

BAB 1

USULAN GAGASAN

1.1 Deskripsi Umum Masalah

Kualitas dan keberlanjutan produksi perikanan, terutama Tuna jenis Cakalang (*Skipjack Tuna*), sangat penting untuk memenuhi permintaan pasar global yang terus meningkat. *Skipjack Tuna* merupakan salah satu komoditas perikanan yang paling banyak dikonsumsi di dunia, dengan permintaan yang tinggi dari negara-negara seperti Jepang, Amerika Serikat, dan Uni Eropa, terutama untuk produk olahan seperti tuna kaleng dan sashimi [1]. Secara global, Cakalang dikenal sebagai sumber protein berkualitas tinggi yang kaya akan asam lemak omega-3, vitamin D, dan berbagai mineral penting seperti selenium dan fosfor, yang bermanfaat bagi kesehatan jantung dan fungsi kognitif. Secara global, produksi Cakalang mencapai sekitar 2,4 juta metrik ton pada tahun 2021, yang merupakan bagian signifikan dari total produksi tuna dunia [2]. Menurut *Fortune Business Insights*, diperkirakan pasar ikan tuna global dihargai sebesar USD 41,94 miliar pada tahun 2023 dan diperkirakan akan tumbuh dari (*United State Dollar*) USD 42,96 miliar pada tahun 2024 menjadi USD 54,45 miliar pada tahun 2032 [3]. Secara global, 61% stok tuna berada pada tingkat kelimpahan yang sehat, 13% mengalami penangkapan berlebihan, dan 26% berada pada tingkat menengah. Dari segi eksploitasi, 69,6% stok tidak mengalami penangkapan berlebihan, sementara 21,7% mengalami penangkapan berlebihan [4]. Indonesia, sebagai produsen utama Cakalang, berkontribusi sekitar 20,06% dengan Cakalang memberikan kontribusi signifikan sekitar USD 865,73 juta tahun 2022 [5]. Dari potensi prediksi pasar global perlu upaya untuk mempertahankan dan meningkatkan kualitas produk perikanan Indonesia, khususnya Cakalang, sangat penting dalam mempertahankan posisi kompetitif di pasar internasional serta mendukung keberlanjutan industri perikanan global.

Penanganan dan sortasi kualitas Cakalang masih menghadapi tantangan, khususnya dalam menilai kesegaran ikan beku maupun non-beku. Aruna, sebuah *startup* digital yang fokus pada sektor perikanan, telah menggunakan teknologi FishQ berupa *deep learning* untuk mengidentifikasi kualitas ikan berdasarkan citra visual, seperti kondisi mata, badan, atau sisik. Meskipun demikian, akurasi yang dicapai berada di angka 66,7% berdasarkan hasil pengujian internal yang dilakukan oleh Aruna dan uji perbandingan algoritma yang dikembangkan bersama A. K. Aziz, dkk. [6]. Pengembangan sistem pada Tugas Akhir ini bertujuan

mengembangkan penelitian dari R. F. Firdaus, dkk. yang masih memiliki keterbatasan pada akurasi, terutama pada gambar ikan cakalang beku dan tidak beku [7]. Pengembangan ini akan mencakup peningkatan akurasi dalam penilaian kualitas ikan cakalang melalui deteksi *real-time* menggunakan teknologi pengenalan gambar berbasis *deep learning* yang lebih canggih, serta pengembangan antarmuka pengguna pada aplikasi *mobile* dengan quasar untuk memudahkan operasional *quality control*.

Pentingnya pengembangan teknologi ini tidak hanya untuk meningkatkan kualitas produk yang dihasilkan, tetapi juga untuk memperkuat daya saing Indonesia di pasar global. Dalam era digital, kemampuan untuk menawarkan produk berkualitas tinggi sangatlah krusial. Dengan adanya sistem deteksi yang lebih canggih, diharapkan akan ada peningkatan dalam kepercayaan konsumen terhadap produk perikanan Indonesia. Kepercayaan konsumen akan mendorong peningkatan penjualan dan memperluas pangsa pasar. Selain itu, penerapan teknologi modern dapat mendorong adopsi praktik berkelanjutan dalam industri perikanan. Praktik berkelanjutan ini memberikan kontribusi positif terhadap perekonomian lokal dan nasional. Oleh karena itu, kolaborasi antara berbagai pemangku kepentingan dalam sektor perikanan sangat penting untuk memaksimalkan potensi yang ada dan menciptakan ekosistem yang saling mendukung, sehingga industri perikanan dapat berkembang dengan cara yang berkelanjutan dan berdaya saing tinggi.

1.2 Analisis Masalah

Pada bagian ini akan dijelaskan permasalahan-permasalahan yang mendasari dilakukannya penelitian. Analisis dilakukan untuk mengidentifikasi kendala yang dihadapi pengguna dalam menggunakan aplikasi, serta aspek-aspek yang memengaruhi tingkat kebergunaan sistem. Pemahaman terhadap permasalahan ini menjadi dasar dalam perancangan solusi dan pengembangan aplikasi yang lebih efektif dan efisien.

1.2.1 Aspek Teknis

Identifikasi kualitas ikan berdasarkan penampilan visual, seperti kondisi mata, badan, dan sisik, merupakan proses yang sangat subjektif. Variabilitas dalam hasil identifikasi ini dapat dipengaruhi oleh pengalaman dan pengetahuan pengamat. Proses ini menjadi lebih kompleks ketika ikan berada dalam kondisi beku, di mana tampilan fisik mungkin tidak sepenuhnya mencerminkan kualitas sebenarnya. Oleh karena itu, pemanfaatan kemajuan teknologi, seperti algoritma kecerdasan buatan (AI), sangat diperlukan untuk meningkatkan akurasi dalam penilaian kualitas. Dengan menggunakan teknologi ini, proses identifikasi dapat dilakukan

secara lebih konsisten dan objektif, mengurangi ketergantungan pada penilaian manusia yang rentan terhadap kesalahan.

1.2.2 Aspek Ekonomi

Masalah utama yang dihadapi adalah identifikasi kualitas ikan dalam tahap sortasi yang dilakukan secara manual. Proses identifikasi kualitas ikan yang dilakukan secara manual pada tahap sortasi dapat menimbulkan berbagai masalah ekonomi. Metode identifikasi yang digunakan dalam penelitian sebelumnya sering kali tidak mencapai tingkat akurasi yang diharapkan, yang dapat mengakibatkan kerugian finansial. Ketidakakuratan dalam menilai kualitas ikan dapat berdampak pada hilangnya kepercayaan dari konsumen, yang pada gilirannya mempengaruhi penjualan. Selain itu, biaya tambahan yang terkait dengan penanganan produk yang tidak memenuhi standar kualitas juga dapat membebani para pelaku industri. Oleh karena itu, sangat penting untuk mengembangkan sistem yang lebih efisien dan akurat agar dapat meminimalkan kerugian dan meningkatkan profitabilitas industri perikanan.

1.2.3 Aspek Manufakturabilitas

Implementasi teknologi *deep learning* dalam proses sortasi ikan membutuhkan perangkat keras dan perangkat lunak yang sesuai. Ketersediaan infrastruktur yang memadai sangat penting agar teknologi ini dapat diintegrasikan dengan sistem yang sudah ada. Selain itu, sistem yang digunakan harus dirancang agar mudah dioperasikan oleh staf perusahaan, tanpa memerlukan pelatihan yang terlalu mendalam. Hal ini penting untuk memastikan bahwa transisi ke teknologi baru dapat berlangsung dengan lancar. Jika tidak, ada risiko bahwa teknologi tersebut tidak akan diadopsi secara efektif, yang dapat menghambat potensi peningkatan efisiensi dalam proses sortasi.

1.2.4 Aspek Sosial

Dalam aspek sosial, kesejahteraan nelayan dan tenaga kerja yang terlibat dalam proses sortasi ikan menjadi perhatian utama. Proses deteksi dengan akurasi rendah tidak hanya merugikan industri, tetapi juga dapat berdampak pada pendapatan dan kondisi kerja para nelayan. Ketidakpastian dalam kualitas ikan yang dihasilkan dapat menyebabkan ketidakstabilan ekonomi bagi mereka yang bergantung pada sektor ini. Untuk menciptakan lingkungan kerja yang efisien dan berkelanjutan, penting untuk mengimplementasikan teknologi yang dapat meningkatkan akurasi dalam penilaian kualitas. Dengan demikian, kesejahteraan pekerja dapat terjaga ketika daya saing penjualan ikan berkualitas lebih tinggi.

1.2.5 Aspek Keberlanjutan

Identifikasi kesegaran ikan menggunakan metode *Deep learning* menawarkan potensi untuk relevansi jangka panjang. Dengan kemajuan teknologi yang terus berkembang, model pengenalan gambar dapat diperbarui untuk meningkatkan akurasi dalam mengidentifikasi kualitas ikan. Pengembangan teknologi ini tidak hanya memberikan manfaat bagi industri, tetapi juga untuk keberlanjutan sumber daya perikanan. Metode ini dapat terus diadaptasi dengan penambahan fitur baru dan integrasi dengan perangkat keras terbaru, sehingga meningkatkan efektivitas proses sortasi. Selain itu, penggunaan metode ini juga dapat terus diperbarui dengan penambahan fitur dan integrasi dengan perangkat keras terbaru.

1.2.6 Analisis Solusi yang Ada

Identifikasi kualitas ikan berdasarkan penampilan visual dapat dilakukan dengan berbagai solusi teknologi. Salah satu pendekatan yang digunakan adalah pengolahan citra dengan algoritma klasik yang mampu menganalisis ciri-ciri visual ikan secara manual. Namun, metode ini sering kali terbatas pada kondisi tertentu dan tidak selalu akurat dalam situasi yang lebih kompleks. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, algoritma *machine learning* dikembangkan untuk memungkinkan identifikasi yang lebih adaptif dan tepat, tetapi masih sangat tergantung pada data pelatihan yang digunakan. Sebagai perkembangan lebih lanjut, *deep learning* dengan *Convolutional Neural Networks (CNN)* menawarkan keakuratan yang lebih tinggi melalui pengenalan otomatis, meskipun membutuhkan sumber daya komputasi yang besar dan banyak data untuk mencapai hasil terbaik.

1.2.7 Mask R-CNN

Penelitian oleh M. Hasan, dkk. (2023) menawarkan metoda algoritma Mask R-CNN, yang digunakan untuk mendeteksi kesegaran ikan dengan tingkat akurasi mencapai 96,5% berdasarkan analisis mata ikan. Model ini dilatih dengan dataset 5000 gambar mata ikan, mencakup berbagai spesies seperti udang, nila, dan rohu. Sistem ini memproses gambar secara *real-time*, memungkinkan klasifikasi ikan dengan cepat, dengan tingkat penyortiran 180 ikan per menit. Selain itu, seluruh proses penyortiran dapat dipantau secara jarak jauh melalui halaman web, meningkatkan kegunaan dan fleksibilitas [8].

Saran untuk penelitian selanjutnya meliputi perluasan jangkauan deteksi spesies dengan menggunakan teknik *transfer learning* untuk memasukkan lebih banyak spesies ikan ke dalam model, sehingga model dapat lebih mudah diterapkan pada lebih banyak jenis ikan. Disarankan untuk menambahkan dataset dengan spesies tambahan dan melatih model yang lebih serbaguna untuk aplikasi yang lebih luas. Integrasikan sensor kedalaman untuk

meningkatkan akurasi dengan menggunakan teknologi penginderaan kedalaman 3D, yang dapat memperhitungkan variasi bentuk ikan dan hambatan visual. Ganti *webcam* standar dengan kamera sudut lebar atau panoramik untuk memperluas bidang pandang, memastikan bahwa ikan yang berada di tepi ban berjalan tertangkap dan dianalisis. Selain itu, optimalkan infrastruktur jaringan untuk pemantauan jarak jauh dengan mengimplementasikan edge computing untuk memproses gambar secara lokal, mengurangi kebutuhan pengiriman data secara *real-time*. Sebagai alternatif, optimalkan sistem pemantauan berbasis web dengan memprioritaskan paket data yang relevan untuk operasi kritis.

1.2.8 Tiny YOLOv2

Penelitian oleh D. F. Anas, dkk. (2021) menggunakan deteksi berbasis model *deep learning* dengan Tiny YOLOv2, untuk mendeteksi tingkat kesegaran ikan (kualitas baik, sedang, buruk) dengan akurat dan efisien. Model ini menerapkan deteksi secara waktu nyata menggunakan jaringan saraf konvolusi, memungkinkan hasil yang cepat. Selain itu, studi ini mengintegrasikan uji organoleptik untuk memberi label kesegaran ikan, menggabungkan data yang dirasakan manusia untuk membantu klasifikasi berbasis gambar. Proses anotasi yang jelas dilakukan dengan 3.378 gambar mata ikan, di mana setiap gambar diberi label berdasarkan uji organoleptik terkait tingkat kesegarannya. Studi ini juga menyajikan metrik evaluasi, mencapai rata-rata presisi 72,9%, recall 57,5%, dan akurasi 57,5% dalam mendeteksi kesegaran [9].

Saran untuk penelitian selanjutnya meliputi peningkatan kualitas dataset dengan menggunakan sampel ikan yang lebih baik dan memperolehnya dari lingkungan yang terkontrol, bukan hanya dari pasar tradisional. Disarankan untuk melatih lebih banyak panelis yang terlatih untuk uji organoleptik guna meningkatkan keandalan label gambar. Selain itu, usahakan untuk menyeimbangkan dataset dengan mengumpulkan lebih banyak gambar untuk tingkat kesegaran yang kurang terwakili (kualitas baik dan buruk). Terakhir, coba metode pembelajaran mendalam lainnya selain Tiny YOLOv2 untuk meningkatkan akurasi dan recall, terutama untuk kategori kualitas sedang. Penelitian lebih lanjut juga dapat mengeksplorasi penggunaan teknik augmentasi data untuk memperkaya variasi gambar dalam dataset. Selain itu, kolaborasi dengan ahli gizi dan profesional industri dapat memberikan wawasan tambahan dalam menilai kesegaran ikan secara holistik.

1.2.9 YOLOv4

Penelitian oleh A. Kuswantori, dkk. (2023) menawarkan model YOLOv4 dalam mengembangkan sistem penyortiran otomatis yang secara efektif. Sistem ini dirancang untuk

meningkatkan efisiensi proses penyortiran ikan, mengurangi kesalahan manusia, dan memastikan bahwa ikan yang diklasifikasikan sesuai dengan standar kualitas. Algoritma pengenalan YOLOv4 dioptimalkan dengan teknik pelabelan unik untuk meningkatkan akurasi, dan sistem ini mencapai akurasi deteksi sebesar 98,15% saat diuji dengan video asli ikan di atas konveyor. Penulis juga membuat dataset mereka sendiri yang terdiri dari delapan spesies ikan yang berbeda, yang diuji pada pengaturan konveyor berkecepatan rendah dan tinggi. Penggunaan teknik penglihatan mesin canggih dan pembelajaran mendalam memungkinkan klasifikasi ikan yang bergerak secara efektif, mengatasi tantangan seperti kecepatan, posisi acak, dan kemiripan visual [10].

Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup peningkatan algoritma dengan memperbaiki proses penghapusan latar belakang. Selain itu, disarankan untuk lebih lanjut meningkatkan ekstraksi fitur bentuk untuk membedakan spesies yang secara visual mirip antara Nuanchan dan Tapian. Meneliti penggunaan versi YOLO yang lebih baru (misalnya, YOLOv10 atau YOLOv11) dapat meningkatkan kinerja sistem. Penelitian di masa depan juga dapat mengeksplorasi penggabungan YOLO dengan model pembelajaran mesin lain atau teknik pembelajaran tanpa pengawasan untuk meningkatkan akurasi. Terakhir, melakukan studi optimasi pada algoritma YOLO atau menerapkan versi khusus untuk tugas-tugas spesifik dapat membantu meningkatkan efisiensi lebih lanjut.

1.2.10 Yolo-v5 dengan Inception-ResNet-v2

Penelitian oleh I. Akgu, dkk. (2022) mengusulkan pendekatan model hibrida yang menggabungkan Yolo-v5 dengan Inception-ResNet-v2 dan Yolo-v5 dengan Xception untuk mendeteksi kesegaran ikan dengan menganalisis perubahan warna mata dan insang. Transfer learning diterapkan untuk meningkatkan akurasi model dengan memanfaatkan model yang sudah dilatih sebelumnya. Selain itu, augmentasi data digunakan untuk memperluas dataset ikan segar dan tidak segar guna meningkatkan kinerja model. Penelitian ini juga fokus pada metode deteksi non-destruktif yang tidak merusak ikan, sehingga proses deteksi menjadi lebih cepat dan efisien. Untuk mendukung penelitian ini, pengembangan dataset baru yang menampilkan dua spesies ikan (teri dan kembung) telah dilakukan, yang dibuat khusus untuk tujuan penelitian ini [11].

Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup perluasan dataset untuk mencakup lebih banyak spesies ikan guna menguji kemampuan model dalam menggeneralisasi berbagai jenis ikan. Selain itu, disarankan untuk menyertakan indikator kesegaran tambahan seperti tekstur, bau, atau komposisi kimia untuk evaluasi kesegaran ikan yang lebih komprehensif.

Otomatisasi proses pelabelan gambar mata dan insang ikan juga penting untuk mengurangi tenaga manual dan meningkatkan efisiensi. Uji model di skenario dunia nyata, seperti pasar ikan atau lingkungan pemrosesan komersial, dapat membantu menilai kepraktisannya di luar laboratorium. Terakhir, eksplorasi penggunaan metode ensemble yang menggabungkan berbagai pendekatan deteksi kesegaran (misalnya, visual, kimia) dapat meningkatkan akurasi dan kekuatan keseluruhan.

1.2.11 SqueezeNet, InceptionV3 dan Integrasi Lima Algoritma

Penelitian oleh E. T. Yasin, dkk. (2023) dkk menggunakan model *deep learning* seperti SqueezeNet dan InceptionV3 untuk mengklasifikasikan kesegaran ikan berdasarkan gambar tubuh ikan. Selain itu, penelitian ini mengintegrasikan lima algoritma *machine learning*: *K-Nearest Neighbors* (K-NN), *Support Vector Machines* (SVM), ANN, *Logistic Regression* (LR), dan *Random Forest* (RF) untuk klasifikasi kesegaran ikan. Dataset yang digunakan terdiri dari 4.476 gambar ikan segar dan ikan tidak segar, yang dikumpulkan dari ikan Nile Tilapia menggunakan kamera beresolusi tinggi. Penelitian ini juga menerapkan *cross-validation* (10-fold) untuk mengevaluasi performa berbagai model *machine learning*, yang meningkatkan keandalan hasil. Tingkat akurasi tinggi (99,6% hingga 100%) dicapai untuk klasifikasi kesegaran dengan menggunakan SqueezeNet dan InceptionV3 untuk ekstraksi fitur [12].

Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup perluasan dataset untuk mencakup berbagai spesies ikan, sehingga memungkinkan penerapan model yang lebih luas di berbagai pasar ikan. Peneliti juga disarankan untuk menggabungkan faktor-faktor kesegaran lain seperti bau, tekstur, dan komposisi kimia untuk meningkatkan akurasi deteksi kesegaran secara keseluruhan. Uji performa model di lingkungan dunia nyata, seperti pasar ikan atau dapur komersial, dapat membantu menilai kepraktisannya di luar dataset terkontrol. Selain itu, eksplorasi penggabungan metode yang berbeda (misalnya, sensorik, kimia, berbasis gambar) dalam model ensemble dapat meningkatkan kekuatan dan akurasi di berbagai indikator kesegaran. Terakhir, mengembangkan versi ringan dari model untuk digunakan pada perangkat *seluler* atau *embedded* akan memastikan penerapan yang praktis di lingkungan dengan sumber daya terbatas.

1.2.12 Kombinasi Model VGG19 dan SqueezeNet

Penelitian M. B. Yildiz, dkk. (2023) menggunakan teknik *deep learning* dan *machine learning* dengan pendekatan multi-model, menggunakan model seperti *SqueezeNet*, VGG19, dan algoritma seperti k-NN, SVM, ANN, RF, dan LR untuk klasifikasi kesegaran ikan.

Kombinasi model VGG19 dan ANN mencapai akurasi tertinggi sebesar 77,3%, yang melampaui performa model lain yang diuji dalam studi ini. Sebuah aplikasi *mobile* juga dikembangkan untuk memungkinkan pengguna mengambil foto atau mengunggah gambar mata ikan untuk mengklasifikasikan kesegaran ikan secara *real-time*, sehingga mudah diakses oleh banyak orang. Studi ini menggunakan dataset yang secara khusus dibuat untuk deteksi kesegaran berdasarkan mata ikan, yang dikategorikan dalam tiga tingkat kesegaran (Sangat Segar, Segar, Tidak Segar), dengan penerapan *augmentasi* gambar untuk meningkatkan klasifikasi. Selain itu, penggunaan validasi silang meningkatkan kekuatan evaluasi model, memastikan model berperforma konsisten di berbagai subset data.

Saran untuk penelitian selanjutnya mencakup peningkatan kualitas gambar dengan menggunakan kamera dengan resolusi lebih tinggi atau teknik pengambilan gambar khusus untuk menangkap gambar mata ikan yang lebih detail, yang berpotensi meningkatkan akurasi klasifikasi. Peneliti juga disarankan untuk memperluas ukuran dataset dengan mengumpulkan lebih banyak gambar dari berbagai spesies ikan dan kondisi kesegaran, sehingga model lebih mampu menggeneralisasi jenis ikan yang lebih luas. Menggunakan teknik *ensemble learning* yang menggabungkan beberapa model dapat membantu meningkatkan akurasi klasifikasi diatas 77,3%. Selain itu, mengembangkan versi aplikasi *mobile* untuk IOS dan *platform* lain dapat meningkatkan kegunaan bagi *audiens* yang lebih luas. Terakhir, penambahan indikator kesegaran ikan lainnya (seperti insang dan tekstur kulit) selain analisis mata ikan akan memberikan penilaian kualitas ikan yang lebih komprehensif [13].

1.3 Tujuan Tugas Akhir

Bagian ini menjelaskan tujuan yang ingin dicapai melalui pelaksanaan tugas akhir. Tujuan tersebut dirumuskan untuk memberikan arah yang jelas dalam perancangan, pelaksanaan, serta evaluasi dari keseluruhan proses penelitian atau pengembangan yang dilakukan. Dengan adanya tujuan yang terdefinisi dengan baik, diharapkan hasil dari tugas akhir ini dapat memberikan kontribusi nyata sesuai dengan permasalahan yang telah diidentifikasi sebelumnya.

1. Mengimplementasikan sistem yang dapat mengidentifikasi kesegaran dan kualitas ikan cakalang pada kondisi beku dan tidak beku menggunakan model *deep learning*.
2. Membangun model deteksi objek menggunakan algoritma YOLOv11 yang dioptimalkan untuk klasifikasi kualitas ikan berdasarkan data citra, dengan memperhatikan performa evaluasi seperti *mAP*, *presisi*, *recall*, dan *F1-score*.

3. Mengembangkan aplikasi *mobile* berbasis *Android* yang terintegrasi dengan *cloud* computing guna mendukung proses deteksi kesegaran ikan secara efisien dan *real-time* di lingkungan operasional lapangan.

1.4 Batasan Tugas Akhir

Bagian ini menjelaskan ruang lingkup dan batasan yang diterapkan dalam pelaksanaan tugas akhir. Dengan adanya batasan, proses penelitian atau pengembangan dapat dilakukan secara terarah, terukur, dan sesuai dengan kemampuan serta sumber daya yang tersedia.

1. Model *deep learning* yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv11, yang telah dikonfigurasi untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan tingkat kesegaran ikan cakalang berdasarkan data visual berupa gambar.
2. Sistem yang dikembangkan difokuskan pada pengenalan 2 kategori kondisi ikan, yaitu: beku dan tidak beku
3. Aplikasi dirancang agar dapat berjalan dengan optimal di perangkat bergerak berbasis *Android* minimal versi 10 atau lebih tinggi, dengan spesifikasi minimum RAM 4 GB dan kamera dengan resolusi minimal 12 megapiksel.
4. Sistem ini memiliki performa dengan tingkat akurasi minimal 80% berdasarkan pengukuran mAP, serta mampu melakukan proses inferensi pada aplikasi *mobile* dengan waktu kurang dari 1000 milidetik (1 detik) per citra.
5. Infrastruktur *backend* yang digunakan dalam pengujian dan implementasi aplikasi ini berbasis layanan *cloud computing* melalui *Google Cloud Platform* (GCP), dengan kebutuhan ruang penyimpanan minimal sebesar 10 GB.
6. Lingkup penelitian dibatasi hanya pada aspek perangkat lunak (*Software*), yang mencakup pengembangan model klasifikasi dan aplikasi pendukungnya. Pengembangan perangkat keras khusus (*hardware*) untuk otomasi tidak menjadi bagian dari penelitian ini.