BAB V

PENUTUP

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil implementasi, pengujian, dan analisis yang telah dilakukan, maka dapat diambil beberapa kesimpulan sebagai berikut:

1. Penelitian ini berhasil mengembangkan model deteksi transaksi ilegal pada jaringan Bitcoin menggunakan pendekatan berbasis Graph Neural Network dengan memanfaatkan Elliptic Bitcoin Dataset. Dataset yang digunakan terdiri atas 203.769 transaksi dan 234.355 hubungan antartransaksi (edge), dengan 42.019 transaksi berlabel Licit, 4.545 transaksi berlabel Illicit, dan 157.205 transaksi berlabel Unknown. Struktur graph memungkinkan hubungan antartransaksi ikut dianalisis sehingga informasi yang digunakan tidak hanya berasal dari fitur setiap transaksi secara individual.

2. Hasil perbandingan menunjukkan bahwa model berbasis graph memberikan peningkatan terutama pada kemampuan mendeteksi kelas Illicit. SVM memperoleh Accuracy tertinggi sebesar 97,36%, tetapi Recall SVM sebesar 78,22% merupakan yang terendah. Sebaliknya, beberapa model berbasis graph menghasilkan Recall yang lebih tinggi, yang menunjukkan bahwa pemanfaatan hubungan antartransaksi dapat membantu mengurangi jumlah transaksi Illicit yang tidak terdeteksi.

3. Penerapan Class Weight mampu meningkatkan kemampuan model dalam mendeteksi kelas minoritas, yaitu transaksi Illicit. Pada GCN maupun GAT, penggunaan Class Weight meningkatkan nilai Recall. Hal ini menunjukkan bahwa pemberian bobot yang lebih besar terhadap kelas minoritas dapat mengurangi kecenderungan model untuk lebih dominan mengenali kelas mayoritas dan membantu menurunkan jumlah transaksi Illicit yang tidak berhasil terdeteksi.

4. Berdasarkan hasil evaluasi, GAT + Class Weight menghasilkan nilai Recall tertinggi sebesar 90,43%, ROC-AUC sebesar 0,9809, False Negative sebanyak 87

transaksi, dan True Positive sebanyak 822 transaksi. Hasil tersebut menunjukkan bahwa GAT + Class Weight mampu mendeteksi lebih banyak transaksi Illicit dibandingkan model lainnya. Oleh karena itu, model ini dipilih sebagai model utama untuk melakukan analisis lebih lanjut terhadap transaksi Unknown.

5. Implementasi GAT + Class Weight terhadap 157.205 transaksi Unknown menghasilkan 119.100 transaksi atau 75,76% yang diprediksi memiliki pola lebih mendekati kelas Licit, sedangkan 38.105 transaksi atau 24,24% diprediksi memiliki pola lebih mendekati kelas Illicit. Hasil prediksi tersebut menunjukkan bahwa model dapat digunakan untuk melakukan penyaringan awal terhadap transaksi yang belum memiliki label. Namun, transaksi Unknown yang diprediksi sebagai Illicit tidak dapat langsung dinyatakan sebagai transaksi ilegal karena tidak memiliki ground truth yang dapat digunakan untuk memastikan kelas sebenarnya.

6. Berdasarkan analisis struktur graph, ditemukan sebanyak 4.027 transaksi Unknown yang mempunyai hubungan langsung dengan transaksi berlabel Illicit. Ketika hasil tersebut dikombinasikan dengan hasil prediksi GAT + Class Weight, diperoleh sebanyak 1.942 transaksi Unknown yang diprediksi sebagai Illicit sekaligus memiliki hubungan langsung dengan transaksi Illicit. Kelompok transaksi tersebut dapat digunakan sebagai kandidat dengan prioritas lebih tinggi untuk pemeriksaan lebih lanjut karena memenuhi dua indikator, yaitu indikator berdasarkan hasil prediksi model dan indikator berdasarkan keterhubungan pada struktur graph.

7. Dalam konteks digital forensik, hasil penelitian dapat digunakan sebagai alat bantu (decision support) untuk membantu investigator melakukan penyaringan dan menentukan prioritas transaksi yang perlu diperiksa lebih lanjut. Hasil penelitian telah dipetakan ke dalam tahapan collection, examination, analysis, dan reporting. Pada tahap analysis, hasil prediksi transaksi Unknown dikombinasikan dengan hubungan pada struktur graph, sedangkan pada tahap reporting, 1.942 transaksi yang memenuhi kedua indikator dapat dijadikan kandidat untuk pemeriksaan lanjutan. Hasil tersebut bukan merupakan bukti final bahwa transaksi tersebut

ilegal, tetapi merupakan informasi pendukung untuk membantu proses investigasi digital forensik.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, terdapat beberapa saran yang dapat digunakan sebagai pengembangan pada penelitian selanjutnya:

1. Penelitian selanjutnya dapat menggunakan dataset Blockchain yang lebih besar dan lebih beragam untuk menguji kemampuan generalisasi model pada karakteristik transaksi dan jaringan yang berbeda.
2. Pengembangan model dapat dilakukan dengan membandingkan GAT dengan arsitektur Graph Neural Network lainnya, seperti GraphSAGE, Graph Isomorphism Network (GIN), atau Dynamic Graph Neural Network, untuk mengetahui metode yang paling sesuai dalam mendeteksi transaksi ilegal.
3. Optimasi hyperparameter dapat dikembangkan menggunakan metode yang lebih sistematis, seperti Grid Search, Random Search, atau Bayesian Optimization, sehingga konfigurasi model tidak hanya ditentukan berdasarkan beberapa percobaan parameter.
4. Penanganan ketidakseimbangan kelas dapat dikembangkan menggunakan metode lain seperti Focal Loss, oversampling, atau pendekatan cost-sensitive learning lainnya, kemudian dibandingkan dengan Class Weight untuk mengetahui pengaruhnya terhadap Recall, Precision, dan jumlah False Negative.
5. Analisis terhadap transaksi Unknown dapat dikembangkan lebih lanjut dengan menggabungkan probabilitas prediksi model, jumlah keterhubungan dengan transaksi Illicit, neighbor risk score, dan informasi temporal. Penggabungan beberapa indikator tersebut diharapkan dapat menghasilkan sistem penilaian risiko yang lebih terukur untuk menentukan prioritas transaksi yang perlu dianalisis lebih lanjut.

6. Transaksi Unknown yang diprediksi sebagai Illicit perlu divalidasi menggunakan sumber data atau informasi tambahan apabila tersedia. Hal ini penting karena transaksi Unknown tidak memiliki ground truth, sehingga hasil prediksi model pada

penelitian ini belum dapat digunakan sebagai bukti bahwa transaksi tersebut benar-benar merupakan transaksi ilegal.

7. Penelitian selanjutnya dapat mengembangkan model menjadi sistem deteksi atau decision support system yang dapat digunakan oleh investigator untuk menampilkan transaksi mencurigakan, probabilitas prediksi, hubungan antartransaksi, dan tingkat risiko dalam satu sistem analisis.

8. Pengembangan lebih lanjut dapat menggunakan data transaksi yang lebih dinamis atau mendekati kondisi real-time sehingga perubahan pola transaksi dari waktu ke waktu dapat dianalisis. Hal tersebut dapat memperluas penerapan model dari eksperimen menggunakan dataset statis menuju sistem pendukung investigasi yang lebih mendekati kondisi operasional.

UNIVERSITAS
NUSA MANDIRI