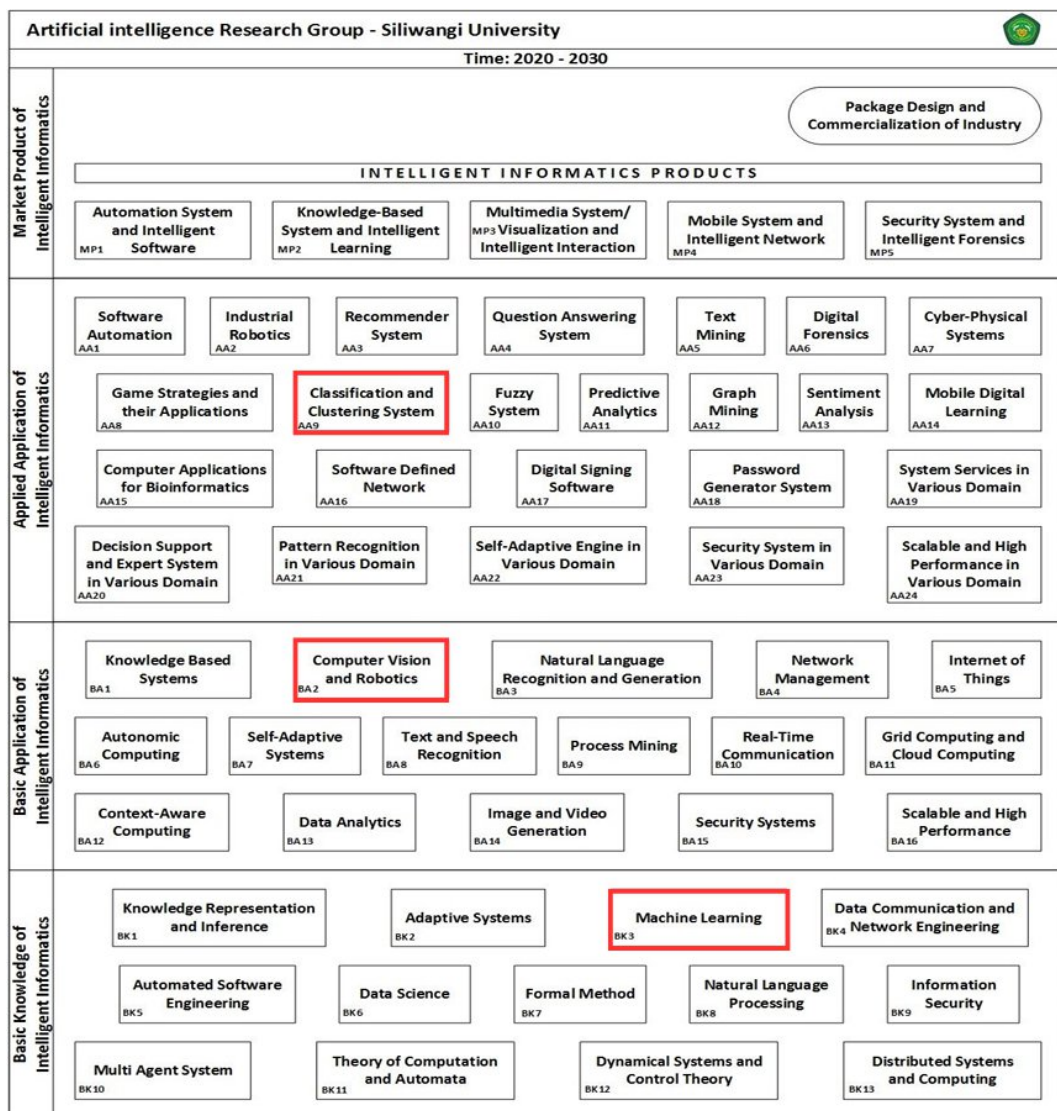


BAB III METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Roadmap Penelitian

Rencana penelitian ini secara keseluruhan selaras dengan roadmap Kelompok Keahlian Informatika dan Sistem Inteligen (ISI). Berikut merupakan roadmap penelitian seperti yang telah digambarkan pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Roadmap Penelitian (AIS Universitas Siliwangi, 2024).

Roadmap penelitian ini mengacu pada kerangka *Artificial Intelligence Siliwangi (AIS)* pada Gambar 3.1 yang dikembangkan oleh Kelompok Keahlian Informatika dan Sistem Inteligen (ISI) serta Kelompok Keahlian Jaringan, Keamanan, dan Digital Forensik (JKF) Universitas Siliwangi periode 2020–2030. Roadmap ini menggambarkan alur pengembangan kecerdasan buatan dari konsep dasar hingga penerapan pada analisis citra medis.

Pada tahap *Basic Knowledge of Intelligent Informatics*, penelitian ini berada pada domain *Machine Learning*, khususnya *supervised learning*, dengan pendekatan *Deep Learning* menggunakan arsitektur *Convolutional Neural Network (CNN)* untuk mempelajari fitur visual citra luka bakar sebagai dasar klasifikasi tingkat keparahan luka.

Pada tahap *Basic Application of Intelligent Informatics*, penelitian ini termasuk dalam bidang *Computer Vision and Robotics*. Metode YOLOv11 digunakan untuk mendeteksi area luka bakar dan menghasilkan *bounding box* yang kemudian dimanfaatkan untuk mengekstraksi ROI melalui proses *cropping*, sehingga area luka menjadi fokus utama pada tahap klasifikasi.

Pada tahap *Applied Application of Intelligent Informatics*, penelitian ini berada pada kategori *Classification and Clustering System*. Model *EfficientNet* digunakan untuk melakukan klasifikasi tingkat keparahan luka bakar pada dua skenario, yaitu menggunakan citra utuh dan citra ROI hasil deteksi, sehingga memungkinkan dilakukan analisis perbandingan pengaruh ROI terhadap performa model.

Fokus penelitian ini adalah mengevaluasi pengaruh penggunaan ROI terhadap kinerja klasifikasi dengan mengurangi informasi latar belakang yang tidak relevan.

Evaluasi dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk memperoleh perbandingan performa yang objektif antara kedua pendekatan.

3.2 Tahapan Penelitian

Dalam penelitian ini digunakan paradigma kuantitatif dengan pendekatan eksperimen. Pendekatan ini dipilih karena penelitian berfokus pada pengukuran dan evaluasi kinerja model menggunakan data numerik serta memberikan perlakuan yang berbeda terhadap data, yaitu penggunaan citra asli dan citra *Region of Interest* (ROI) sebagai masukan model klasifikasi. Selanjutnya, pengaruh dari kedua perlakuan tersebut dianalisis melalui perbandingan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*. Pendekatan kuantitatif eksperimen umum digunakan pada penelitian klasifikasi citra untuk menguji efektivitas suatu metode atau kombinasi metode terhadap performa model (Wisianto dkk., 2025). Metode yang diterapkan pada penelitian ini adalah *comparative experimental*, yaitu membandingkan dua skenario atau perlakuan pada kondisi pengujian yang sama untuk mengetahui perbedaan performa yang dihasilkan. Pendekatan perbandingan serupa juga diterapkan oleh (Kuan dkk., 2017) yang membandingkan berbagai algoritma klasifikasi untuk menentukan metode terbaik dalam klasifikasi kedalaman luka bakar. Berbeda dengan penelitian tersebut, penelitian ini membandingkan pengaruh penggunaan citra asli dan citra ROI terhadap performa klasifikasi menggunakan model EfficientNetB0.

Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan serta membandingkan performa model *deep learning* menggunakan citra utuh dan citra hasil ekstraksi ROI pada citra luka bakar. Fokus utama penelitian adalah menganalisis pengaruh

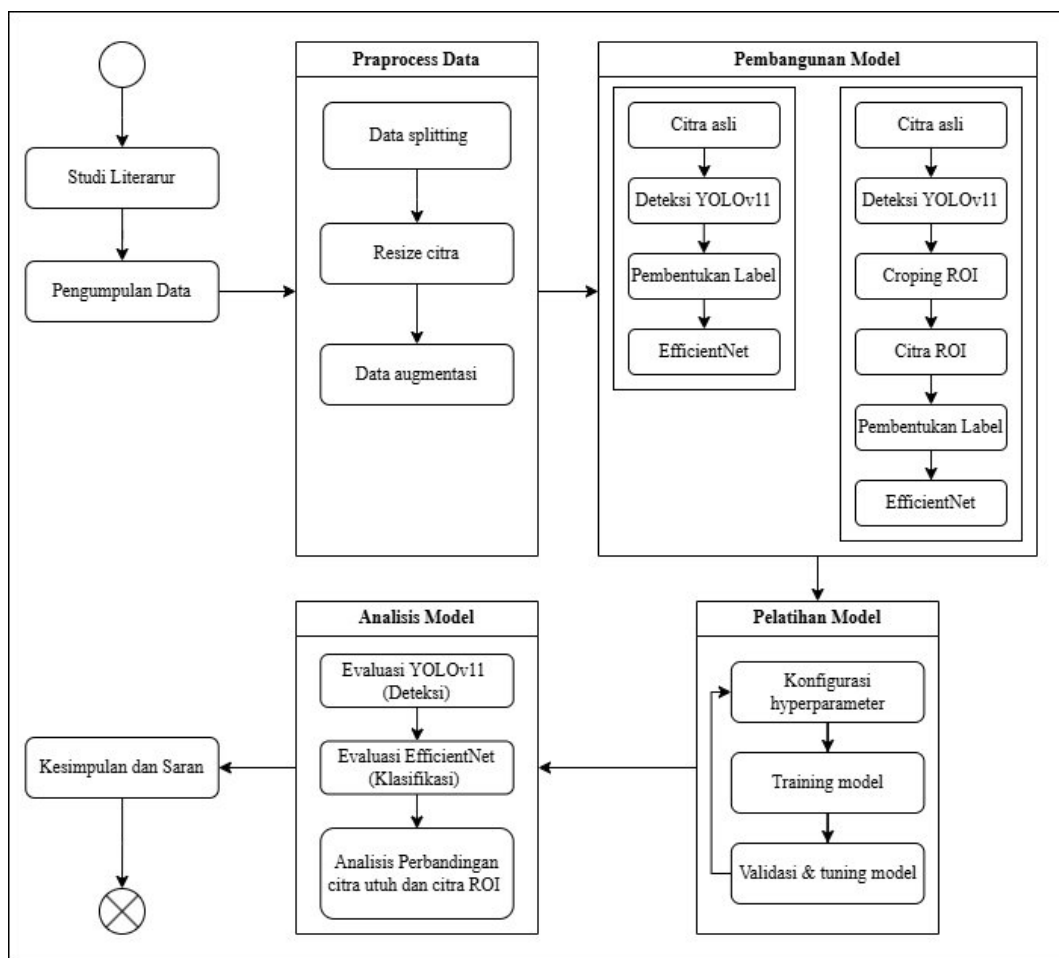
penerapan ROI terhadap kinerja model klasifikasi. Tahapan penelitian disusun dengan mengacu pada pendekatan umum dalam pengembangan sistem *deep learning* untuk analisis citra medis, khususnya yang mengintegrasikan proses deteksi area luka dan klasifikasi citra (Karamchandani dkk., 2026; Şevik & Mutlu, 2026).

Berdasarkan Gambar 3.2, penelitian ini diawali dengan studi literatur untuk memperoleh landasan teoritis terkait klasifikasi citra medis, metode deteksi objek, serta arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN). Tahap selanjutnya adalah pengumpulan dan persiapan dataset, yang meliputi pembersihan data, anotasi *bounding box* untuk kebutuhan deteksi area luka, pembagian data menjadi data latih, validasi, dan uji, serta penerapan teknik praproses seperti *resize*, normalisasi, dan augmentasi.

Pada tahap pengembangan model, dilakukan dua skenario eksperimen, yaitu penggunaan citra utuh sebagai input model klasifikasi dan penggunaan citra hasil ekstraksi ROI yang diperoleh melalui deteksi objek menggunakan YOLOv11. Penggunaan YOLOv11 sebagai metode deteksi objek didasarkan pada kemampuannya dalam melakukan deteksi secara efisien dan akurat pada citra medis (Şevik & Mutlu, 2026). ROI diperoleh dari *bounding box* hasil deteksi yang kemudian digunakan untuk melakukan *cropping* area luka sehingga model lebih fokus pada bagian yang relevan.

Selanjutnya, pada tahap evaluasi model, kedua skenario diuji menggunakan metrik performa seperti *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* untuk mengukur kinerja klasifikasi secara kuantitatif (Kuan dkk., 2017). Tahapan penelitian ini

disusun dengan mengadaptasi alur penelitian yang diusulkan oleh (Ferdinand dkk., 2023), kemudian dimodifikasi sesuai kebutuhan penelitian, yaitu dengan menambahkan dua skenario klasifikasi menggunakan citra utuh dan citra ROI, proses pembentukan label berdasarkan hasil deteksi YOLOv11, serta analisis perbandingan kinerja kedua skenario tersebut. Tahapan penelitian secara lengkap ditunjukkan pada Gambar 3.2.



Gambar 3.2 Tahapan Penelitian

3.2.1 Studi Literatur

Tahapan pertama dalam penelitian ini adalah studi literatur, yaitu proses pengumpulan, penelaahan, dan analisis berbagai sumber ilmiah yang relevan

dengan topik penelitian. Studi literatur dilakukan untuk memahami landasan teori terkait citra luka bakar, metode deteksi objek, serta arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) yang digunakan dalam klasifikasi citra. Sumber yang dikaji meliputi buku, *survey paper*, artikel jurnal nasional maupun internasional, *book chapter*, prosiding konferensi, serta penelitian terdahulu yang memiliki keterkaitan dengan penggunaan ROI dan model *deep learning* dalam pengolahan citra. Melalui kajian tersebut, dilakukan perbandingan terhadap penelitian sebelumnya guna mengidentifikasi kelebihan, kekurangan, serta celah penelitian (*research gap*) yang masih dapat dikembangkan. Hasil studi literatur ini menjadi dasar dalam perumusan metodologi, penentuan pendekatan eksperimen, serta penyusunan kerangka penelitian yang sesuai dengan tujuan penelitian (Ferdinand dkk., 2023).

3.2.2 Pengumpulan Data

Tahapan Pengumpulan data dilakukan dengan memperoleh dataset citra luka bakar yang bersumber *platform* penyedia dataset *public* dari yaitu *Roboflow*. Dimana dataset terdiri dari sekitar 571 gambar luka bakar kulit dengan tingkat keparahan yang berbeda selain itu juga dilakukan *augmentasi* secara otomatis yang dilakukan pada *Roboflow*nya sehingga dataset menjadi 1371 (pfa-ybpb2, 2025) *Skin Burn*. Roboflow Universe. <https://universe.roboflow.com/pfa-ybpb2/skin-burn-ankzs>. Dataset tersebut dipilih karena menyediakan kumpulan citra yang relevan dengan kebutuhan penelitian, yaitu citra luka bakar dengan variasi kondisi, tingkat keparahan, serta kualitas gambar yang beragam. Data yang diperoleh kemudian diunduh dan diseleksi untuk memastikan kesesuaian dengan tujuan penelitian. Proses ini mencakup identifikasi jumlah data, struktur folder, serta kategori kelas yang tersedia dalam dataset. Dataset yang telah dikumpulkan

selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam tahap praproses dan pengembangan model pada penelitian ini.

3.2.3 Praproses Data

Tahap *praproses* untuk meningkatkan kualitas dan konsistensi data. Proses ini meliputi pembersihan data, pengubahan ukuran (*resize*) citra sesuai kebutuhan model, normalisasi nilai piksel, serta pembagian dataset menjadi data latih, validasi, dan uji.

1. *Data Splitting*

Dataset yang telah melalui proses pembersihan kemudian dibagi menjadi tiga bagian, yaitu data training, validation, dan testing. Data training digunakan untuk melatih model, data validation digunakan untuk memantau performa model selama proses pelatihan, sedangkan data testing digunakan untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model terhadap data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pembagian dataset dilakukan secara proporsional agar distribusi kelas tetap terjaga pada setiap subset data. Pada penelitian ini digunakan rasio pembagian 8:1:1 atau 80% untuk data training, 10% untuk data validation, dan 10% untuk data testing, rasio tersebut mengacu pada penelitian (Chang dkk., 2021) yang membagi dataset citra luka bakar ke dalam data training, validation, dan testing dengan perbandingan yang sama untuk mendukung proses pelatihan serta evaluasi model secara optimal. Dengan pembagian tersebut, sebagian besar data dapat dimanfaatkan untuk proses pembelajaran model, sementara data validation dan testing tetap tersedia untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang tidak digunakan selama pelatihan.

2. *Resize* Citra

Seluruh citra yang telah dibersihkan dan dianotasi kemudian diubah ukurannya (*resize*) agar sesuai dengan kebutuhan input model (Ferdinand dkk., 2023). Pada tahap deteksi ROI, ukuran citra disesuaikan dengan spesifikasi model deteksi yang digunakan. Sedangkan pada tahap klasifikasi menggunakan *EfficientNet*, citra diubah ke dimensi yang sesuai dengan arsitektur jaringan agar dapat diproses secara optimal (Tan & Le, 2019). Proses *resize* ini juga bertujuan untuk menyamakan resolusi citra sehingga mempercepat proses komputasi dan menjaga konsistensi input model pada kedua skenario.

3. Data Augmentasi

Cara untuk meningkatkan variasi data latih dan mengurangi risiko *overfitting*, diterapkan teknik augmentasi pada data training (Sabanci dkk., 2026). Teknik yang digunakan meliputi rotasi ringan, pembalikan *horizontal*, serta penyesuaian tingkat kecerahan. *Augmentasi* dilakukan tanpa mengubah karakteristik utama luka bakar sehingga tetap mempertahankan informasi penting pada citra. Langkah ini membantu model dalam mengenali pola luka bakar pada berbagai variasi posisi dan kondisi pencahayaan (Xu dkk., 2024).

3.2.4 Klasifikasi Menggunakan Citra Utuh

Pada skenario pertama, citra hasil praproses langsung digunakan sebagai input ke model klasifikasi tanpa melalui tahap deteksi objek. Model klasifikasi yang digunakan adalah *EfficientNet*, yang merupakan arsitektur CNN dengan efisiensi parameter dan performa tinggi (Tan & Le, 2019). Model dilatih untuk mengenali pola visual luka bakar secara keseluruhan, termasuk warna, tekstur, dan bentuk yang muncul pada citra utuh (Karamchandani dkk., 2026). Dalam skenario ini,

model harus mempelajari karakteristik luka sekaligus mengabaikan informasi latar belakang yang mungkin tidak relevan. Skenario ini berfungsi sebagai *baseline*, yaitu acuan awal untuk menilai apakah pendekatan dengan ROI mampu memberikan peningkatan performa dibandingkan penggunaan citra secara langsung.

3.2.5 Klasifikasi Menggunakan ROI Hasil Deteksi YOLOv11

Tahap ekstraksi ROI merupakan bagian utama dalam penelitian ini. Proses ini bertujuan untuk mendeteksi dan mengisolasi area luka bakar dari latar belakang citra sehingga model klasifikasi dapat fokus pada bagian yang relevan.

1. Anotasi *Bounding Box*.

Tahap awal dalam proses ekstraksi ROI adalah melakukan *anotasi bounding box* pada citra luka bakar. Pada penelitian ini proses anotasi dilakukan menggunakan platform Roboflow. Pada setiap citra diberi kotak pembatas (*bounding box*) yang mengelilingi area luka bakar sebagai objek yang akan dideteksi (Şevik & Mutlu, 2026). *Anotasi* dilakukan secara manual dengan memastikan bahwa area yang ditandai mencakup keseluruhan bagian luka tanpa memasukkan terlalu banyak area latar belakang. Ketelitian dalam proses *anotasi* sangat penting karena data ini akan menjadi *ground truth* dalam proses pelatihan model YOLOv11. Setelah proses anotasi selesai, dataset diekspor dalam format YOLO, yang menyimpan informasi kelas objek serta koordinat *bounding box* dalam bentuk ter-normalisasi (nilai titik tengah objek, lebar, dan tinggi relatif terhadap ukuran citra). Format ini digunakan sebagai input dalam proses *training* model deteksi.

2. *Training* Model YOLOv11

Proses *training* dilakukan pada data training, sedangkan data validation digunakan untuk memantau performa model selama proses training berlangsung (Sabanci dkk., 2026). Model dilatih untuk mempelajari pola visual dan memprediksi lokasi objek luka dalam bentuk *bounding box* beserta nilai *confidence score* pada setiap citra. Selama proses pelatihan, dilakukan pengaturan beberapa parameter penting seperti jumlah *epoch*, *batch size*, *learning rate*, dan *optimizer*. Parameter-parameter tersebut ditentukan untuk memperoleh hasil deteksi yang optimal dan memastikan model dapat mencapai kondisi konvergen, yang ditandai dengan stabilnya nilai loss dan meningkatnya performa pada data validation . Model YOLOv11 dipilih karena memiliki kemampuan deteksi objek secara real-time dengan tingkat akurasi yang baik serta efisiensi komputasi yang seimbang. Setelah proses pelatihan selesai, model terbaik berdasarkan hasil evaluasi validation kemudian digunakan pada tahap inferensi untuk mendeteksi area luka dan menghasilkan koordinat *bounding box* yang akan digunakan dalam proses ekstraksi ROI.

3. Evaluasi Model Deteksi

Evaluasi model deteksi dilakukan untuk mengukur kemampuan model YOLOv11 dalam mendeteksi dan melokalisasi area luka bakar secara akurat sebelum hasil deteksi digunakan dalam proses ekstraksi ROI. Pada tugas deteksi objek, evaluasi tidak hanya menilai apakah objek berhasil terdeteksi, tetapi juga seberapa tepat posisi *bounding box* yang dihasilkan dibandingkan dengan *ground truth*. Oleh karena itu, digunakan konsep *Intersection over Union* (IoU), yaitu rasio

antara luas area irisan dan luas area gabungan antara *bounding box* prediksi dan *bounding box ground truth*. Dalam penelitian ini, suatu deteksi dianggap benar apabila memiliki nilai $\text{IoU} \geq 0,5$ (Harahap dkk., 2024). Kinerja model kemudian diukur menggunakan metrik *Precision*, *Recall*, dan *mean Average Precision* ($\text{mAP}@0.5$). *Precision* digunakan untuk mengukur ketepatan model dalam menghasilkan deteksi yang benar dibandingkan seluruh prediksi positif, sedangkan *Recall* mengukur kemampuan model dalam menemukan seluruh objek luka yang seharusnya terdeteksi. Sementara itu, $\text{mAP}@0.5$ digunakan sebagai metrik utama karena memberikan gambaran menyeluruh mengenai keseimbangan antara *precision* dan *recall* pada ambang batas IoU 0,5. Evaluasi ini sangat penting karena kualitas ROI yang dihasilkan sangat bergantung pada akurasi deteksi, kesalahan dalam proses deteksi dapat menyebabkan *cropping* yang tidak tepat dan berpotensi memengaruhi kinerja model klasifikasi pada skenario kedua (Pratomo dkk., 2020).

4. Deteksi dan *Cropping* ROI

Setelah model deteksi menggunakan YOLOv11 dinyatakan memiliki performa yang baik berdasarkan hasil evaluasi, tahap selanjutnya adalah melakukan proses *inferensi* pada seluruh dataset untuk menghasilkan *prediksi bounding box* secara otomatis (Hasan Tusar dkk., 2025). Pada tahap ini, model akan mengidentifikasi lokasi area luka pada setiap citra dan menghasilkan koordinat batas objek dalam bentuk nilai posisi (x , y , lebar, dan tinggi). Koordinat *bounding box* tersebut kemudian digunakan sebagai acuan untuk melakukan proses *cropping*, yaitu memotong bagian citra yang sesuai dengan area luka yang terdeteksi (Pratomo dkk., 2020). Sebelum proses *cropping* dilakukan, koordinat *bounding box* terlebih

dahulu disesuaikan menggunakan pendekatan *adaptive padding* sehingga area ROI tidak hanya mencakup area utama luka, tetapi juga sebagian kecil jaringan di sekitarnya. Pendekatan ini bertujuan untuk mengurangi kemungkinan terpotongnya bagian tepi luka akibat hasil deteksi yang terlalu rapat terhadap objek. Konsep tersebut sejalan dengan penelitian (Musaddid, 2024), yang melakukan penyesuaian koordinat bounding box secara adaptif untuk meningkatkan kualitas lokalisasi objek sebelum tahap pengolahan lanjutan. Perbedaannya, penelitian (Musaddid, 2024) menerapkan penyesuaian koordinat pada deteksi karakter plat nomor kendaraan melalui regresi koordinat *bounding box*, sedangkan pada penelitian ini penyesuaian dilakukan menggunakan *adaptive padding* untuk memperluas area ROI secara proporsional terhadap ukuran luka yang terdeteksi sehingga informasi visual yang digunakan pada proses klasifikasi menjadi lebih lengkap.

Hasil dari proses ini berupa citra baru yang hanya memuat ROI, sehingga bagian latar belakang atau area lain yang tidak relevan terhadap luka bakar dapat dihilangkan. Proses ekstraksi ROI ini bertujuan untuk memfokuskan informasi visual pada karakteristik luka saja, sehingga diharapkan dapat membantu model klasifikasi dalam mempelajari fitur yang lebih spesifik dan mengurangi gangguan dari elemen citra yang tidak berkaitan dengan objek utama.

3.2.6 Pembentukan Label

Setelah proses deteksi area luka dan ekstraksi *Region of Interest* (ROI) selesai dilakukan, tahap berikutnya adalah pembentukan label otomatis (*pseudo labeling*) untuk menghasilkan dataset yang dapat digunakan pada proses klasifikasi tingkat keparahan luka bakar (Hendrizar, 2023). Pada penelitian ini, pembentukan label dilakukan menggunakan kombinasi metode *feature extraction* dengan

EfficientNetB0 dan algoritma *KMeans Clustering* (Surbakti & Munandar, 2025). Pendekatan ini digunakan untuk mengelompokkan citra ROI berdasarkan kemiripan karakteristik visual yang dimiliki sehingga setiap citra dapat memperoleh label kelas secara otomatis.

Proses pembentukan label diawali dengan ekstraksi fitur menggunakan *EfficientNetB0* untuk menghasilkan representasi numerik dari setiap citra ROI (Tan & Le, 2019). Selanjutnya, fitur yang dihasilkan digunakan sebagai masukan bagi algoritma *KMeans* untuk mengelompokkan citra ke dalam beberapa cluster (Surbakti & Munandar, 2025). Hasil *clustering* kemudian dianalisis dan dipetakan ke kategori tingkat keparahan luka bakar sehingga terbentuk dataset berlabel yang siap digunakan pada tahap klasifikasi. Alur pembentukan label pada penelitian ini terdiri dari tahapan ekstraksi fitur menggunakan *EfficientNetB0* dan *clustering* menggunakan *K-Means* (Surbakti & Munandar, 2025; Tan & Le, 2019).

a. Ekstraksi Fitur

Proses berikutnya adalah ekstraksi fitur. Pada penelitian ini, *EfficientNetB0* digunakan sebagai feature extractor dengan bobot *pretrained ImageNet* dan konfigurasi *include_top=False*, sehingga lapisan klasifikasi bawaan model tidak digunakan. Pendekatan ini memungkinkan model berfokus pada proses pengambilan representasi fitur visual tanpa melakukan klasifikasi secara langsung (Tan & Le, 2019).

Citra ROI yang telah disesuaikan ukurannya menjadi 224×224 piksel kemudian diproses oleh *EfficientNetB0*. Selama proses ini, model mengekstraksi

berbagai karakteristik visual penting yang berkaitan dengan tingkat keparahan luka bakar, seperti warna luka, tekstur jaringan, pola permukaan kulit, serta variasi bentuk area luka. Informasi tersebut direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur berdimensi 1280 melalui proses *Global Average Pooling* (*pooling='avg'*) (Tan & Le, 2019).

Hasil ekstraksi fitur dari seluruh citra ROI selanjutnya disimpan dalam bentuk matriks fitur yang berisi representasi numerik setiap citra. Matriks fitur ini digunakan sebagai masukan pada tahap clustering untuk proses pembentukan label otomatis.

b. Clustering Menggunakan *K-Means*

Setelah diperoleh matriks fitur hasil ekstraksi *EfficientNetB0*, tahap berikutnya adalah pengelompokan data menggunakan algoritma *KMeans Clustering* (Surbakti & Munandar, 2025). Metode ini digunakan untuk mengelompokkan citra ROI berdasarkan kemiripan karakteristik visual yang telah direpresentasikan dalam bentuk vektor fitur (Tan & Le, 2019).

Pada penelitian ini digunakan jumlah cluster sebanyak tiga ($n_clusters = 3$) yang disesuaikan dengan kategori tingkat keparahan luka bakar yang menjadi fokus penelitian, yaitu derajat 1, derajat 2, dan derajat 3 (Surbakti & Munandar, 2025). Proses *clustering* diawali dengan pembentukan centroid awal, kemudian setiap vektor fitur dikelompokkan ke centroid terdekat berdasarkan jarak *Euclidean*. Selanjutnya *centroid* diperbarui secara iteratif hingga posisi *centroid* menjadi stabil dan proses clustering mencapai kondisi konvergen.

Hasil proses *KMeans* menghasilkan tiga kelompok data yang direpresentasikan sebagai Cluster 0, Cluster 1, dan Cluster 2 (Surbakti & Munandar, 2025). Setiap cluster berisi citra ROI yang memiliki karakteristik visual yang relatif serupa. Distribusi hasil clustering kemudian dianalisis secara visual untuk memahami karakteristik dominan pada masing-masing cluster sebelum dilakukan pemetaan ke kategori tingkat keparahan luka bakar.

Berdasarkan hasil analisis visual, setiap cluster dipetakan ke label derajat luka bakar yang sesuai sehingga terbentuk *pseudo* label untuk setiap citra ROI. Selanjutnya, citra dipindahkan ke folder kelas berdasarkan hasil pemetaan tersebut sehingga diperoleh dataset akhir yang terdiri atas kelas derajat1, derajat2, dan derajat3. Dataset yang telah memiliki label ini kemudian digunakan pada tahap pelatihan dan evaluasi model klasifikasi *EfficientNetB0* (Tan & Le, 2019).

3.2.7 Klasifikasi *EfficientNet*

Citra ROI hasil ekstraksi selanjutnya digunakan sebagai input ke model *EfficientNet* untuk melakukan klasifikasi tingkat luka bakar. Pada tahap ini, model hanya memproses area luka yang telah difokuskan melalui proses deteksi sebelumnya, sehingga informasi latar belakang yang tidak relevan dapat diminimalkan (Hendrizar, 2023). *EfficientNet* sebagai arsitektur *Convolutional Neural Network* (CNN) bekerja dengan mengekstraksi fitur-fitur penting dari citra, seperti pola warna, tekstur, dan struktur visual yang menjadi karakteristik masing-masing tingkat luka bakar. Proses pelatihan dilakukan menggunakan data *training*, sementara data *validation* digunakan untuk memantau performa model dan mencegah terjadinya *overfitting*. Dengan menggunakan citra ROI, model diharapkan dapat mempelajari representasi fitur yang lebih spesifik dan relevan

terhadap area luka, sehingga proses klasifikasi menjadi lebih terfokus dibandingkan penggunaan citra utuh (Pratomo dkk., 2020). Pendekatan ini memungkinkan dilakukan analisis terhadap sejauh mana pemfokusan area luka melalui ROI dapat memberikan peningkatan performa klasifikasi dibandingkan skenario tanpa ekstraksi ROI.

3.2.8 Evaluasi Model

Metrik evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini meliputi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* (Diptho & Basak, 2025). *Accuracy* digunakan untuk mengukur proporsi prediksi yang benar terhadap seluruh data uji. Untuk memberikan evaluasi yang lebih komprehensif pada data yang berpotensi tidak seimbang, digunakan *precision* untuk mengukur ketepatan prediksi dan *recall* untuk mengukur kemampuan model dalam mengenali seluruh sampel pada suatu kelas. Sementara itu, *F1-score* merupakan rata-rata harmonis antara *precision* dan *recall* sehingga lebih representatif dalam klasifikasi multikelas .

Selain metrik numerik, digunakan *confusion matrix* untuk menganalisis distribusi prediksi benar dan salah pada setiap kategori luka bakar (Şevik & Mutlu, 2026). Melalui *confusion matrix*, dapat diketahui pola kesalahan klasifikasi pada masing-masing kelas sehingga hasil evaluasi tidak hanya bersifat kuantitatif, tetapi juga memberikan gambaran yang lebih mendalam mengenai kinerja model.