BAB III
METODE PENELITIAN

3.1 Objek Penelitian

Ruang publik merupakan lingkungan yang mempertemukan berbagai aktivitas manusia dengan tingkat interaksi yang tinggi, salah satunya adalah aktivitas berjalan kaki. Dalam konteks tersebut, perhatian diarahkan pada pejalan kaki sebagai subjek yang rentan terhadap gangguan konsentrasi, khususnya akibat penggunaan *handphone*. Aktivitas berjalan yang pada dasarnya menuntut kewaspadaan terhadap lingkungan sekitar dapat terganggu ketika perhatian terbagi antara ruang fisik dan perangkat digital.

Kajian difokuskan pada representasi visual perilaku pejalan kaki yang terekam dalam bentuk citra digital. Analisis tidak diarahkan pada keberadaan perangkat *handphone* sebagai objek fisik, melainkan pada perubahan postur tubuh, posisi tangan, serta arah pandangan yang mencerminkan adanya atau tidak adanya aktivitas penggunaan *handphone*. Pendekatan ini menempatkan perilaku manusia sebagai pusat analisis, sehingga pengamatan dilakukan terhadap tubuh manusia secara utuh sebagai satu kesatuan visual.



(a) (b) (c)

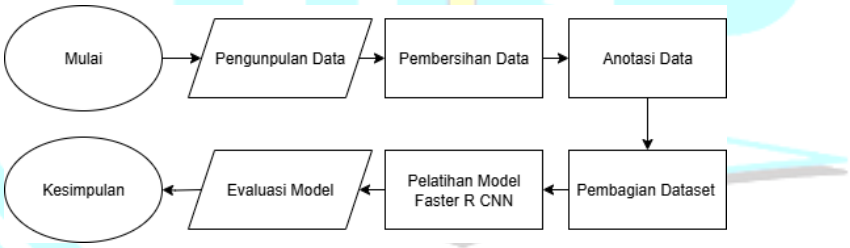
Gambar 3. 1 a, b, c menunjukkan contoh citra pejalan kaki yang digunakan dalam penelitian beserta hasil pelabelan berdasarkan kategori perilaku penggunaan *handphone*.

Pada gambar 3.2 menunjukkan pejalan kaki dikelompokkan ke dalam tiga kategori, yaitu pejalan kaki tanpa penggunaan handphone *(user_no_phone),* pejalan kaki yang menggunakan *handphone (user_phone),* dan pejalan kaki yang menggunakan *handphone* untuk menelepon (*user_phone_call*). Pengelompokan ini dimaksudkan untuk menggambarkan variasi tingkat keterlibatan pejalan kaki terhadap perangkat digital selama beraktivitas di ruang publik.

Citra yang digunakan berasal dari sumber publik, Kaggle dan dataset terbuka yang merepresentasikan kondisi nyata ruang publik dengan beragam situasi dan sudut pandang. Untuk menjaga ketepatan interpretasi visual, hanya citra dengan kualitas yang memadai dan perilaku yang dapat dikenali secara jelas yang disertakan dalam analisis. Kondisi visual yang ambigu, seperti tangan yang tidak terlihat, objek tertutup oleh pejalan kaki lain, atau kualitas citra yang rendah, tidak dimasukkan dalam proses pelabelan penggunaan handphone. Pendekatan selektif ini diterapkan untuk memastikan bahwa setiap anotasi mencerminkan perilaku yang dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah.

3.2 Prosedur Penelitian

Prosedur penelitian Deteksi Penggunaan Handphone pada Pejalan Kaki Menggunakan *Faster R-CNN* disajikan dalam bentuk *flowchart* untuk menggambarkan alur penelitian secara ringkas, sistematis, dan mudah dipahami. Flowchart tersebut menunjukkan tahapan penelitian yang dimulai dari proses awal hingga penarikan kesimpulan.



Gambar 3. 2 *Flowchart* Penelitian

3.2.1 Pengumpulan Data dan Persiapan Data

Proses penelitian dimulai dengan pengumpulan data berupa citra digital pejalan kaki yang diperoleh secara langsung dari hasil pencarian *Google Images* serta dokumentasi mandiri menggunakan kamera *handphone*. Pengambilan data dari *Google Images* dilakukan untuk memperoleh keragaman visual yang luas, baik dari sisi latar lingkungan, aktivitas pejalan kaki, hingga perbedaan sudut pengambilan gambar. Pendekatan ini memungkinkan peneliti mengumpulkan citra dengan karakteristik yang bervariasi tanpa terikat pada satu lokasi tertentu. Sementara itu, pengambilan citra menggunakan kamera *handphone* bertujuan untuk melengkapi *dataset* dengan kondisi nyata di lapangan, sekaligus menyesuaikan data dengan kualitas visual yang umum dihasilkan oleh perangkat sehari-hari.



(a) (b)

Gambar 3. 3 Normalisasi Citra

Pada gambar 3.3 menunjukkan proses normalisasi citra dilakukan dengan mengubah rentang nilai piksel dari 0–255 menjadi 0–1. Tahapan ini bertujuan untuk mengurangi perbedaan skala nilai piksel antar citra serta membantu meningkatkan kestabilan proses pembelajaran model. Dengan nilai piksel yang berada pada rentang yang seragam, model *Faster R-CNN* dapat mempelajari pola visual secara lebih efektif tanpa dipengaruhi oleh variasi intensitas cahaya yang berlebihan.



(a) (b)

Gambar 3. 4 *Resize* Citra *640x640*

Gambar 3.5 menunjukkan penyesuaian ukuran citra menjadi 640×640 piksel. Penyeragaman ukuran ini dilakukan untuk memastikan seluruh citra memiliki dimensi input yang konsisten sebelum diproses oleh model. Ukuran 640×640 dipilih karena mampu menjaga keseimbangan antara detail visual objek, khususnya handphone yang berukuran relatif kecil, dan efisiensi komputasi selama proses pelatihan model *Faster R-CNN*.



(a) (b)

Gambar 3. 5 *(a) BGR, (b) RGB*

Pada Gambar 3.6 menunjukkan konversi format warna dari BGR ke RGB dilakukan untuk menyesuaikan citra dengan standar representasi warna yang umum digunakan dalam proses visualisasi serta pemodelan *deep learning. OpenCV* secara default menggunakan format *BGR*, sedangkan sebagian besar pustaka visualisasi dan arsitektur *deep learning* bekerja dengan format *RGB*. Oleh karena itu, diperlukan penyesuaian urutan kanal warna agar citra dapat diproses dan ditampilkan secara konsisten. Proses konversi ini hanya melibatkan pertukaran urutan kanal warna tanpa mengubah nilai intensitas piksel, sehingga tidak memengaruhi informasi visual, bentuk objek, maupun struktur spasial citra yang menjadi dasar dalam proses deteksi.

3.2.2 Anotasi Data

Citra pejalan kaki yang telah melalui proses seleksi kualitas selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pembentukan data penelitian. Seleksi dilakukan untuk memastikan bahwa citra memiliki resolusi yang memadai, objek pejalan kaki terlihat secara jelas, serta tidak mengalami gangguan visual yang signifikan seperti *blur* berlebihan atau pencahayaan ekstrem. Dengan demikian, citra yang digunakan benar-benar mampu merepresentasikan kondisi visual yang relevan untuk proses analisis perilaku pejalan kaki secara akurat.

Pada tahap selanjutnya, setiap citra diproses melalui pemberian *bounding box* yang mencakup keseluruhan postur tubuh pejalan kaki. Pendekatan ini dilakukan agar informasi visual yang berkaitan dengan posisi tubuh, pergerakan tangan, serta interaksi antara tangan dan *handphone* dapat tertangkap secara utuh dalam satu area anotasi. *Bounding box* tidak hanya berfungsi sebagai penanda keberadaan objek manusia, tetapi juga sebagai representasi yang mendukung proses pembelajaran model dalam mengenali pola visual perilaku pejalan kaki.



(a) (b) (c)

Gambar 3. 6 Anotasi Data *(a) user_no_phone, (b) user_phone_call, (c) user_phone*

Pada Gambar 3.6 menunjukkan perilaku pejalan kaki diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu *user_no_phone*, *user_phone_call*, dan *user_phone*. Proses penentuan label dilakukan dengan pendekatan konservatif, di mana suatu perilaku hanya diklasifikasikan sebagai penggunaan *handphone* apabila terdapat bukti visual yang jelas dan dapat diamati secara langsung, seperti posisi tangan yang memegang *handphone* atau tangan yang berada di dekat telinga menyerupai aktivitas menelepon. Pendekatan ini diterapkan untuk menjaga objektivitas anotasi serta memastikan bahwa setiap label yang dihasilkan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah dan konsisten dalam proses pelatihan model. Citra pejalan kaki yang telah melalui proses seleksi kualitas selanjutnya digunakan sebagai dasar dalam pembentukan data penelitian. Seleksi dilakukan untuk memastikan bahwa citra memiliki resolusi yang memadai, objek pejalan kaki terlihat secara jelas, serta tidak mengalami gangguan visual yang signifikan seperti *blur* berlebihan atau pencahayaan ekstrem. Dengan demikian, citra yang digunakan benar-benar mampu merepresentasikan kondisi visual yang relevan untuk proses analisis perilaku pejalan kaki secara akurat.

Setiap citra diproses melalui pemberian *bounding box* yang mencakup keseluruhan postur tubuh pejalan kaki. Pendekatan ini dilakukan agar informasi visual yang berkaitan dengan posisi tubuh, pergerakan tangan, serta interaksi antara tangan dan *handphone* dapat tertangkap secara utuh dalam satu area anotasi. *Bounding box* tidak hanya berfungsi sebagai penanda keberadaan objek manusia, tetapi juga sebagai representasi spasial yang mendukung proses pembelajaran model dalam mengenali pola visual perilaku pejalan kaki.

Berdasarkan indikator visual tersebut, perilaku pejalan kaki kemudian diklasifikasikan ke dalam tiga kategori, yaitu *user_no_phone*, *user_phone*, dan *user_phone_call*. Proses penentuan label dilakukan dengan pendekatan konservatif, di mana suatu perilaku hanya diklasifikasikan sebagai penggunaan *handphone* apabila terdapat bukti visual yang jelas dan dapat diamati secara langsung, seperti posisi tangan yang memegang *handphone* atau tangan yang berada di dekat telinga menyerupai aktivitas menelepon. Pendekatan ini diterapkan untuk

menjaga objektivitas anotasi serta memastikan bahwa setiap label yang dihasilkan dapat dipertanggungjawabkan secara ilmiah dan konsisten dalam proses pelatihan model.

3.2.3 Pembagian Dataset

Dataset hasil anotasi selanjutnya dibagi ke dalam tiga *subset*, yaitu data latih (*training*), data validasi (*validation*). Pembagian ini dilakukan untuk memastikan bahwa proses pembelajaran model, penyesuaian parameter, serta evaluasi kinerja dapat berlangsung secara sistematis dan objektif. Proporsi pembagian *dataset* ditetapkan sebesar 80% untuk data latih, 20% untuk data validasi yang merupakan rasio umum dan direkomendasikan dalam penelitian deteksi objek berbasis pembelajaran mendalam.

Data latih digunakan sebagai sumber utama dalam proses pembelajaran model *Faster R-CNN*. Pada tahap ini, model mempelajari pola visual pejalan kaki beserta karakteristik perilaku penggunaan *handphone* berdasarkan *bounding box* dan label kelas yang telah ditentukan. Proses pelatihan bertujuan untuk membangun kemampuan model dalam mengenali objek manusia sekaligus membedakan perilaku *user_no_phone, user_phone,* dan *user_phone_call* secara akurat berdasarkan informasi visual yang tersedia.

Sementara itu, data validasi dimanfaatkan untuk memantau kinerja model selama proses pelatihan berlangsung. Data ini berperan penting dalam membantu proses penyesuaian parameter dan mencegah terjadinya *overfitting,* karena model dievaluasi menggunakan data yang tidak secara langsung digunakan dalam pembelajaran. Adapun data uji digunakan pada tahap akhir penelitian untuk mengukur kemampuan generalisasi model terhadap data yang benar-benar baru dan belum pernah dikenali sebelumnya. Evaluasi pada data uji memberikan gambaran objektif mengenai tingkat keandalan dan konsistensi model dalam mendeteksi serta mengklasifikasikan perilaku penggunaan *handphone* pada pejalan kaki di berbagai kondisi visual

Augmentasi digunakan untuk memperkaya variasi *dataset*. Teknik Augmentasi meliputi:

1) *Horizontal flip*
2) *Rotasi -5° and +5°*
3) *Brightness -14% and +14%*
4) *Blur 0.5px*
5) *Noise 0.1%px*

Teknik augmentasi data diterapkan untuk meningkatkan keragaman data latih tanpa menambah jumlah citra secara manual. Horizontal flip dan rotasi digunakan untuk memperkaya variasi orientasi pejalan kaki, sementara penyesuaian kecerahan

merepresentasikan kondisi pencahayaan yang berbeda. Blur dan noise ditambahkan untuk melatih model agar lebih kuat terhadap gangguan visual, sehingga meningkatkan kemampuan generalisasi model *Faster R-CNN* pada kondisi nyata.

3.2.4 Pelatihan Model *Faster R-CNN*

Faster R-CNN menggunakan alur two-stage detection. Tahap pertama adalah *Region Proposal Network (RPN)* yang berfungsi untuk menghasilkan kandidat area objek, sedangkan, kemudian tahap kedua digunakan untuk melakukan klasifikasi objek serta dan regresi *bounding box.* Sebelum proses pelatihan, seluruh citra dilakukan penyesuaian ukuran *(resize)* agar memiliki dimensi yang seragam. Pada penelitian ini, proses *resize* dilakukan menggunakan platform *Roboflow* dengan ukuran citra *640 × 640* piksel, yang merupakan ukuran umum dan stabil untuk proses pelatihan model deteksi objek. Penyeragaman ukuran ini bertujuan untuk memudahkan proses ekstraksi fitur serta menjaga konsistensi input model. Konfigurasi pelatihan yang digunakan mencakup: *learning rate* sebesar 0.0002, *batch size 2*, *optimizer SGD* (*Stochastic Gradient Descent*) serta jumlah dan *epoch* antara 30 hingga –50. Pengaturan ini dipilih untuk menjaga kestabilan proses pembelajaran dan memperoleh performa model yang optimal. Proses penyesuaian posisi dan ukuran *bounding box* dilakukan menggunakan mekanisme *bounding box regression*, yang bertujuan untuk meningkatkan ketepatan lokasi objek hasil deteksi.

Tabel 3. 1 Spesifikasi *Faster R-CNN*

Spesifikasi	**Ukuran *Output***	**Keterangan**
Input Image	H × W × 3	Citra Pejalan Kaki
ResNet-50 (Conv + BatchNorm + ReLU)	H/4 × W/4 × C	Ekstraksi fitur awal
ResNet Stage 1–4	H/8 × W/8 × C	Fitur menengah–tinggi
FPN (P2–P5)	Multi-skala	Fitur berbagai skala
3×3 Conv + Anchor	N × 4	Proposal bounding box
Fixed-size pooling	7 × 7 × C	Normalisasi Ukuran ROI
2 Fully Connected(1024)	1 × 1024	Fitur tingkat tinggi
Softmax	1 × K	Klasifikasi perilaku
Linear Regression	1 × 4K	Penyempurnaan bbox
Deteksi Akhir	Variatif	Bbox, label, skor

Pada Tabel 3.2 menunjukkan alur pemrosesan pada model *Faster R-CNN* yang digunakan dalam penelitian ini. Citra input diproses melalui *backbone ResNet-50* untuk mengekstraksi fitur visual, kemudian diperkaya menggunakan *Feature Pyramid Network (FPN)* agar mampu mendeteksi objek pada berbagai skala. Selanjutnya, *Region Proposal Network* (*RPN*) menghasilkan kandidat wilayah objek yang diproses melalui *ROI Align* dan *fully connected* layer untuk menghasilkan klasifikasi perilaku pejalan kaki serta koordinat *bounding box* secara akurat.

3.2.5 Evaluasi Model

Hasil keluaran dari model *Faster R-CNN* selanjutnya dianalisis melalui tahap evaluasi untuk menilai kemampuan model dalam mendeteksi keberadaan pejalan kaki sekaligus mengklasifikasikan perilaku penggunaan *handphone.* Pada tahap ini, hasil prediksi model dibandingkan dengan data anotasi sebenarnya guna mengetahui tingkat kesesuaian antara objek yang terdeteksi dan objek yang seharusnya teridentifikasi. Evaluasi dilakukan untuk memastikan bahwa model tidak hanya mampu mengenali objek manusia, tetapi juga dapat membedakan perilaku *user_no_phone, user_phone,* dan *user_phone_call* secara konsisten.

Proses evaluasi difokuskan pada pengukuran ketepatan klasifikasi dan keakuratan pelokalan *bounding box*. Ketepatan klasifikasi menunjukkan sejauh mana model mampu memberikan label perilaku yang benar pada setiap pejalan kaki, sedangkan akurasi pelokalan mencerminkan kemampuan model dalam menempatkan *bounding box* sesuai dengan posisi objek sebenarnya. Analisis ini dilakukan pada data uji yang tidak digunakan selama proses pelatihan, sehingga hasil evaluasi dapat menggambarkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru dengan kondisi visual yang bervariasi.

3.2.6 Kesimpulan

Tahap akhir penelitian adalah penarikan kesimpulan berdasarkan hasil evaluasi yang diperoleh. Kesimpulan ini mencerminkan kemampuan model dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan perilaku penggunaan handphone pada pejalan kaki serta menjadi dasar untuk pengembangan penelitian selanjutnya.

3.3 Jadwal Penelitian

Jadwal penelitian disusun untuk memberikan gambaran waktu pelaksanaan setiap kegiatan penelitian secara terstruktur. Penyusunan jadwal mengacu pada alur prosedur penelitian yang telah dirancang, sehingga setiap kegiatan dapat dilaksanakan secara berkesinambungan dan saling mendukung. Jadwal ini bersifat fleksibel dan dapat disesuaikan

dengan kondisi pelaksanaan penelitian tanpa mengubah tujuan utama penelitian. Jadwal Penelitian Sebagai Berikut:

Tabel 3. 2 Jadwal Penelitian

No	Kegiatan Penelitian	Oktober	November	Desember	Januari
1	Studi Literatur				
2	Pengumpulan Data Citra Pejalan Kaki				
3	Pembersihan dan Seleksi Data				
4	Anotasi Data (*Bounding Box* & *Label*)				
5	Pembagian Dataset				
6	Pelatihan Model *Faster R-CNN*				
7	Evaluasi dan Analisis Hasil				
8	Penyusunan Laporan Skripsi				

Selain sebagai panduan waktu, jadwal penelitian juga berfungsi untuk memastikan bahwa setiap tahapan penelitian dilakukan secara terencana dan tidak saling tumpang tindih. Dengan adanya jadwal yang jelas, proses pengumpulan data, pengolahan data, hingga analisis hasil dapat berjalan lebih terkontrol, sehingga mendukung pencapaian hasil penelitian yang optimal.

3.4 Skenario Pengujian

Skenario pengujian dilakukan menggunakan data uji yang telah dipisahkan sejak awal. Proses pengujian mencakup:

1. Menguji model *Faster R-CNN* pada dataset Uji
2. Menghitung metrik evaluasi: *IoU, mAP*
3. Mencatat waktu inferensi model
4. Menyajikan tabel dan grafik hasil evaluasi

Skenario ini memberikan gambaran objektif mengenai keakuratan dan kecepatan dalam mendeteksi Penggunaan *Handphone* pada Pejalan Kaki.

3.5 Variabel Penelitian

Penelitian ini menggunakan dua jenis variabel:

1. Variabel X (Bebas):
   Jenis algoritma deteksi objek *Faster R-CNN*.
2. Variabel Y (Terikat):
   Kinerja deteksi Perilaku Pejalan Kaki : *IoU, mAP*.

3.6 Instrumen Penelitian

Instrumen yang digunakan meliputi:

1. Laptop dengan *GPU RTX 3050*
2. *Visual Studio Code*
3. *Python 3.9*
4. *Jupyter Notebook*
5. *PyTorch*
6. *Roboflow* (anotasi data)
7. Library pendukung seperti *Opencv, NumPy, Pandas, Matplotlib*

Instrumen ini membantu proses pengolahan data, pelatihan, dan evaluasi model.