

BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Berdasarkan data dari WHO tahun 2021, sekitar 8-12% pasangan menikah dengan usia produktif di seluruh dunia mengalami infertilitas, sebuah kondisi yang ditandai dengan ketidakberhasilan proses fertilitas atau pembuahan sehingga kehamilan klinis tidak tercapai meskipun telah melakukan aktivitas seksual selama 12 bulan tanpa kontrasepsi. Kondisi ini dapat terjadi akibat adanya gangguan pada sistem reproduksi pria ataupun wanita, namun sebesar 50% terjadinya infertilitas disebabkan oleh faktor pria [1]. Ketidaksuburan pada pria dapat diidentifikasi melalui evaluasi yang cermat terhadap kualitas sperma. Proses ini mencakup berbagai analisis yang bertujuan untuk menilai parameter-parameter penting seperti morfologi, motilitas, dan konsentrasi sperma, yang semuanya berkontribusi terhadap kemampuan reproduksi pria [2]. Di antara semua parameter yang dianalisis, motilitas menjadi salah satu yang paling krusial, karena merupakan indikator utama keberhasilan dalam proses fertilisasi. Sperma yang memiliki kemampuan bergerak progresif dapat mencapai dan membuahi sel telur, sehingga motilitas yang baik meningkatkan probabilitas terjadinya kehamilan [3]. Menurut WHO, penilaian kualitas sperma umumnya dilakukan secara manual dengan bantuan androlog melalui pengamatan menggunakan mikroskop. Namun metode ini memiliki beberapa kekurangan diantaranya seperti potensi kesalahan manusia, waktu yang diperlukan untuk analisis yang panjang, dan keterbatasan dalam konsistensi pengukuran [4]. Sebagai solusi untuk mengatasi permasalahan tersebut, pengembangan sistem otomatis berbasis komputer, seperti metode pembelajaran mesin, dapat diterapkan untuk meningkatkan akurasi dan efisiensi dalam penilaian kualitas sperma. Sistem ini mampu melakukan analisis dengan lebih cepat dan konsisten, mengurangi risiko kesalahan manusia, dan memberikan hasil yang lebih objektif [5]. *Computer Assisted Sperm Analysis (CASA)* dikembangkan pada tahun 1985 sebagai alat otomatis yang memanfaatkan kamera dan perangkat lunak untuk

menganalisis sperma melalui evaluasi mikroskop. Tujuannya adalah untuk memberikan hasil parameter sperma, seperti motilitas, morfologi, dan konsentrasi, secara lebih akurat dan efisien [6]. Namun, meskipun CASA menawarkan berbagai keuntungan, metode ini juga memiliki beberapa kekurangan seperti biaya yang tinggi, pengaturan parameter yang kompleks, tidak dapat menangani situasi kompleks, serta akurasi pelacakan multi-sperma yang rendah, terutama saat menangani sejumlah besar sperma yang bergerak [7].

Upaya dalam mengatasi permasalahan yang terkait dengan pelacakan multi-sperma, dilakukan penelitian oleh Mas Diyasa dkk, pada tahun 2024 dengan berfokus pada identifikasi spermatozoa abnormal melalui analisis video pergerakan sperma. Penelitian ini menggunakan pendekatan *background subtraction* yang mengimplementasikan metode *Gaussian Mixture Model* (GMM) untuk memisahkan objek sperma yang bergerak dari latar belakang video sehingga dapat mendeteksi perubahan dinamis pada setiap piksel untuk membedakan antara latar belakang statis dan pergerakan objek sperma, yang kemudian diintegrasikan dengan algoritma berbasis pencocokan (*Matching-based Algorithm*) untuk mencocokkan posisi yang diprediksi dengan posisi yang terdeteksi secara aktual. Namun, metode ini menghadapi tantangan terkait komputasi ketika menangani jumlah sperma yang banyak. Selain itu, keberhasilan penggunaan metode ini bergantung pada kualitas gambar dan laju bingkai video, dimana performa pelacakan kurang optimal jika data yang digunakan tidak bagus [8].

Adanya keterbatasan pada metode sebelumnya yaitu ketidakmampuan menangani situasi yang kompleks serta pelacakan objek jangka panjang secara efektif, Zhang dkk. dalam penelitiannya tahun 2024 [9] menyarankan pendekatan berbasis deteksi untuk pelacakan multi-objek. Pendekatan ini memiliki keunggulan dalam meningkatkan akurasi deteksi objek sekaligus mampu beradaptasi dengan perubahan dinamika yang lebih kompleks dalam video, seperti perubahan posisi, ukuran, atau interaksi antar objek. Penelitian terkait pelacakan berbasis deteksi juga dilakukan oleh Xie dkk. pada tahun 2021 [10] dengan mengimplementasikan metode pelacakan multi-objek berbasis deteksi menggunakan model deteksi dua

tahap, yaitu RCNN (*Region-based Convolutional Neural Networks*). *Two-stage detector* RCNN melakukan deteksi dengan dua tahap: pertama, menghasilkan *region proposal* (area yang kemungkinan besar berisi objek), kemudian pada tahap kedua, area ini diklasifikasikan untuk mengidentifikasi objek. Namun, meskipun metode ini menawarkan akurasi yang tinggi, kelemahan utamanya terletak pada waktu pemrosesan yang lambat. Setiap frame harus melalui dua tahap proses deteksi, yang menyebabkan *computational cost* menjadi sangat tinggi, terutama saat menangani video *real-time* dengan banyak objek yang bergerak cepat.

Sebagai solusi untuk mengatasi keterbatasan tersebut, terdapat model deteksi dengan pendekatan berbasis *one-stage detector*, menggunakan YOLO (*You Only Look Once*), untuk melakukan deteksi objek dalam satu tahap langsung, yang secara signifikan meningkatkan kecepatan tanpa terlalu mengurangi akurasi. Penggunaan metode ini diaplikasikan oleh Dobrovonly, dkk., tahun 2023 [11], dengan menggunakan objek sperma untuk mendeteksi sel sperma yang telah diberikan label dengan jumlah sebesar 368 data pelatihan. Penelitian ini memiliki hasil kurang optimal dikarenakan dataset yang digunakan sebagai data latih sangatlah sedikit.

Perkembangan selanjutnya menunjukkan bahwa integrasi antara model deteksi yang kuat dengan algoritma pelacakan canggih mampu menghasilkan performa yang lebih baik. Salah satu implementasi pendekatan tersebut dilakukan oleh Li dkk. Tahun 2023 [12], yang menerapkan metode pelacakan berbasis deteksi (*track-by-detection*) dengan mengintegrasikan YOLOv5 dan StrongSORT. Penelitian ini menggunakan dataset yang lebih besar, yaitu sebanyak 8.000 data, untuk mendeteksi dan melacak pekerja kontraktor yang mengenakan atau tidak mengenakan helm. Pendekatan ini dirancang untuk mengatasi berbagai tantangan dalam deteksi dan pelacakan multi-objek, seperti *occlusion*, pencahayaan rendah, *overlap*, dan kondisi citra yang tidak ideal. Hasil penelitian menunjukkan bahwa integrasi YOLOv5 dan StrongSORT mampu memberikan performa deteksi dan pelacakan yang cepat serta akurat.

Pada penelitian ini dilakukan implementasi metode *track-by-detection* berbasis *deep learning* dengan menggunakan algoritma StrongSORT sebagai model pelacakan dan YOLOv5 sebagai detektornya. Implementasi YOLOv5 ini akan mendeteksi keberadaan objek sperma pada setiap *frame* video mikroskopik, sedangkan StrongSORT akan memanfaatkan informasi spasial dan fitur penampilan dari deteksi, yang diasosiasikan dari *frame* ke *frame* sehingga dapat membentuk jejak pergerakan setiap sperma dari waktu ke waktu. Berdasarkan kekurangan yang dimiliki oleh penelitian sebelumnya terkait metode-metode yang telah digunakan untuk melakukan pelacakan berbasis deteksi seperti kecepatan pemrosesan yang rendah, ketidakmampuan mengatasi kondisi yang kompleks mengakibatkan hasil pelacakan menjadi tidak akurat dan mempengaruhi hasil analisis, penelitian ini diharapkan, sistem dapat melakukan pelacakan berbasis deteksi dengan konsisten dan akurat serta dapat mengatasi situasi atau tantangan kompleks seperti *overlap*, *occlusion*, dan gerakan cepat, sehingga sistem dapat mendukung proses pelacakan pergerakan spermatozoa dengan akurat dan cepat.

1.2. Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dijelaskan, rumusan masalah pada penelitian ini dapat dijelaskan sebagai berikut.

1. Bagaimana tahapan pemrosesan data video sebelum digunakan untuk pelatihan model deteksi?
2. Bagaimana hasil kinerja model YOLOv5 dalam melakukan deteksi multi-objek *spermatozoa* dalam citra mikroskopis?
3. Bagaimana cara mengevaluasi kinerja model pelacakan berbasis deteksi menggunakan *StrongSORT*-YOLOv5?

1.3. Batasan Masalah

Batasan masalah yang ditetapkan pada penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Deteksi dan pelacakan dilakukan terhadap multi-objek *spermatozoa* manusia

2. Dataset yang digunakan merupakan data primer yang diambil melalui pengamatan secara langsung
3. Model yang akan dijadikan perbandingan dalam penelitian ini adalah YOLOv5-Kalman Filter
4. Model YOLOv5 diterapkan menggunakan pendekatan *Transfer Learning*
5. Metrik Evaluasi yang digunakan sebagai pengukur performa model adalah *recall*, *precision*, dan *mAP* untuk mengevaluasi kemampuan deteksi. Sedangkan untuk mengukur performa model pelacakan digunakan *MOTA*, *MOTP*, dan *IDF1*.

1.4. Tujuan Penelitian

Tujuan pada penelitian ini berdasarkan rumusan masalah yang telah dijelaskan adalah sebagai berikut.

1. Mengetahui tahapan pemrosesan data video yang dilakukan sebelum digunakan dalam pelatihan model deteksi.
2. Mengetahui hasil evaluasi kinerja model YOLOv5 sebagai detektor dalam melakukan tugas deteksi multi-objek pada data video mikroskopik.
3. Mengetahui cara melakukan evaluasi kinerja model pelacakan berbasis deteksi menggunakan YOLOv5-*StrongSORT*.

1.5. Manfaat Penelitian

Manfaat yang diharapkan dapat diberikan dengan adanya penelitian ini adalah sebagai berikut.

a. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat memperkaya literatur ilmiah dan menjadi wawasan baru terkait penerapan model YOLOv5 diintegrasikan dengan model *StrongSORT* untuk melakukan pelacakan pergerakan multi-objek berbasis deteksi, pada penelitian ini berkaitan dengan objek *spermatozoa*.

b. Manfaat Praktis

Luaran yang dihasilkan diharapkan dapat memberikan mafaat nyata bagi para praktisi medis dengan mengembangkan sistem otomatis yang mampu membantu untuk melakukan evaluasi kualitas sperma manusia, khususnya melalui pergerakan *spermatozoa*.

c. Manfaat Aplikatif

Metode yang digunakan dalam penelitian ini tidak terbatas digunakan pada objek *spermatozoa*, tetapi juga memiliki potensi untuk diaplikasikan pada berbagai studi kasus lainnya berkaitan dengan pelacakan dengan pendekatan deteksi, seperti pelacakan otomatis sel darah maupun organisme biologis lainnya.