

# 01 시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지 딥러닝 모델 개발 및 성능 비교

소속 정보컴퓨터공학부

분과 A

팀명 송골매

참여학생 배근호, 주민, 윤소현

지도교수 송길태

## 과제 개요

### ① 연구 배경 및 한계

디지털 금융 서비스 확산 → 거래 데이터 폭증

카드 해킹, 무단 도용, 보이스피싱 등 금융 사기 증가

사기 거래 탐지는 금융 보안의 핵심 과제

기존 탐지 기법: 규칙 기반, 머신러닝(XGBoost, 랜덤 포레스트 등)

→ 빠른 분석, 일정 수준 성능 확보

한계 ①: 거래 데이터의 시계열·장기 의존성 반영 부족

한계 ②: 거래 데이터 중심 → 고객·카드 등 부가 정보 미활용

실제 금융 사기 원인: 거래 금액·빈도 + 고객 행동, 카드 별 거래, 지역 요인 등 복합적 변수

→ 시계열과 다차원 데이터 융합 필요

### ② 연구 목표

시계열 학습: Transformer 기반 임베딩

속성 융합: 고객·카드 정보 결합

모델 개발 및 비교

MLP → 단순 신경망 기반

TGN → 시간 정보 반영 그래프

HTGN → 이중 데이터 반영 그래프

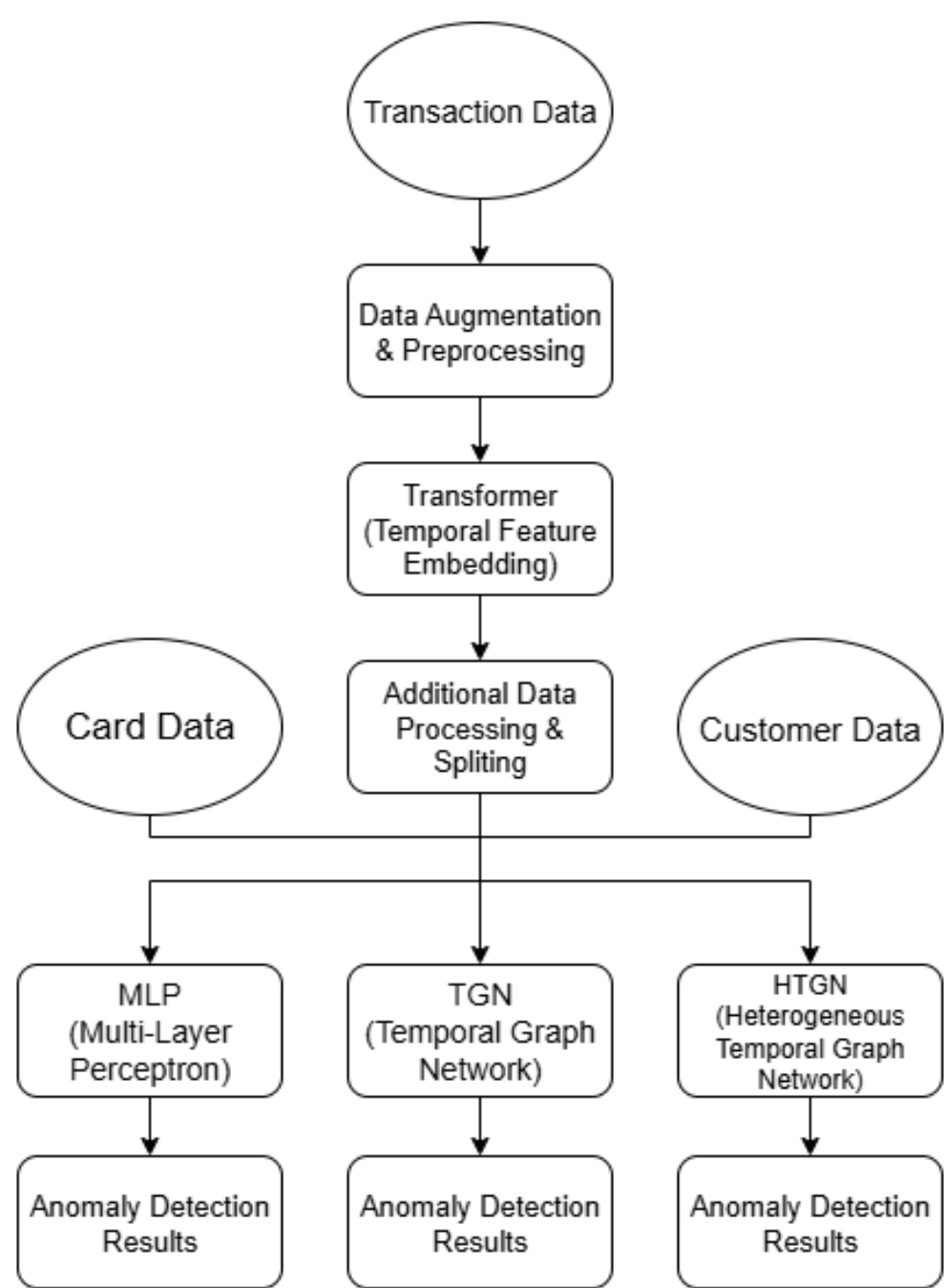
성능 평가: Precision, Recall, F1-score

→ 시계열 + 딥러닝 모델 결합을 통한 최적 탐지 전략

제안

## 과제 내용

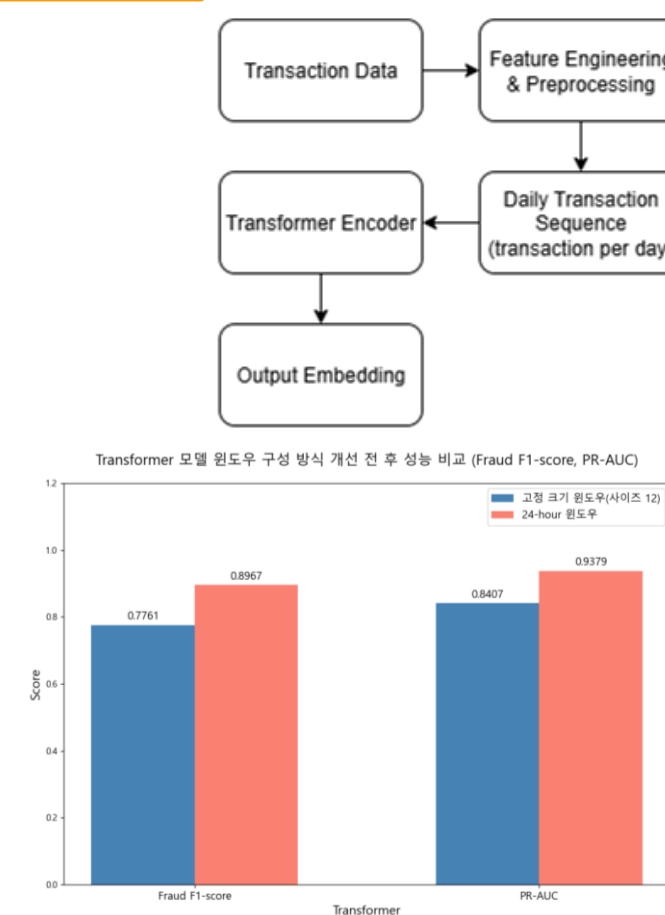
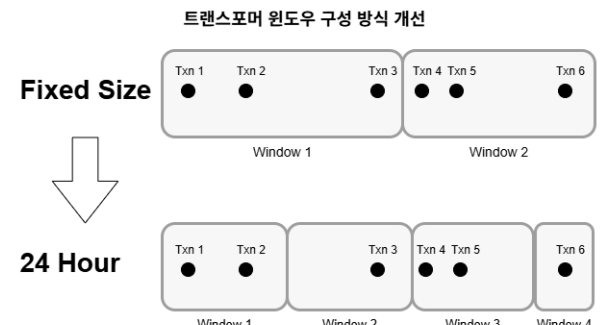
### Data Flow Diagram



### Transformer

Transformer 모델의 성능 개선 핵심 아이디어

- 문제: 기존의 고정 크기 윈도우 (예: 최근 12개 거래) 방식은 불규칙한 이상 거래의 시간적 패턴을 포착하는 데 한계
- 개선: 거래 시퀀스 구성 방식을 24시간 단위 윈도우로 변경하여 하루 동안의 거래 패턴을 온전하게 모델에 학습
- 결과: 사기 거래 F1-score 0.1206 만큼 향상, PR-AUC 0.0972만큼 향상



### MLP

MLP 모델의 성능 개선 핵심 아이디어

- 문제: 기존 단일 접근법은 거래 데이터의 다층적 복잡성(시간적/행동적/통계적 측면) 일부만 포착 → 사기 패턴 탐지 한계
- 핵심 아이디어: 3가지 관점별 MLP 모델 + 고객/카드 정보 융합으로 표현학습-시계열-이상패턴을 종합적 모델링

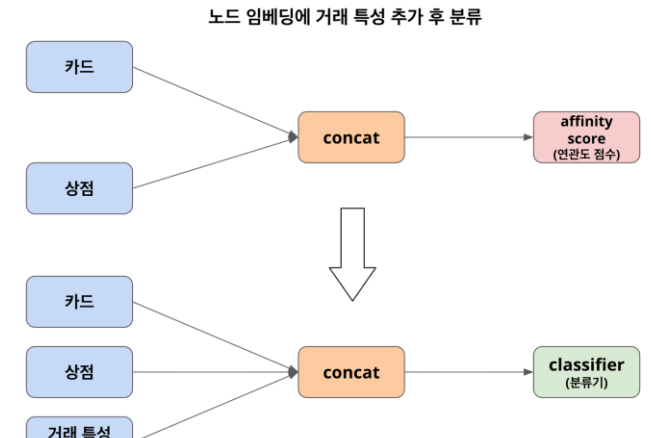
최종 MLP 모델 구성



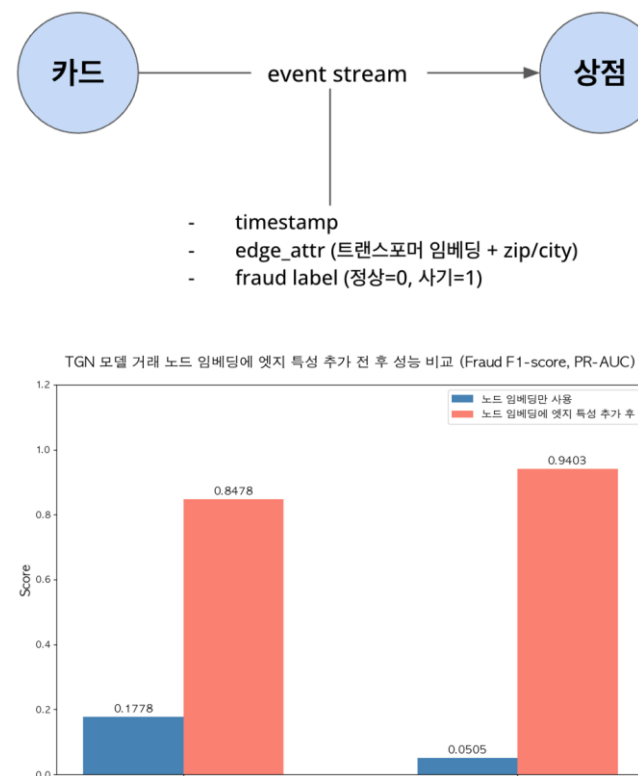
### TGN

TGN 모델의 성능 개선 핵심 아이디어

- 문제: 기존 TGN은 카드·상점 임베딩을 단순 결합 후 Affinity Score로 사기 여부를 판단 → 구체적 거래 맥락 반영 부족
- 개선: 거래 노드 임베딩에 추가 거래 특성(edge\_attr)을 결합하고, Affinity Score를 Classifier로 교체하여 보다 정교한 분류 수행
- 결과: 사기거래 F1-score 0.67만큼 향상, PR-AUC 0.8898만큼 향상



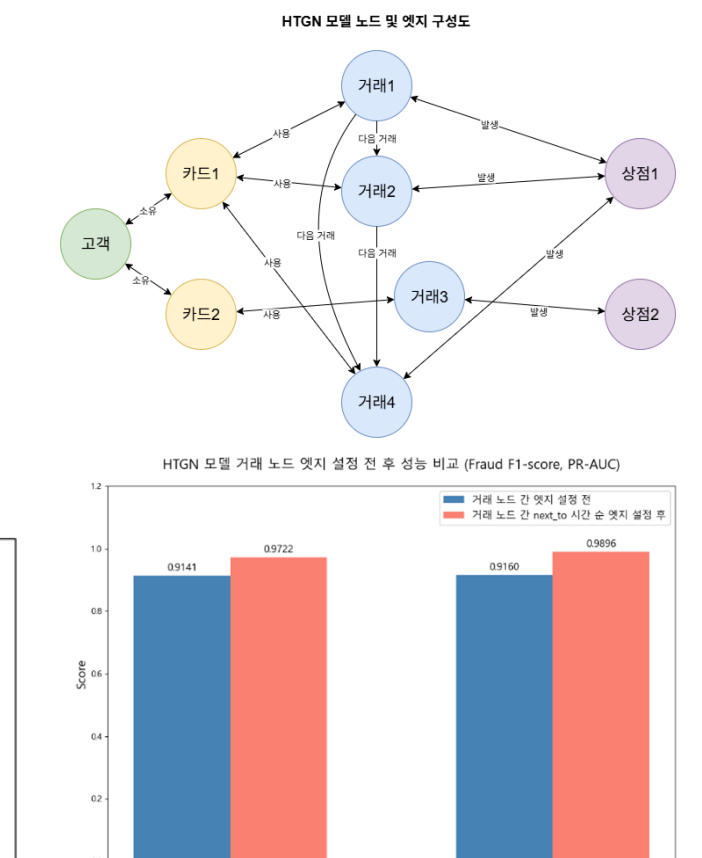
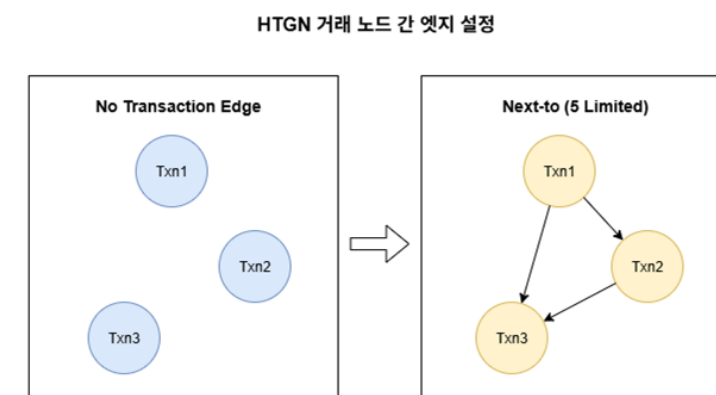
TGN 모델 입력 그래프 구성도



### HTGN

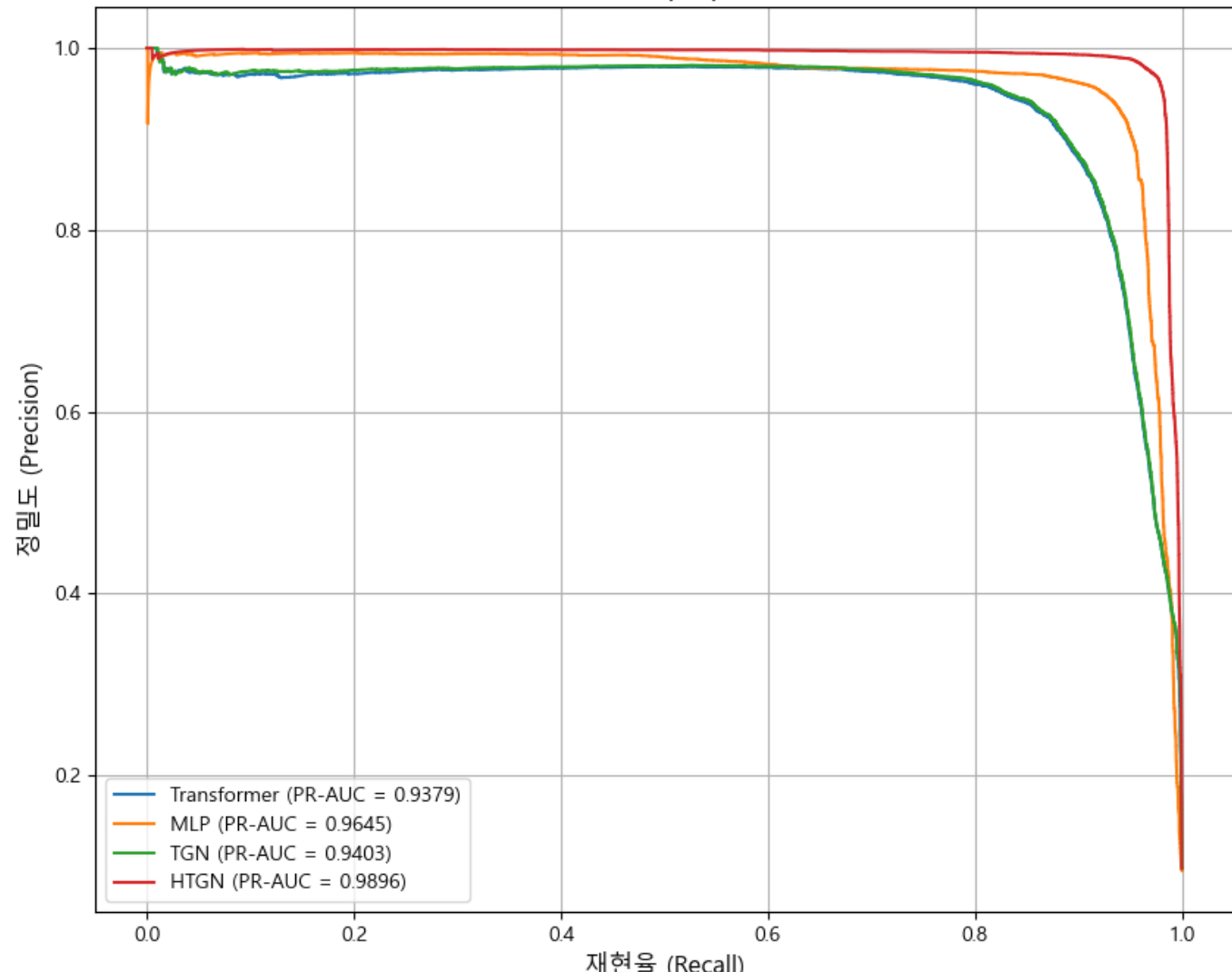
HTGN 모델의 성능 개선 핵심 아이디어

- 문제: 기존 HTGN 모델은 거래 노드 간의 시계열 간접적 반영 → 시간적 순서에 기반한 복잡한 이상 거래 패턴을 효과적으로 탐지하는 데 한계
- 개선: 동일 고객의 거래 노드를 카드별로 시간 순서에 따라 next to next로 직접 연결 → 모델이 개인의 시계열적 거래 패턴을 명시적으로 학습
- 결과: Fraud F1-score 0.0581만큼 향상, PR-AUC 0.0736만큼 향상

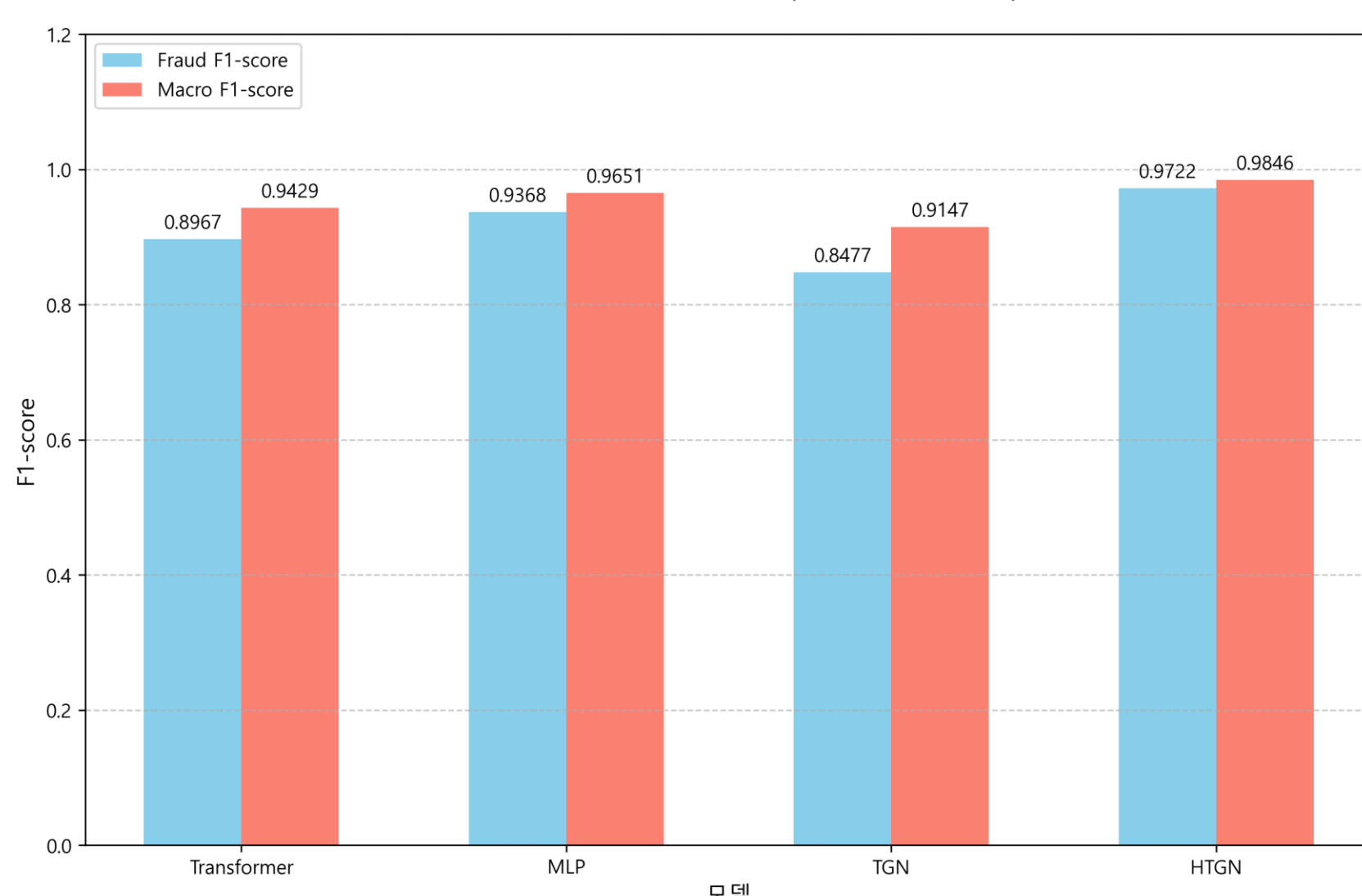


## 과제 결과

정밀도-재현율(PR) 커브 비교



각 모델의 F1-score 비교 (Fraud & Macro)



### 정량적 성능 지표

- PR-AUC: HTGN (0.9896) > MLP (0.9645) > TGN (0.9403) > Transformer (0.9379)
- Fraud F1-score: HTGN (0.9722) > MLP (0.9368) > Transformer (0.8967) > TGN (0.8477)
- Macro F1-score: HTGN이 최고치 기록
- HTGN이 모든 지표에서 가장 우수한 성능

### 모델 비교

- Transformer: 정상 거래 탐지는 우수하나, 사기 거래 탐지에는 한계
- MLP: 고객/카드 데이터 추가 → Fraud F1-score 개선
- TGN: 그래프 구조 반영 → 사기 탐지 적극성↑, Precision 저하 (사기 거래 예측 정확도 저하)
- HTGN: 이중 그래프 반영 → Precision·Recall 모두 최고, 오탐·미탐 최소화

### 핵심 결론

- 단순 시계열 기반 탐지 → 성능 한계
- 고객·카드 데이터 추가 → 사기 거래 탐지 성능 개선
- 그래프 구조 반영 → 사기 탐지 적극성↑, Precision 저하
- HTGN: 가장 정확한 사기 탐지 성능, 실제 금융 환경 적용에 적합