

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

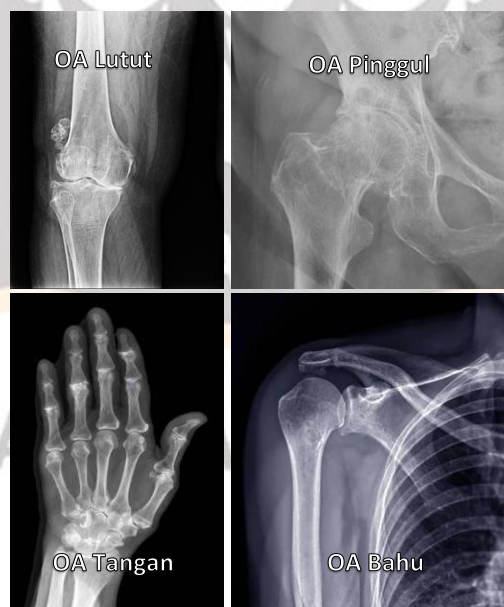
Osteoarthritis (OA) adalah penyakit sendi degeneratif yang dapat menyebabkan kerusakan pada tulang rawan artikular dan strukturnya (Aresti dkk., 2016). Secara klinis, OA dapat menyebabkan penyempitan ruang sendi, pembentukan *osteofit* dan *sklerosis* pada sendi yang terkena (Üreten dkk., 2020). Menurut (Goekoop dkk., 2011) OA paling umum terjadi pada orang tua, dan dapat mempengaruhi jutaan orang di seluruh dunia. Menurut (Peat dkk., 2001) OA tidak hanya diderita oleh orang tua, namun kira-kira dua pertiga pasien OA berusia kurang dari 65 tahun. Tren prevalensi osteoarthritis dari *Global Burden of Disease Study* 2019 menunjukkan bahwa selama periode sepuluh tahun, prevalensi kasus OA meningkat sebesar 113,25%, dari 247,51 juta pada tahun 1990 menjadi 527,81 juta pada tahun 2019 (Abbafati dkk., 2020; Cross dkk., 2014; Long dkk., 2022; Turkiewicz dkk., 2014). Kerentanan OA dapat meningkat karena keturunan (riwayat keluarga yang positif meningkatkan risiko), usia, ras, faktor makanan, dan jenis kelamin wanita (Felson, 2004).

Osteoarthritis menjadi salah satu penyebab utama penurunan kualitas hidup dan beban ekonomi yang signifikan dalam sistem layanan Kesehatan. Menurut organisasi kesehatan dunia, lebih dari 300 juta orang mengalami OA secara global, dan jumlah ini diperkirakan akan terus meningkat seiring bertambahnya usia harapan hidup masyarakat (World Health Organization, 2023). Ahli ortopedi telah menemukan bahwa pasien OA akan mengalami gaya berjalan lebih lambat daripada orang normal dengan langkah yang lebih pendek (Kaufman dkk., 2001). OA dapat mempengaruhi sendi lutut, pinggul, tangan dan bahu (Prieto Alhambra dkk., 2014; Tri Wahyuningrum dkk., 2019). OA pinggul merupakan jenis OA kedua yang paling sering terjadi setelah lutut (Veronese dkk., 2017).

Saat ini penelitian mengenai sistem deteksi otomatis osteoarthritis telah berkembang ke area sendi seperti lutut, pinggul, tangan, dan bahu. Osteoarthritis

lutut menjadi salah satu fokus utama penelitian global karena prevalensinya yang sangat tinggi serta dampaknya yang signifikan terhadap kualitas hidup penderita. Pengembangan sistem berbasis *deep learning* yang dapat menganalisis radiografi lutut untuk menentukan tingkat keparahan OA berdasarkan *Kellgren-Lawrence* (KL), yang secara luas digunakan dalam praktik klinis (Tiulpin dkk., 2019). Model CNN yang diterapkan pada OA lutut telah menunjukkan hasil yang menjanjikan, dengan tingkat akurasi dan konsistensi yang mampu mengimbangi penilaian manual oleh ahli radiologi.

Selain OA lutut, penelitian tentang osteoarthritis tangan (*hand OA*) juga mulai berkembang, terutama karena sendi tangan rentan mengalami degenerasi yang berdampak pada fungsi motorik halus seperti menggenggam dan menulis. Penggunaan pencitraan radiografi tangan dikombinasikan dengan metode *deep learning* telah dieksplorasi untuk mengidentifikasi perubahan struktural pada sendi *interphalangeal distal* dan *proksimal*, termasuk pembentukan *osteofit* dan penyempitan celah sendi (Ponnusamy dkk., 2023). Tantangan utama pada OA tangan yaitu kompleksitas anatomi dan ukuran sendi yang relatif kecil, sehingga memerlukan resolusi citra tinggi dan teknik segmentasi yang baik agar sistem dapat bekerja secara optimal.



Gambar 1.1 Citra OA lutut, pinggul, tangan dan bahu

Meskipun prevalensi OA bahu (*shoulder OA*) tidak setinggi OA lutut, OA bahu juga mulai menjadi perhatian dalam penelitian sistem deteksi otomatis. OA bahu dapat mempengaruhi sendi *glenohumeral* atau *acromioclavicular* dan dapat menyebabkan nyeri serta keterbatasan gerak yang signifikan. Penelitian awal telah menggunakan analisis citra MRI dan CT-Scan untuk mendeteksi degradasi kartilago bahu, tetapi tantangan utama terletak pada variabilitas struktur anatomi dan variasi besar dalam presentasi klinis, yang membuat deteksi otomatis memerlukan pendekatan multimodal dan model yang lebih kompleks (Feuerriegel dkk., 2023). Gambar 1.1 merupakan contoh citra osteoarthritis lutut, pinggul, tangan dan bahu.

Salah satu bentuk OA yang memiliki dampak besar terhadap aktivitas sehari-hari yaitu OA pada sendi pinggul. Sendi pinggul merupakan struktur penting yang menopang berat tubuh dan memungkinkan melakukan berbagai aktivitas seperti berjalan, duduk atau berdiri. Kerusakan pada sendi ini dapat menyebabkan kecacatan yang serius, dan pada kasus yang lebih berat dapat menyebabkan ketergantungan penuh terhadap alat bantu jalan atau kursi roda (Zhang & Jordan, 2010). Gejala utama OA pinggul meliputi nyeri pada daerah pinggul, keterbatasan gerak, dan kekakuan pada sendi pinggul secara bertahap (Hunter & Bierma-Zeinstra, 2019). Sendi pinggul adalah sendi yang dapat bergerak ke berbagai arah karena bentuknya yang menyerupai bola dalam mangkok atau lebih dikenal dengan sebutan *ball joint* (Byrne dkk., 2010; Sangeux, 2019). Karena adanya gerakan yang kompleks ini, dari sudut pandang biomekanik menyebabkan terjadinya proses gesekan antara dua permukaan tulang penyusun sendi pinggul, sehingga seiring bertambahnya usia, terjadi proses degeneratif pada sendi pinggul yang lebih dikenal dengan istilah *primary hip osteoarthritis* atau osteoarthritis pinggul primer (Michael Dennison Harris, 2013; Sangeux, 2019).

OA pinggul primer adalah kondisi dimana tidak ditemukan kelainan anatomi atau proses penyakit spesifik yang dapat diidentifikasi (Wylie dkk., 2018). Menurut (Harris & Coggon, 2015), OA pinggul berdampak penting pada kapasitas untuk bekerja. Jika tidak segera ditangani, OA dapat menimbulkan kecacatan dan kesulitan melakukan aktivitas sehari-hari (Wilkie dkk., 2013) serta memiliki

kualitas hidup yang rendah (Cross dkk., 2014). Selain itu, orang yang memiliki OA sering melakukan aktivitas fisik yang lebih sedikit dibandingkan dengan mereka yang tidak memiliki OA (Wallis dkk., 2013). Oleh karena itu perlu dilakukan penanganan agar tidak menimbulkan faktor resiko lain seperti depresi di masa depan (Mammen & Faulkner, 2013). Identifikasi OA pinggul secara dini dapat membantu dalam perencanaan perawatan dan pengelolaan penyakit tersebut.

Dalam beberapa waktu terakhir, penggunaan teknik pencitraan untuk OA mengalami peningkatan. Teknik ini berguna untuk mendiagnosis, memantau dan menilai sejauh mana tingkat keparahan degenerasi yang terjadi pada OA (Hayashi dkk., 2016; Sharma, 2016). Salah satu variabel yang digunakan dalam pencitraan OA adalah radiografi polos, variabel ini masih menjadi standar penting untuk mengidentifikasi OA (Brahim dkk., 2019; Braun & Gold, 2012; Roemer dkk., 2014). Radiografi polos merupakan teknik pencitraan yang sederhana, murah dengan memanfaatkan radiasi *X-ray* / sinar-X (*rontgen*). Radiografi polos berfungsi menunjukkan perubahan kerangka tulang, yang dapat digunakan untuk mempelajari lebih lanjut tentang struktur, kepadatan, dan kelainan bentuk tulang (Hirvasniemi dkk., 2016; Thomas Corroller dkk., 2013).

Seiring dengan kemajuan teknologi kecerdasan buatan, khususnya di bidang pengolahan citra medis, telah muncul pendekatan baru dalam mengidentifikasi OA secara otomatis. Salah satu metode yang berkembang adalah penggunaan *Convolutional neural network* (CNN) untuk identifikasi dan klasifikasi kondisi OA berdasarkan citra sinar-X. *Convolutional neural network* (CNN) merupakan bagian dari *deep learning* yang terinspirasi oleh korteks visual hewan. CNN memiliki beberapa lapisan yaitu *convolution layer*, *ReLU layer*, *pooling layer*, *fully connected layer* dan *softmax layer* (Üreten dkk., 2020). CNN mampu mengekstraksi fitur secara otomatis dari citra medis melalui *convolution layer* dan *pooling layer*, sehingga sangat efektif dalam mendeteksi pola-pola kompleks yang tidak mudah diidentifikasi oleh manusia (Lecun dkk., 2015). Penggunaan metode *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur VGG-16 pernah dilakukan oleh (Üreten dkk., 2020) dengan menggunakan klasifikasi OA normal dan parah.

Menurut (Mahum dkk., 2021) pengembangan model deteksi diusulkan untuk melakukan penggabungan model *hybrid* lainnya.

Metode *Deep Learning* (DL) telah menunjukkan hasil terobosan dalam berbagai pengenalan citra secara umum (Tri Wahyuningrum dkk., 2019). *Deep learning* merupakan bagian dari *machine learning* yang sangat efektif dalam mengklasifikasi dan mengidentifikasi objek karena dapat belajar fitur kompleks secara langsung dari data mentah (Anwar dkk., 2018; Bernal dkk., 2019; Gu dkk., 2018; Yamashita dkk., 2018a). Di antara arsitektur CNN yang telah dikembangkan, DenseNet (*Densely Connected Convolutional Networks*) menjadi salah satu model yang sering digunakan karena kemampuannya dalam mengatasi masalah hilangnya gradien dan meningkatkan efisiensi fitur melalui koneksi yang padat antar lapisan. DenseNet-169, secara khusus memiliki kedalaman dan struktur yang optimal untuk tugas klasifikasi citra medis, termasuk identifikasi osteoarthritis (Gao Huang dkk., 2016).

Dalam implementasi model *deep learning*, salah satu tantangan yang dihadapi yaitu pemilihan *hyperparameter* yang optimal, seperti *learning rate*, *batch size*, dan *droupout rate* yang sangat mempengaruhi kinerja model. Untuk mengatasi hal ini diperlukan salah satu *hyperparameter* yaitu metode *Bayesian optimization* (*Bayesian search*) yang merupakan teknik optimasi berbasis pendekatan probabilistik untuk secara efisien mengeksplorasi ruang *hyperparameter* dan menemukan kombinasi terbaik dengan jumlah eksperimen yang minimal. *Bayesian search* bekerja dengan membangun model dengan *Gaussian Process* yang memodelkan hubungan antara *hyperparameter* dan hasil evaluasi, lalu memperbarui prediksi secara iteratif untuk memfokuskan pada area yang menjanjikan. Metode ini terbukti lebih efisien dan efektif dibandingkan dengan *random search* atau *grid search*, terutama untuk model *deep learning* yang memerlukan waktu komputasi besar (Snoek dkk., 2012).

Untuk meningkatkan akurasi deteksi, diperlukan tahapan prapengolahan citra yang baik. Salah satunya yaitu ROI (*Region of Interest*) *extraction*, yang merupakan teknik untuk memfokuskan analisis hanya pada area tertentu dari citra yang relevan/penting, sehingga mengurangi derau atau informasi yang tidak relevan

(Jiménez gaona dkk., 2020). Salah satu metode yang bermanfaat untuk meningkatkan kontras citra yaitu CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), hal ini diperlukan terutama pada citra medis *grayscale*, agar detail anatomi yang penting lebih mudah dikenali oleh model *deep learning* (Honda dkk., 2021).

Berdasarkan latar belakang dan permasalahan yang telah dijelaskan pada bagian sebelumnya, maka penelitian ini mengusulkan menggunakan *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur DenseNet-169 yang akan dilakukan prapengolahan citra terlebih dahulu menggunakan ROI (*Region of Interest*) untuk melakukan segmentasi citra yang bertujuan untuk mengambil bagian tertentu dari citra pinggul yaitu *acetabulum (socket)*, *femoral head*, dan *femur (thighbone)*, kemudian dilanjutkan ke tahapan peningkatan kontras citra menggunakan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*). Selain itu, proses pelatihan model dilakukan dengan pendekatan *Bayesian search* untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik. Harapannya, penggabungan beberapa metode yang dilakukan bertujuan untuk mendapatkan hasil yang lebih baik dari penelitian sebelumnya dalam identifikasi osteoarthritis pinggul.

1.2 Identifikasi Permasalahan

Osteoarthritis pinggul merupakan salah satu jenis penyakit sendi degeneratif yang dapat menyebabkan rasa sakit, kaku dan keterbatasan mobilitas. Identifikasi OA secara dini sangat penting untuk mencegah kerusakan sendi yang lebih parah dan menentukan langkah perawatan awal yang tepat. Namun, saat ini metode identifikasi tradisional seperti pemeriksaan radiologi dilakukan secara manual dan masih memiliki keterbatasan dalam hal kecepatan serta keakuratan dalam membaca citra medis karena penilaian manusia yang subjektif. Dengan kemajuan teknologi dalam bidang kecerdasan buatan, khususnya algoritma *Convolutional neural network* (CNN) dengan arsitektur DenseNet-169, diharapkan dapat dikembangkan suatu model yang dapat membantu dokter dalam mengidentifikasi osteoarthritis pinggul melalui citra medis.

1.3 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang dan identifikasi permasalahan yang telah diuraikan, rumusan permasalahan yang dapat diambil dalam penelitian ini yaitu:

- a) Bagaimana mengembangkan model untuk identifikasi OA pinggul menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* dengan arsitektur Densenet-169 dan melakukan proses prapengolahan citra terlebih dahulu menggunakan ROI (*Region of Interest*) dan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) serta menggunakan *Bayesian search* dalam proses pelatihan untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter* terbaik?
- b) Bagaimana cara mengevaluasi kinerja model yang telah dibuat?

1.4 Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah:

- a) Mengembangkan model untuk identifikasi OA pinggul menggunakan ROI (*Region of Interest*), CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*), *Bayesian search* dan *Convolutional neural network* dengan arsitektur DenseNet-169.
- b) Mengevaluasi kinerja model yang telah dibuat dengan menggunakan metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-Score*.

1.5 Kebaruan (*Novelty*)

Kontribusi penelitian ini terletak pada pengembangan pendekatan baru untuk identifikasi osteoarthritis pinggul menggunakan algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan arsitektur DenseNet-169. Pendekatan ini dirancang dengan menerapkan beberapa metode yang memberikan kontribusi berbeda dari penelitian sebelumnya. Berikut adalah beberapa poin utama yang memperjelas kontribusi dan *novelty* dari penelitian ini:

- 1) Penggunaan Teknik Prapengolahan untuk Citra Medis

Penelitian ini mengintegrasikan proses prapengolahan citra menggunakan *Region of Interest* (ROI) untuk memfokuskan analisis pada area pinggul yang relevan, serta *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE)

untuk meningkatkan kontras citra medis. Kombinasi ini memungkinkan model menangkap *fitur*/ciri penting yang tersembunyi atau tidak terdeteksi oleh pendekatan standar.

2) Pemanfaatan Arsitektur CNN

Pemilihan DenseNet-169 sebagai arsitektur utama dilakukan karena kemampuannya mendeteksi pola visual kompleks dengan efisiensi parameter yang lebih baik. Ini merupakan langkah maju, mengingat sebagian besar penelitian sebelumnya lebih banyak menggunakan arsitektur seperti VGG atau ResNet.

3) Optimasi *Hyperparameter* dengan *Bayesian Search*

Dalam tahap pelatihan model, penelitian ini memanfaatkan metode *Bayesian search* untuk menemukan kombinasi *hyperparameter* terbaik. Pendekatan ini terbukti lebih efisien dan efektif dibandingkan metode pencarian lainnya, seperti *grid search* atau *random search*, sehingga menghasilkan model yang lebih optimal dengan waktu pelatihan lebih hemat.

4) Kontribusi terapan yang spesifik

Meskipun teknik seperti CNN, CLAHE, ROI, dan *Bayesian search* sudah dikenal dalam pengolahan citra, penelitian ini memadukannya dalam satu pendekatan terintegrasi yang ditujukan secara spesifik untuk identifikasi dan klasifikasi citra medis osteoarthritis pinggul. Hal ini membuka peluang baru dalam pemahaman dan pemanfaatan kombinasi teknik untuk domain medis tertentu.

5) Wawasan untuk Penelitian Lanjutan

Studi ini menyediakan landasan metodologis bagi penelitian selanjutnya, baik dalam identifikasi citra radiografi maupun pada penyakit muskuloskeletal lainnya. Selain itu, identifikasi tantangan, kelemahan, serta area pengembangan dari penelitian ini dapat menjadi titik awal untuk studi yang lebih mendalam dan terarah.

Rekomendasi dan kontribusi dari jurnal penelitian terdahulu di analisis dalam penelitian ini kemudian disusun secara sistematis untuk memperkuat *state of*

the art. Tabel 1 merupakan daftar kumpulan jurnal dari penelitian sebelumnya yang menjadi referensi dari penelitian yang nantinya akan dilakukan.

Tabel 1.1 Penelitian Terdahulu

Penulis	Objek	Metode	Hasil	Catatan
(Tiulpin dkk., 2019)	Knee	CNN, Gradient Boosting Machine (GBM), GradCam	Dalam memprediksi perkembangan dari data mentah gambar menggunakan CNN mendapatkan hasil: AUC 0,79 (0,77–0,80) dan AP 0,68 (0,66–0,70)	model peneliti belum diuji pada populasi lain selain yang berasal dari Amerika Serikat
(Magnéli dkk., 2024)	Hip	CNN (VGG16)	Model yang diterapkan mendapatkan akurasi 92.2% dalam membedakan pinggul normal dan displasia	Studi ini dibatasi oleh penggunaan radiografi pinggul anteroposterior polos. Ukuran data yang tidak seimbang.
(Üreten dkk., 2020)	Hip	CNN (VGG16)	Mendapatkan hasil akurasi, sensitivitas, spesifisitas dan presisi masing-masing sebesar 90,2%, 97,6%, 83,0%, dan 84,7%.	Peneliti menggunakan klasifikasi OA normal dan parah
(Mahum dkk., 2021)	Knee	CNN, LBP (Local Binary Patterns), HOG (Histogram of oriented gradient) SVM, RF, K-NN	Evaluasi dilakukan pada berbagai kombinasi kerangka kerja atau model yang di usulkan. Fitur / ciri HOG memberikan akurasi	Model yang di usulkan juga dapat digabungkan dengan model <i>hybrid</i> lainnya dan dapat digunakan

Penulis	Objek	Metode	Hasil	Catatan
			sekitar 97% untuk deteksi dini dan klasifikasi OA untuk ke empat KL	untuk penyakit lainnya.
(Jang dkk., 2022)	Hip	CNN, U-Net	Model memprediksi HJC (<i>Hip Joint Center</i>) dalam kesalahan 5 mm untuk 80% pinggul menggunakan rasio nonspesifik, yang meningkat menjadi 83% dengan spesifik jenis kelamin dan 91% dengan model rasio tinggi panggul khusus pasien	Diperlukan validasi eksternal yang komprehensif dalam studi kohort klinis diperlukan untuk memastikan fungsionalitas dan keamanannya dalam praktik

Berdasarkan dari beberapa penelitian yang telah diuraikan pada Tabel 1, hingga saat ini belum terdapat studi yang secara khusus mengidentifikasi osteoarthritis pinggul dengan menggunakan atau memanfaatkan metode CNN (*Convolutional Neural Network*) dengan arsitektur DenseNet-169 yang dikombinasikan dengan proses prapengolahan citra menggunakan ROI (*Region of Interest*) dan CLAHE (*Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*) serta menggunakan *Bayesian search* dalam proses pelatihan untuk memperoleh kombinasi *hyperparameter*. Oleh karena itu, kebaruan (*novelty*) dari penelitian ini adalah:

- 1) Pengembangan pendekatan identifikasi dan klasifikasi citra osteoarthritis pinggul menggunakan CNN dengan arsitektur DenseNet-169 untuk memproses citra medis.

- 2) Integrasi proses prapengolahan citra menggunakan *Region of Interest (ROI)* dan *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)* untuk meningkatkan kualitas data masukan sebelum tahap identifikasi dan klasifikasi citra medis.
- 3) Penggunaan *Bayesian search* untuk optimasi kombinasi *hyperparameter* terbaik, guna memperoleh model dengan performa akurasi yang lebih optimal dibandingkan metode pencarian umum seperti *grid search* atau *random search*.

1.6 Manfaat Penelitian

Berdasarkan dari tujuan penelitian diatas maka manfaat yang dapat diambil dari penelitian ini adalah:

- a) Membantu dokter untuk identifikasi osteoarthritis pinggul pada pasien, sehingga memungkinkan penanganan yang tepat dan perawatan yang lebih baik untuk kedepannya.
- b) Memberikan kontribusi pada pengembangan metode identifikasi dini osteoarthritis pinggul yang lebih baik dari penelitian sebelumnya.

1.7 Batasan Masalah

Penelitian yang dilakukan memiliki beberapa batasan masalah diantaranya yaitu:

- a) Penelitian ini hanya berfokus pada identifikasi OA pinggul dan tidak mencakup identifikasi OA pada sendi lain atau penyakit sendi lainnya.
- b) Model yang dibangun menggunakan *dataset* citra sinar-X dari pasien tidak memiliki OA dan yang telah terdiagnosis OA, sehingga hasilnya sangat bergantung pada kualitas dan variasi *dataset* yang digunakan.
- c) Penelitian ini tidak membahas intervensi klinis atau terapi pasca deteksi OA, melainkan hanya fokus pada aspek diagnosis otomatis menggunakan algoritma AI
- d) Evaluasi kinerja model akan dibatasi pada beberapa metrik standar seperti *accuracy*, *precision*, *recall* dan *F1-Score*, tanpa mempertimbangkan aspek klinis lain yang lebih mendalam.

1.8 Sistematika Penulisan

Disertasi ini disusun dengan sistematika lima (5) bab yang setiap babnya dijelaskan sebagai berikut:

BAB I. PENDAHULUAN

Pada bab ini menjelaskan mengenai latar belakang dilakukannya penelitian ini, identifikasi permasalahan, rumusan masalah, tujuan penelitian, kebaruan (*novelty*), manfaat penelitian, batasan masalah dan sistematika penulisan.

BAB II. KAJIAN PUSTAKA

Pada bab ini menjelaskan tentang tinjauan *literature* mengenai penelitian terdahulu serta teori-teori dasar yang dijadikan acuan dalam penelitian ini bersumber dari jurnal, buku, artikel dan lainnya.

BAB III. METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas mengenai tahapan atau langkah yang dilakukan secara terstruktur dalam menyelesaikan tujuan dari penelitian yang diusulkan.

BAB IV. HASIL PENELITIAN DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini berisi hasil penelitian, pembahasan dan analisis terkait penelitian yang dilakukan.

BAB V. KESIMPULAN DAN SARAN

Bab ini merupakan bab penutup dari penelitian ini, yang berisikan kesimpulan dari penelitian yang telah dilakukan. Sementara itu saran yang disertakan digunakan untuk memberikan masukan bagi peneliti lain untuk dapat memperbaiki atau mengembangkan penelitian lebih lanjut.

SEKOLAH PASCASARJANA