

## BAB V PENUTUP

### 5.1 Kesimpulan

Berdasarkan implementasi, pengujian, dan analisis yang telah dilakukan, beberapa kesimpulan utama yang menjawab rumusan masalah penelitian ini

1. Kinerja Arsitektur XceptionNet pada Data *Post-Processing*, Arsitektur XceptionNet yang dimodifikasi dengan mekanisme *Transfer Learning* dan penambahan *Dense Layer* terbukti sangat efektif dalam mengkalsifikasikan video *Deepfake* dan *Real* pada dataset yang mengandung manipulasi *post-processing*. Berdasarkan pengujian *internal* terhadap 7.985 citra uji, model mencapai akurasi 98,38% dan nilai AUC 0.9993. Tingginya nilai presisi (99,11%) menunjukkan bahwa model memiliki tingkat kepercayaan yang sangat kuat dalam memvonis konten manipulasi, meminimalkan risiko kesalahan deteksi positif palsu (*False Alarm*).
2. Efektivitas Strategi *Defense Augmentation*, Strategi distribusi data latihan yang menggabungkan 50% *deepfake* mentah dan 50% *deepfake* termanipulasi (*Gaussian/Bilateral/Median Blur*) terbukti berhasil meningkatkan sensitivitas model terhadap serangan anti-forensik. Hal ini dibuktikan dengan nilai *recall* sebesar 97,65%, yang mengindikasikan bahwa model mampu mengenali jejak artefak digital pada wajah meskipun telah disamarkan melalui proses penghalusan (*smoothing*) atau pengaburan (*blurring*). Model tidak terkecoh oleh filter visual yang biasanya efektif menipu detektor konvensional.
3. Kemampuan Generalisasi pada Video Liar (*Wild Data*), Meskipun model memiliki kinerja superior pada dataset internal yang terkontrol, kemampuan generalisasi model mengalami penurunan saat diuji pada data video eksternal (*wild data*). Ditemukan fenomena *domain shift*, dimana model cenderung gagal mendeteksi *deepfake* yang memiliki kompresi video ekstrem atau kondisi pencahayaan yang sangat berbeda

dari data latih. Hal ini menyimpulkan bahwa model XceptionNet yang dilatih berbasis *frame* spasial sangat tangguh pada domain data yang spesifik, namun masih memerlukan adaptasi lebih lanjut untuk menangani variabilitas data internet yang tidak terbatas.

## 5.2 Saran

Berdasarkan kendala yang dihadapi selama proses penelitian dan analisis, beberapa saran untuk pengembangan penelitian selanjutnya:

1. Penerapan Analisis Temporal: Penelitian ini hanya berfokus ppada analisis spasial (*per frame* citra). Untuk penelitian selanjutnya sangat disarankan menggunakan arsitektur *Hybrid* yang menggabungkan CNN dengan *Recurrent Neural Network* (RNN) atau *Long Short-Term Memory* (LSTM) Pendekatan ini memungkinkan sistem untuk mendeteksi anomali antar-waktu, seperti ketidaksinkronan gerakan bibir (*lip-sync*) dan pola kedipan mata yang sering menjadi kelemahan *deepfake*.
2. Perluasan Variasi Dataset Liar: Guna mengatasi masalah *domain shift*, penelitian mendatang sebaiknya memasukkan lebih banyak sampel video “liar” (dari sosial media) ke dalam proses pelatihan. Teknik *adversarial training* juga dapat diterapkan untuk memaksa model belajar dari contoh-contoh kasus sulit yang memiliki kompresi tinggi
3. Eksplorasi Arsitektur Terbaru: Selain XceptionNet, disarankan untuk membandingkan kinerja dengan arsitektur *State-of-the-Art* (SOTA) yang lebih baru, seperti *EfficientNetV2* atau *Vision Transformers* (Vit), yang secara teori memiliki kemampuan ekstraksi fitur global yang lebih baik untuk menangani gambar resolusi rendah.
4. Pendekatan Multimodal: Mengingat *deepfake* kini tidak hanya memanipulasi visual tetapi juga suara, pengembangan sistem deteksi multimodal yang menggabungkan analisis visual dan analisis forensik audio akan menghasilkan sistem keamanan yang jauh lebih komprehensif dan sulit untuk ditembus.