BAB V
KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil pengujian dan pembahasan mengenai implementasi arsitektur *U-Net* untuk deteksi rokok berbasis segmentasi citra, dapat ditarik kesimpulan sebagai berikut:

1. Penerapan Arsitektur *U-Net*: Arsitektur *U-Net* berhasil diterapkan sebagai metode deteksi otomatis dengan memanfaatkan jalur simetris (*contracting* dan *expansive path*) untuk melakukan lokalisasi objek hingga tingkat piksel. Implementasi ini diperkuat dengan penggunaan fungsi *combined Loss* (gabungan *Focal Loss* dan *Dice Loss* dengan bobot 0,4 dan 0,6) yang terbukti efektif mengatasi masalah ketidakseimbangan kelas (*class imbalance*) ekstrem, di mana objek rokok hanya mencakup 0,99% dari total luas citra.

2. Evaluasi Kinerja Model: Kinerja model *U-Net* dalam melakukan segmentasi objek rokok telah berhasil diukur secara objektif melalui berbagai matriks evaluasi. Model mencapai nilai *Pixel Accuracy* sebesar 99,80%, *Dice Coefficient* 0,8980, dan *Intersection over Union (IoU)* 0,8184. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki akurasi yang sangat tinggi dan ketangguhan yang baik, terutama pada kondisi pencahayaan terang dan jarak dekat, sehingga layak digunakan sebagai mesin utama dalam sistem pengawasan visual otomatis secara *real-time*.

5.2 Saran

Berdasarkan analisis dan keterbatasan yang ditemukan selama penelitian, terdapat beberapa saran untuk pengembangan selanjutnya:

1. Optimasi Arsitektur untuk Kondisi Jauh: Untuk mengatasi batasan model saat ini yang mengalami penurunan performa pada jarak pandang yang ekstrem (objek sangat kecil) dan kondisi minim cahaya, penelitian selanjutnya disarankan untuk Mengintegrasikan teknik seperti *Feature Pyramid Network* (FPN) ke dalam struktur *U-Net* agar informasi fitur dari berbagai level resolusi dapat tertangkap lebih baik, sehingga objek di

kejauhan tetap terdeteksi. Selain itu, disarankan untuk mengeksplorasi varian arsitektur seperti *Attention U-Net, ResU-Net,* atau *U-Net++* agar model dapat lebih fokus melokalisasi fitur objek berukuran mikro tanpa terdistraksi oleh latar belakang yang kompleks.

2. Peningkatan Resolusi dan Variasi Data: Untuk mengatasi masalah objek yang terlalu kecil atau jauh, penelitian selanjutnya disarankan menggunakan resolusi *input* yang lebih tinggi atau menambahkan *Dataset* khusus dengan skala objek yang bervariasi (*multi-scale data*) agar model lebih sensitif terhadap objek berukuran kecil.
3. Penambahan Data Objek Menyerupai (*Hard Negative Mining*): Untuk mengurangi kesalahan deteksi pada benda yang mirip rokok (seperti pulpen atau sedotan), perlu ditambahkan *Dataset* negatif yang berisi benda-benda tersebut dalam proses pelatihan. Hal ini akan memaksa model untuk belajar membedakan fitur unik rokok secara lebih spesifik.