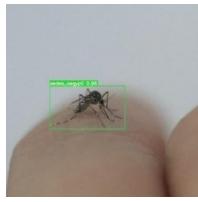
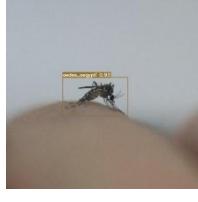
No.	Data	Aktual	Sistem	Hasil
1.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
2.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
3.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
4.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
5.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah
6.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

7.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
8.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
9.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah
10.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
11.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
12.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

13.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
14.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
15.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
16.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
17.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
18.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

19.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
20.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
21.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
22.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah
23.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
24.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

25.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
26.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
27.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
28.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
29.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
30.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

31.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah
32.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
33.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
34.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
35.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
36.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

37.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
38.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
39.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
40.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
41.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
42.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

43.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
44.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
45.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
46.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
47.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
48.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah

49.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
50.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
51.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
52.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
53.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
54.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

55.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
56.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
57.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
58.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
59.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
60.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

61.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
62.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
63.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
64.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
65.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
66.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

67.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
68.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
69.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
70.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
71.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
72.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

73.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "culex_quinquefasciatus 0.95".	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
74.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "culex_quinquefasciatus 0.91".	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
75.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "aedes_albopictus 0.92".	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
76.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "aedes_aegypti 0.94".	<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
77.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "aedes_albopictus 0.97".	<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
78.	A photograph of a mosquito on skin, with a small inset showing a close-up of its legs. A blue rectangular box highlights the mosquito's body, and a text overlay reads "culex_quinquefasciatus 0.95".	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

79.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
80.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
81.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
82.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
83.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
84.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

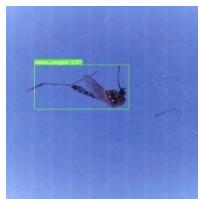
85.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
86.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
87.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
88.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
89.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
90.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

91.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
92.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
93.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
94.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
95.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
96.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

97.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
98.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
99.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
100.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
101.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
102.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

103.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
104.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
105.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
106.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
107.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
108.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

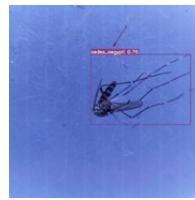
109.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
110.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
111.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
112.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
113.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
114.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

115.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
116.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
117.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
118.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
119.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
120.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Salah

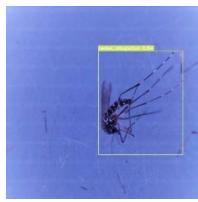
121.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
122.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
123.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
124.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
125.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
126.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

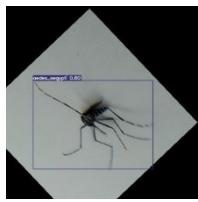
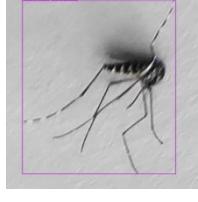
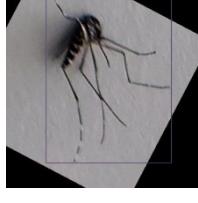
127.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
128.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
129.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
130.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
131.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Salah
132.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

133.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
134.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Salah
135.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
136.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
137.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
138.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

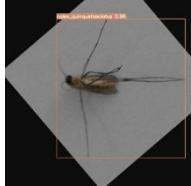
139.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
140.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
141.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Salah
142.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
143.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Salah
144.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

145.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
146.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
147.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
148.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
149.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
150.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

151.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
152.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
153.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
154.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
155.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
156.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

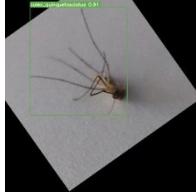
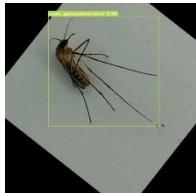
157.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
158.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
159.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
160.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
161.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
162.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

163.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
164.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
165.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
166.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
167.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
168.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar

169.		<i>Aedes albopictus</i>	<i>Aedes albopictus</i>	Benar
170.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
171.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
172.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
173.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
174.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

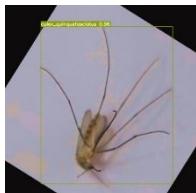
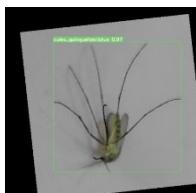
175.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
176.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
177.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
178.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
179.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
180.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

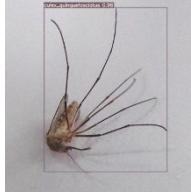
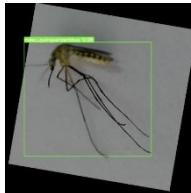
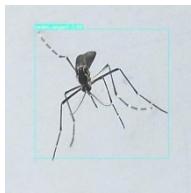
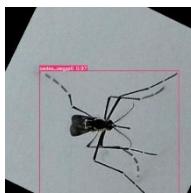
181.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
182.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
183.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
184.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
185.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
186.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

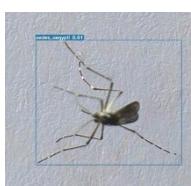
187.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. A green rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
188.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. A red rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
189.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. A yellow rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
190.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. A yellow rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
191.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. A cyan rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
192.	 A photograph of a mosquito specimen resting on a white surface. An orange rectangular frame highlights the head and thorax area.	<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

193.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
194.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
195.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
196.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
197.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
198.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

199.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
200.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
201.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
202.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
203.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
204.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

205.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
206.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
207.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
208.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
209.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
210.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar

211.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
212.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
213.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
214.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
215.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
216.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

217.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
218.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
219.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
220.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
221.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
222.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar

223.		<i>Aedes aegypti</i>	<i>Aedes aegypti</i>	Benar
224.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar
225.		<i>Culex quinquefasciatus</i>	<i>Culex quinquefasciatus</i>	Benar