

# 시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지 딥러닝 모델 개발과 성능 분석

Team04  
팀명: 송골매  
지도교수: 송길태  
팀원: 배근호, 추민, 윤소현

2025.09.26

# 목 차

1  
연구 배경

2  
기존 탐지 시스템 한계 및 거래 시계열

3  
데이터 흐름도

4  
트랜스포머

5  
MLP

6  
TGN

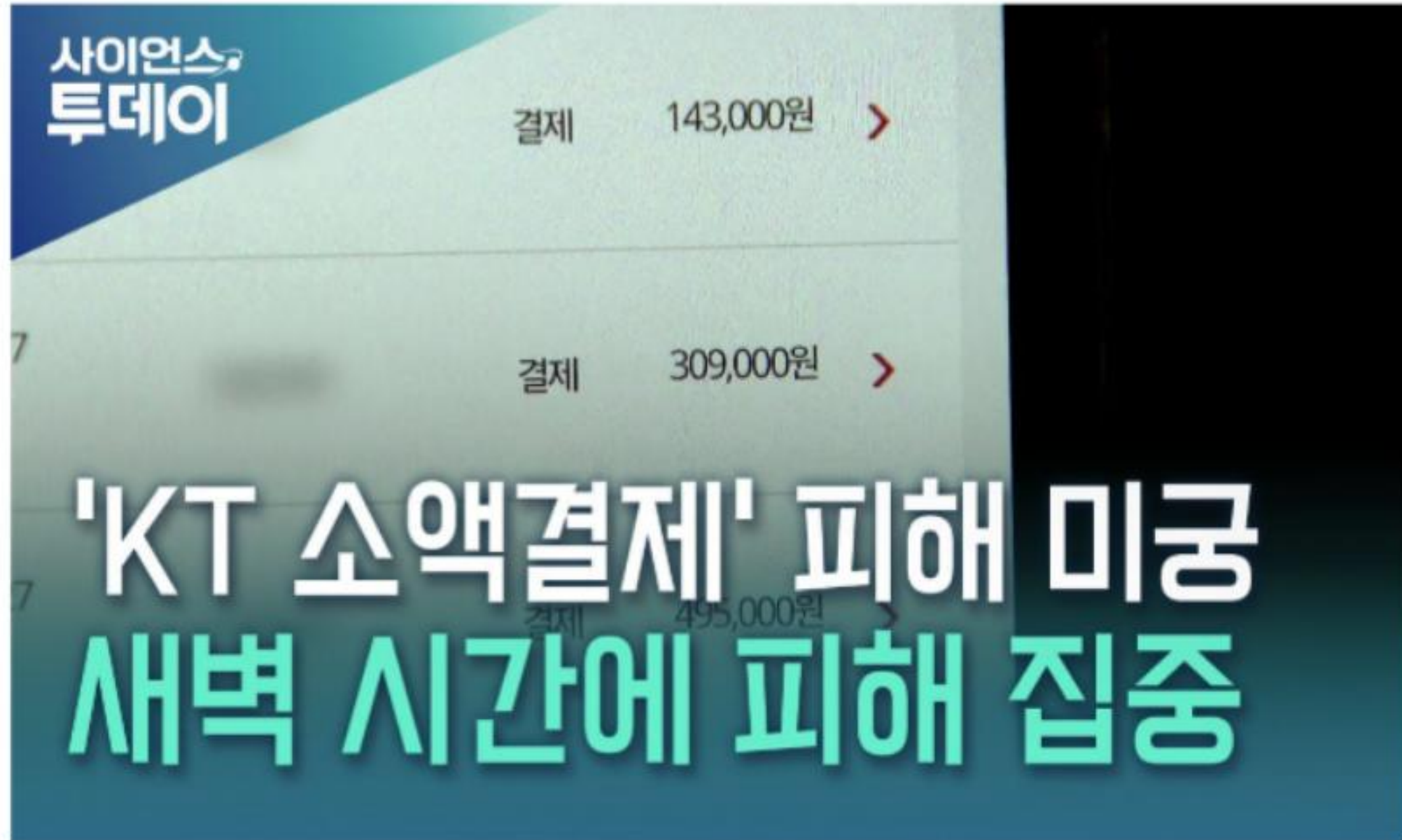
7  
HTGN

8  
모델별 탐지 성능 비교

9  
요약

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

## 연구 배경



2025년 9월 9일, 출처: <https://youtu.be/RfZSZnX-KwU>

### KT·롯데카드 연이은 해킹 피해 ...정부 '근본 대책 마련'



류제명 과학기술정보통신부 제2차관과 권대영 금융위원회 부위원장이 19일 오전 서울 종로구 정부서울청사에서 열린 해킹 대응을 위한 과학기술정보통신부-금융위원회 합동 브리핑에서 KT 및 롯데카드 해킹 사태 질문에 답하고 있다

2025년 9월 19일, 출처:  
<https://www.bbc.com/korean/articles/cqxzg08dl01o>

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

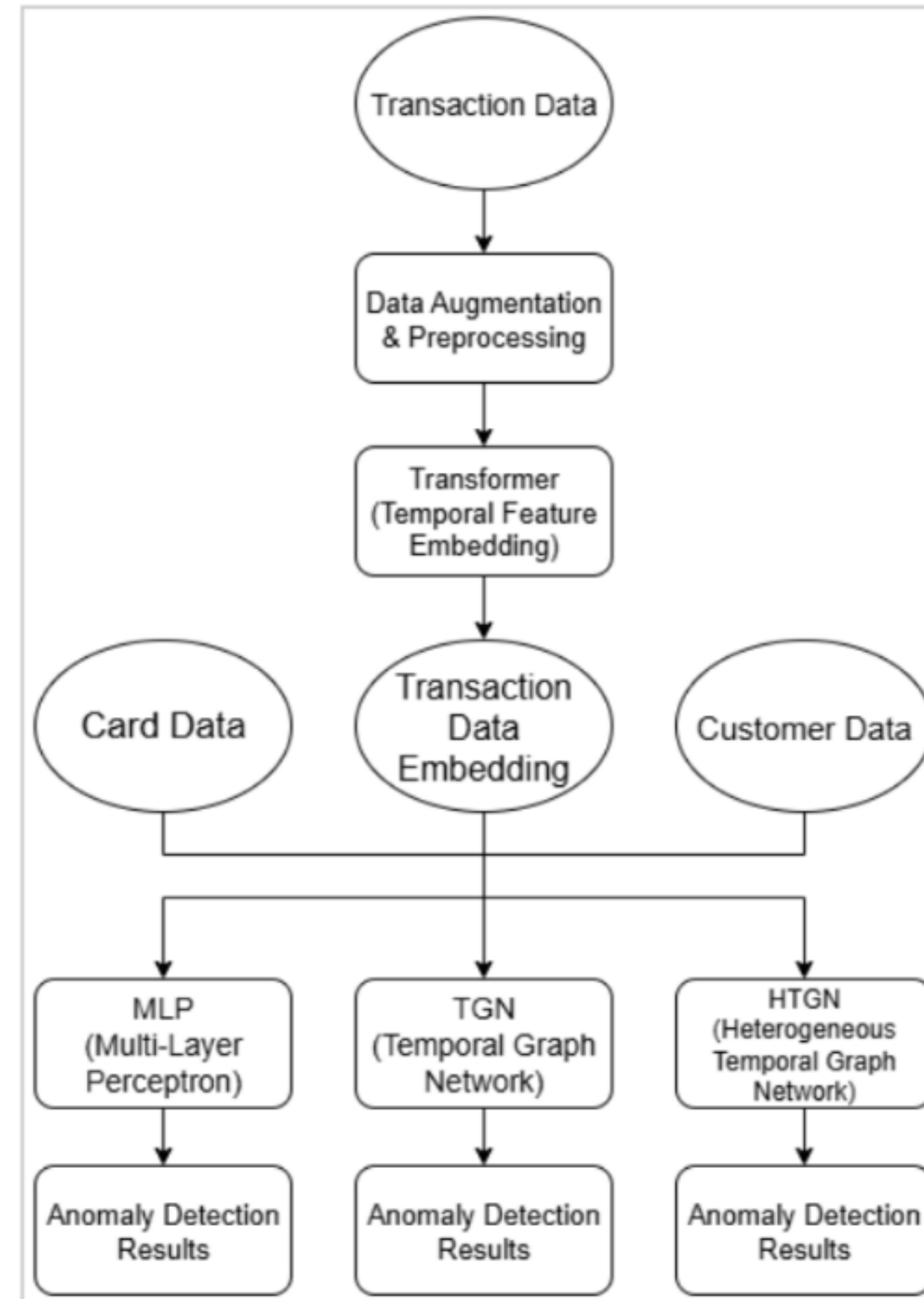


# 기존 탐지 시스템 한계 및 거래 시계열

date	card_id	amount	merchant_id	merchant_city	merchant_state	zip	mcc	fraud
2016-05-09 22:18	3159	\$100.00	27092	Clearfield	KY	40313	4829	0
2016-05-10 6:02	3159	\$3.32	75936	Louisville	KY	40299	5814	0
2016-05-10 12:35	3159	\$406.84	7472	New Albany	IN	47151	5300	1
2016-05-10 13:22	3159	\$57.60	41184	ONLINE	ONLINE	00000	5310	1
2016-05-10 14:01	3159	\$168.56	68192	Laconia	IN	47135	5310	1
2016-05-10 14:02	3159	\$42.67	27092	ONLINE	ONLINE	00000	4829	1
2016-05-10 17:35	3159	\$120.27	60569	ONLINE	ONLINE	00000	5300	1
2016-05-10 20:36	3159	\$54.00	56431	Louisville	KY	40299	5541	0
2016-05-11 6:22	2682	\$3.37	75781	Georgetown	KY	40324	5411	0
2016-05-12 0:32	2682	\$23.95	75781	Georgetown	KY	40324	5411	0
2016-05-12 5:42	3159	\$16.32	33120	Louisville	KY	40299	5813	0
2016-05-13 5:40	3159	\$15.01	33120	Louisville	KY	40299	5813	0

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# 데이터 흐름도



시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석



# 트랜스포머 임베딩: 거래 시계열 맥락 반영

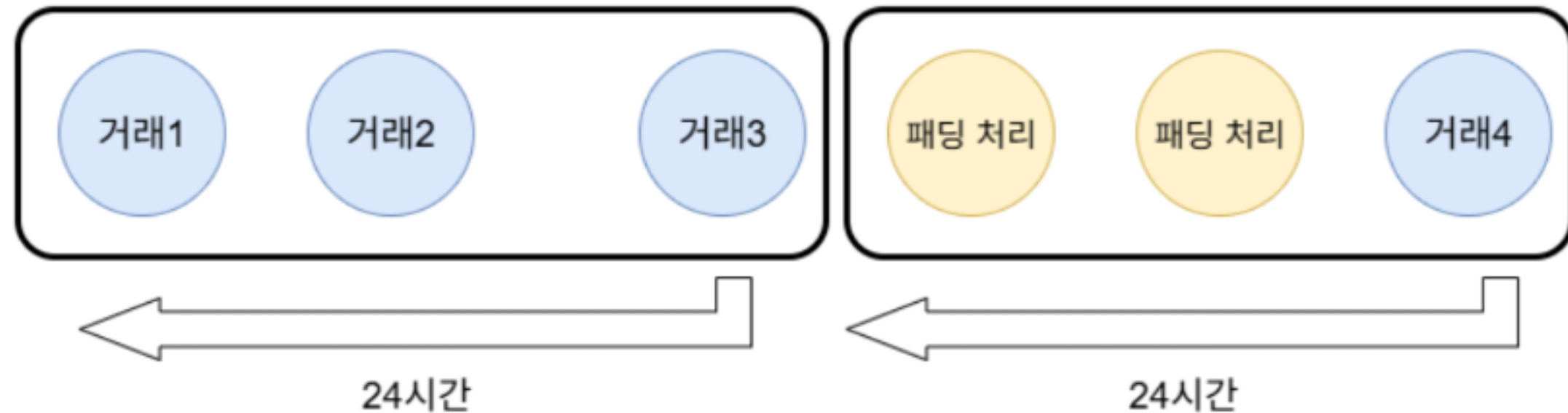
Timeline



고정 크기 윈도우 (ex. 사이즈 4)



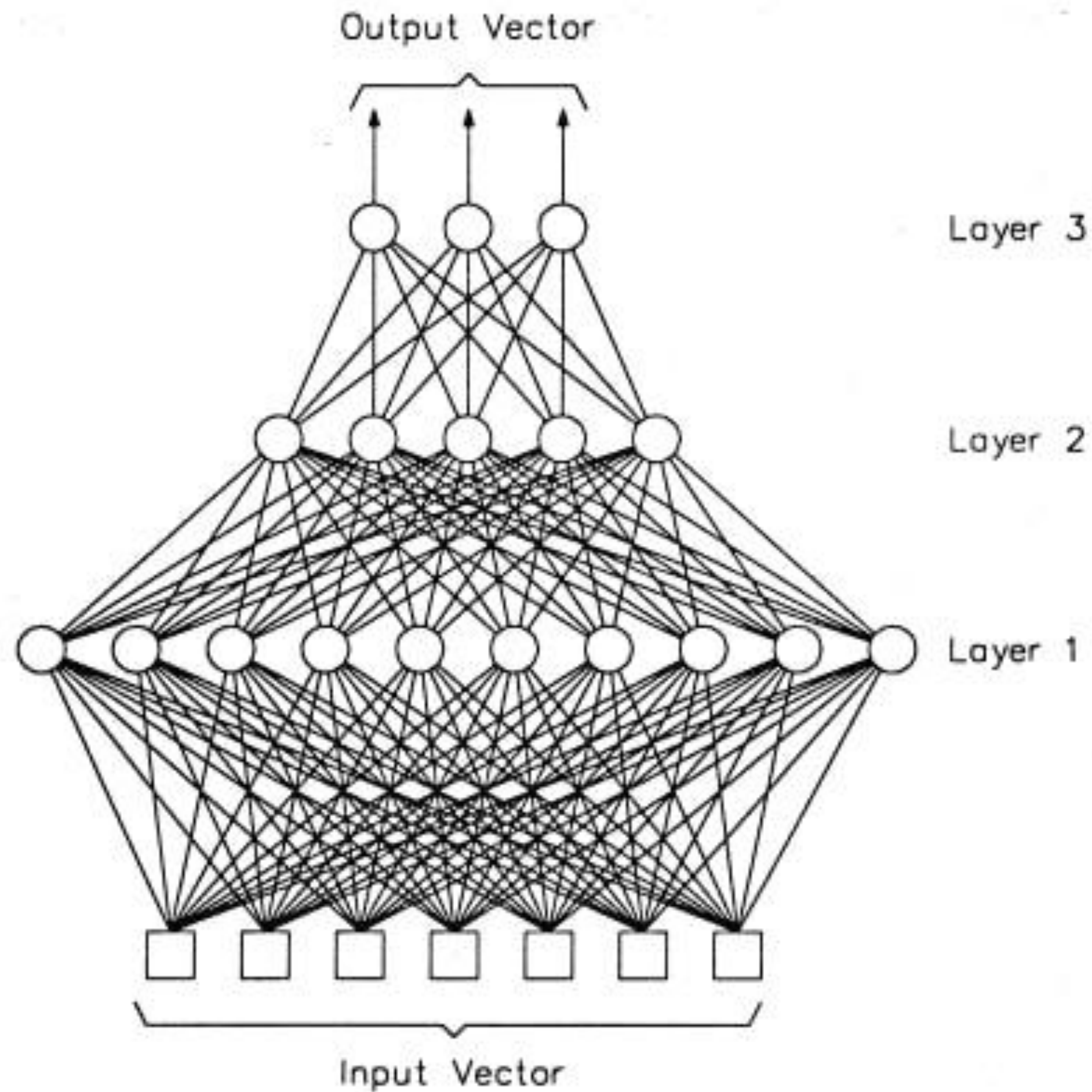
24-hour 단위 윈도우 (24시간 이내 거래로 윈도우 구성)



- 과거 거래와 현재 거래의 시간적 연관성을 임베딩으로 추출
- 윈도우 구성을 24시간 단위로 변경  
→ 짧은 시간 내 반복되는 이상 거래 반영 가능

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# MLP란?



- 퍼셉트론으로 이루어진 층(layer) 여러 개를 순차적으로 붙여놓은 형태
- 각 층은 그래프 구조에서 하나의 노드처럼 동작함

출처: [https://deepestdocs.readthedocs.io/en/latest/004\\_deep\\_learning\\_part\\_2/0040/](https://deepestdocs.readthedocs.io/en/latest/004_deep_learning_part_2/0040/)

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

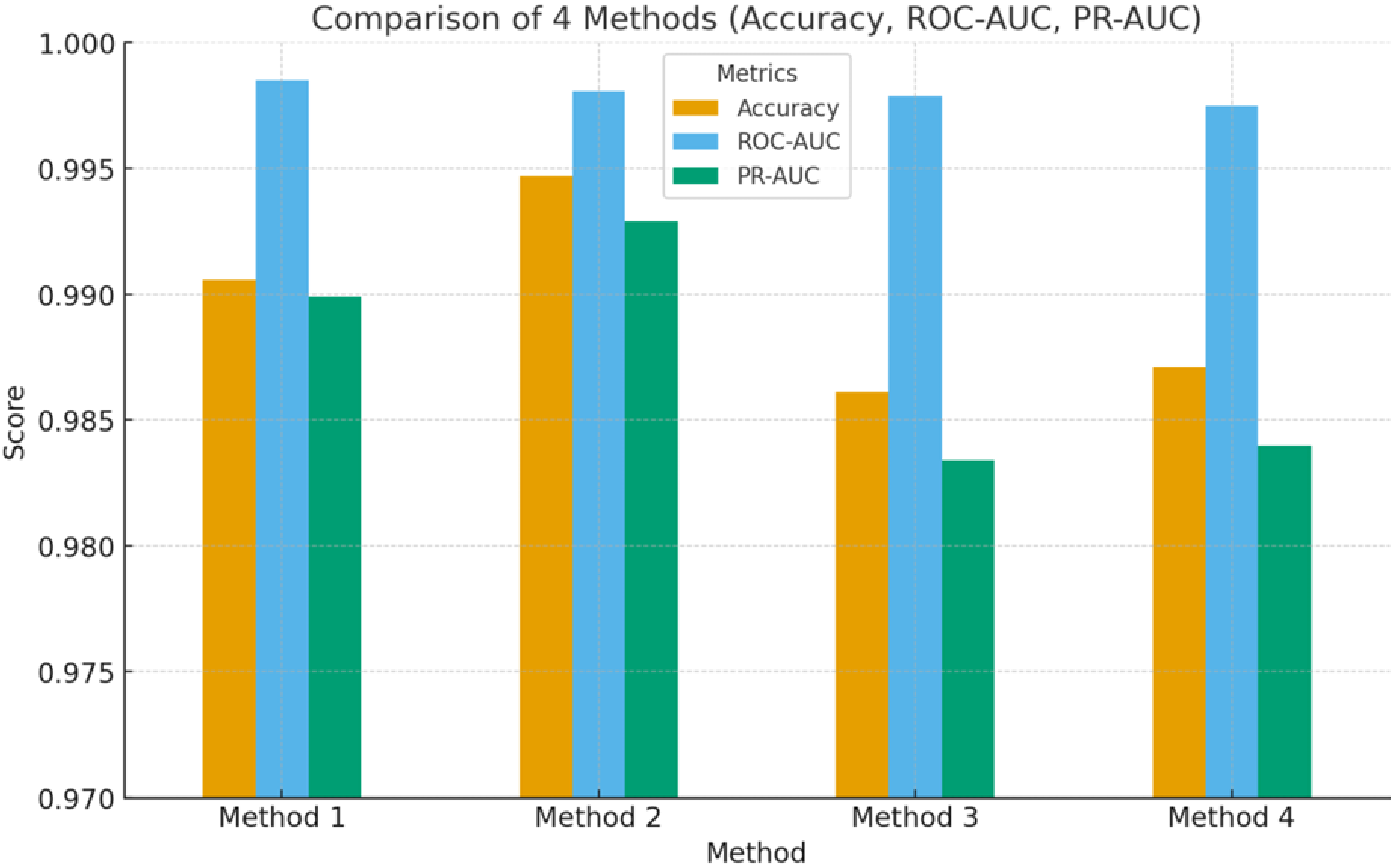
# MLP 아이디어

## 4가지 관점의 모델링 아이디어

- Method 1 (임베딩 + 집계): 거래 임베딩과 고객/카드 요약 통계를 결합하여 개별 거래의 맥락과 장기적 특성을 함께 학습합니다.
- Method 2 (윈도우 평탄화): 시간 순서에 따른 거래 패턴을 MLP가 직접 학습하도록 시계열적 연속성을 모델링합니다.
- Method 4 (이상 패턴 감지): Z-score, IQR 등 통계 지표를 활용해 개인의 정상 거래 패턴에서 벗어나는 미묘한 변화를 포착합니다.
- Method 3 (시간 구간 분할): 거래 데이터를 고정된 시간 단위(예: 1시간, 24시간)로 나누고, 각 구간별 통계 특징을 집계하여 패턴을 분석합니다.

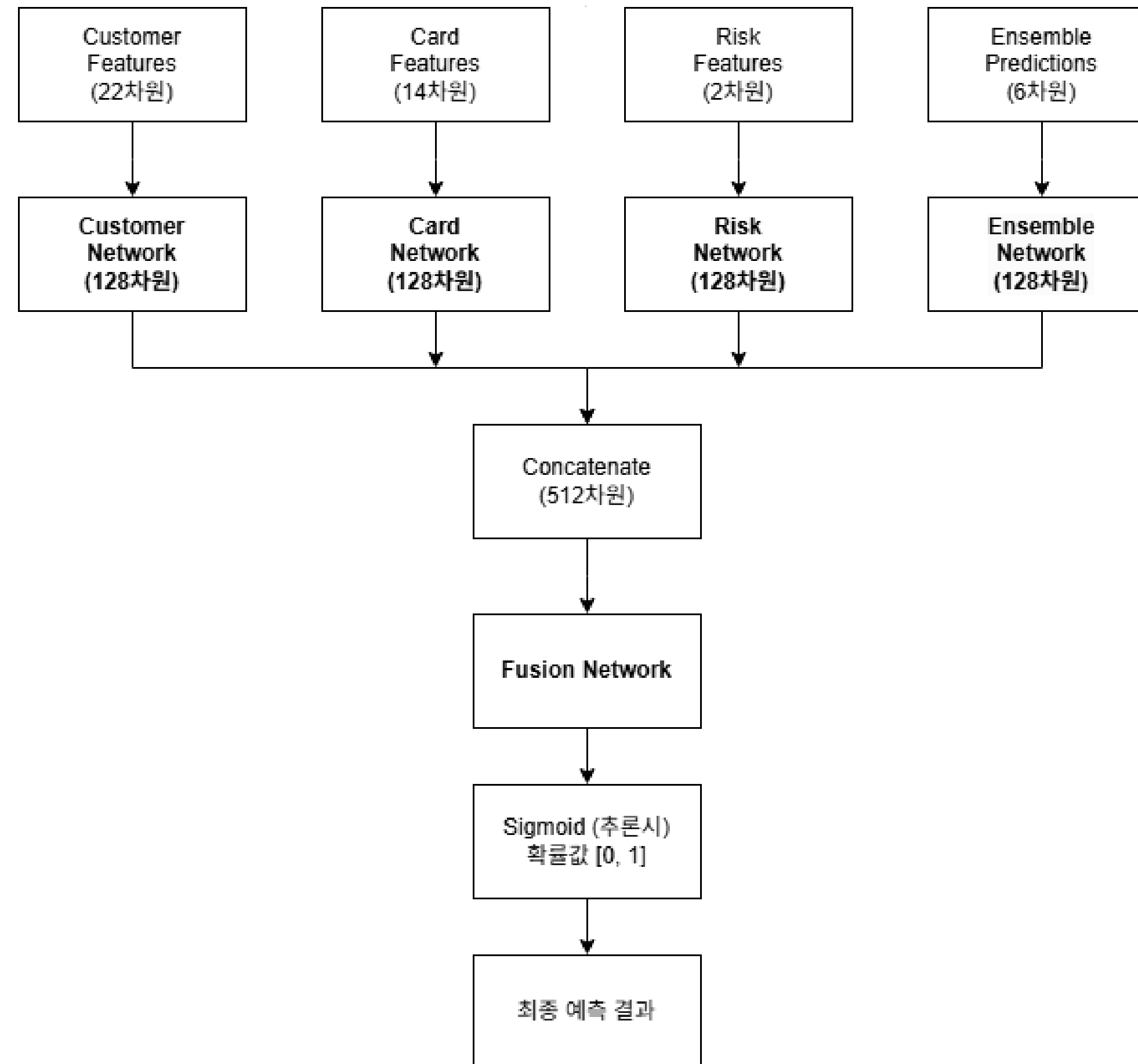


# MLP 아이디어 성능 비교



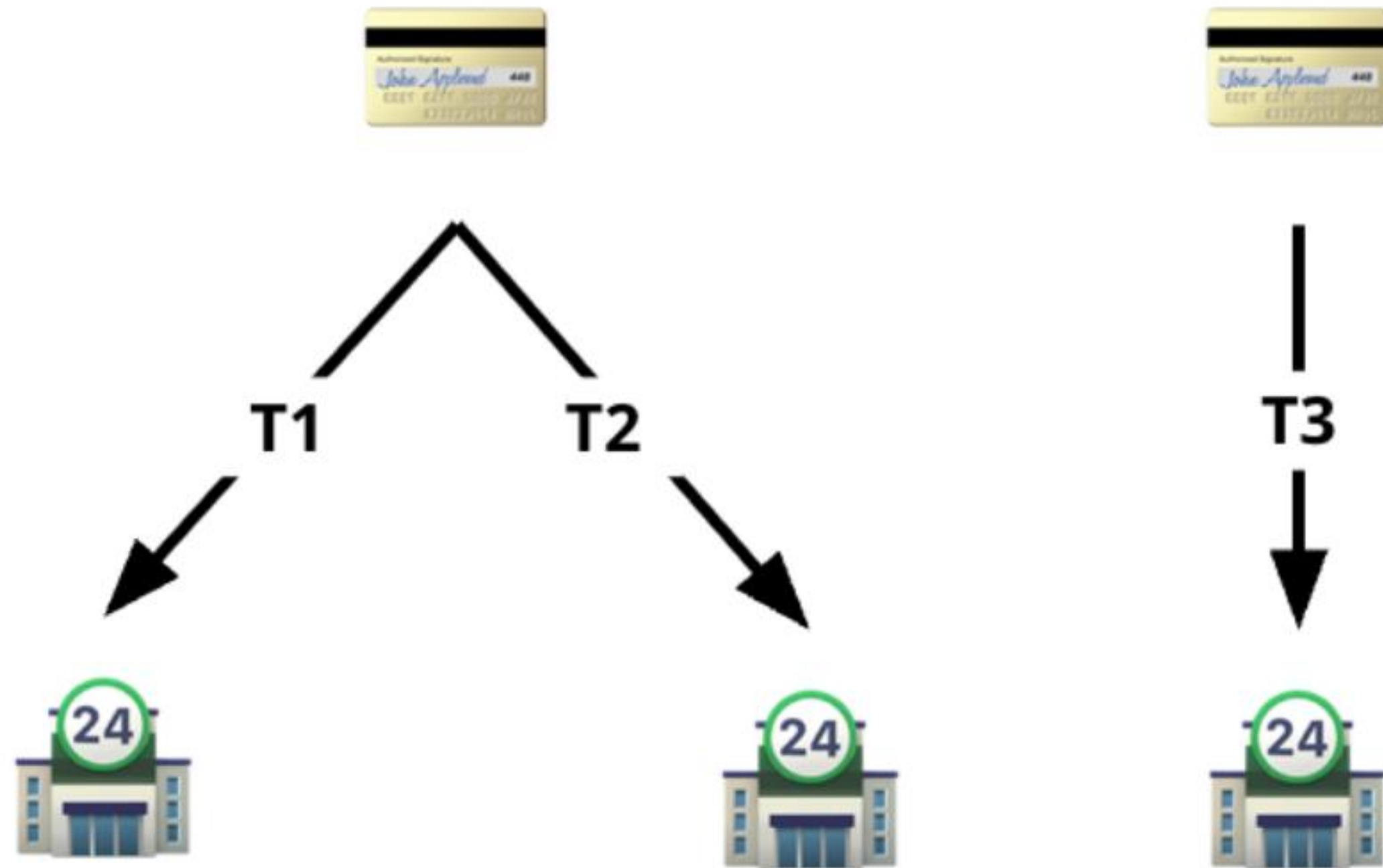
시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# 최종 MLP 모델 구조



시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# Temporal Graph Network (TGN) 란?



- 시간 순서대로 발생하는 거래 이벤트 처리
- 카드/상점 노드가 개별 메모리를 가짐
- 거래 발생 시 연결된 두 노드의 메모리 동시 업데이트
- 과거 맥락을 반영하여 사기 여부를 예측



# TGN의 시간순 거래 처리 (1)

T1 ————— T2 ————— T3 →



카드 A



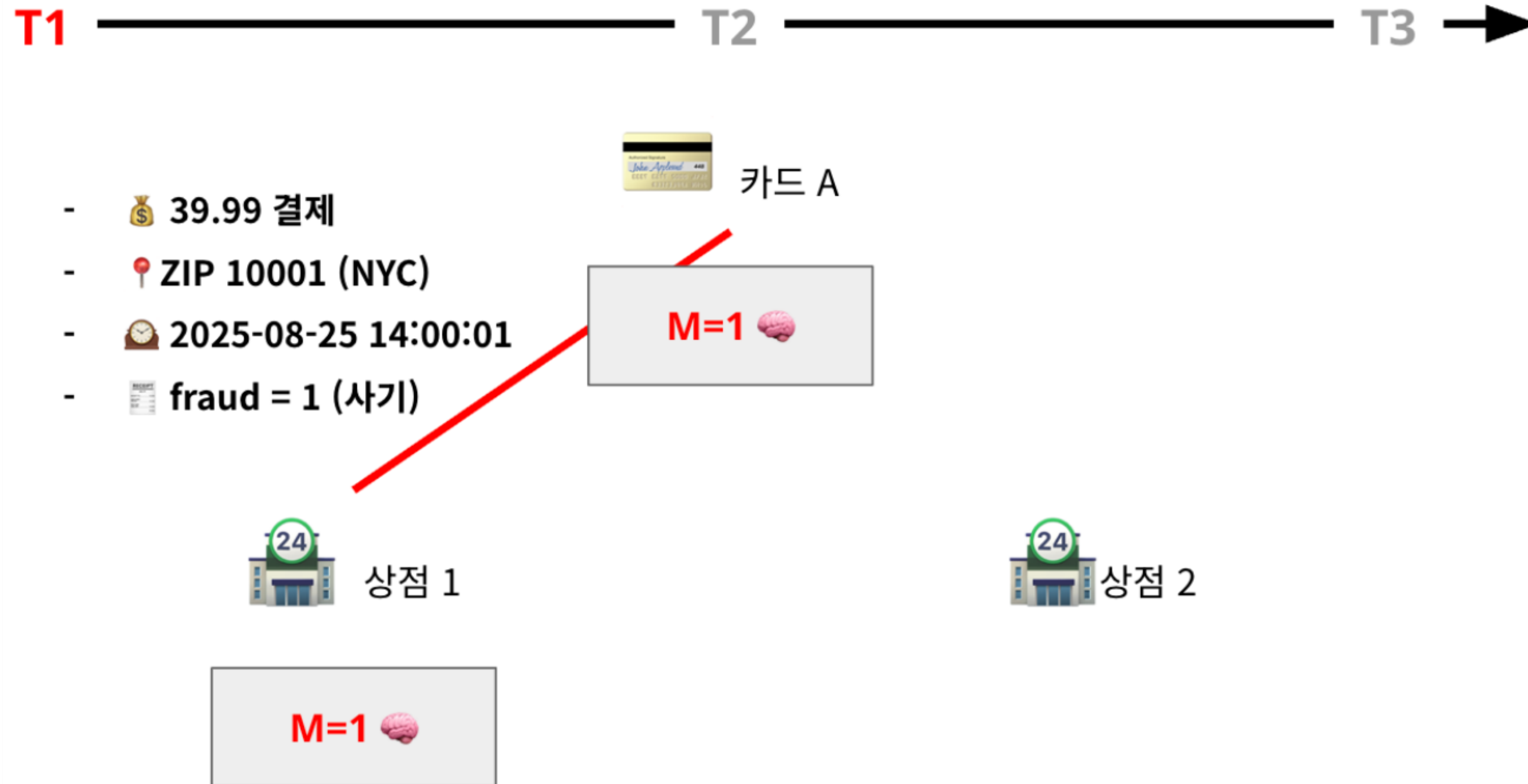
상점 1



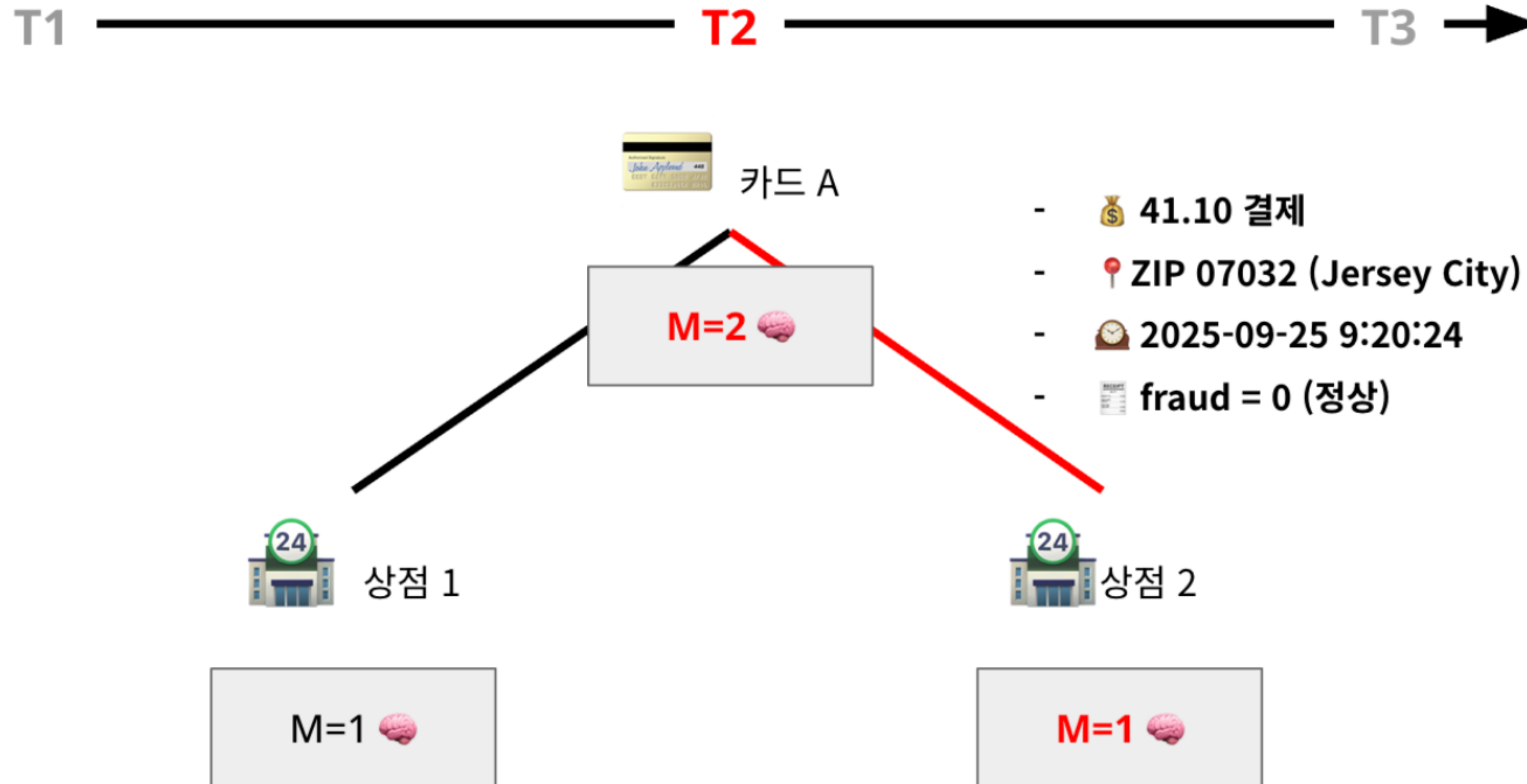
상점 2

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

## TGN의 시간순 거래 처리 (2)



# TGN의 시간순 거래 처리 (3)

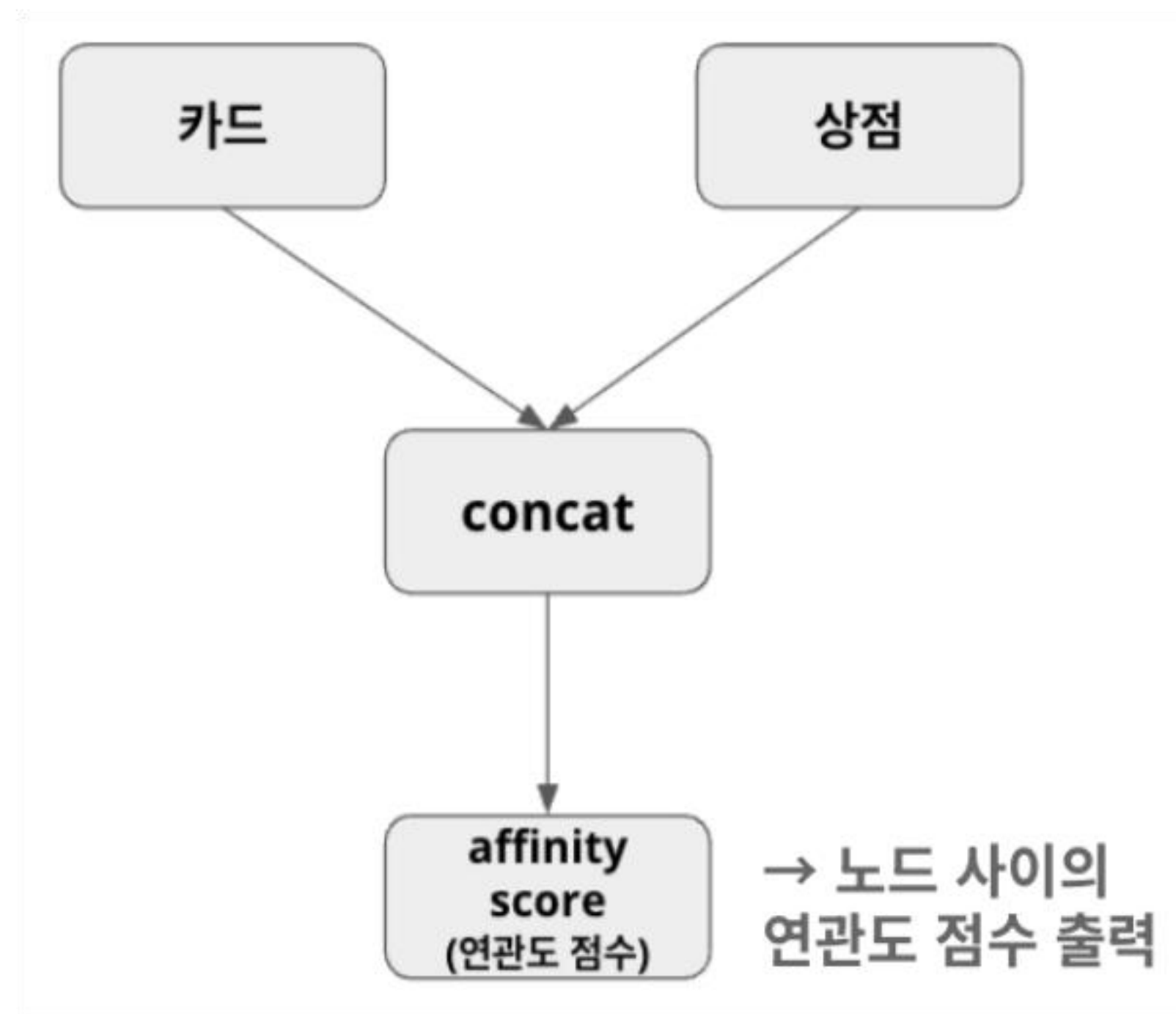


시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석



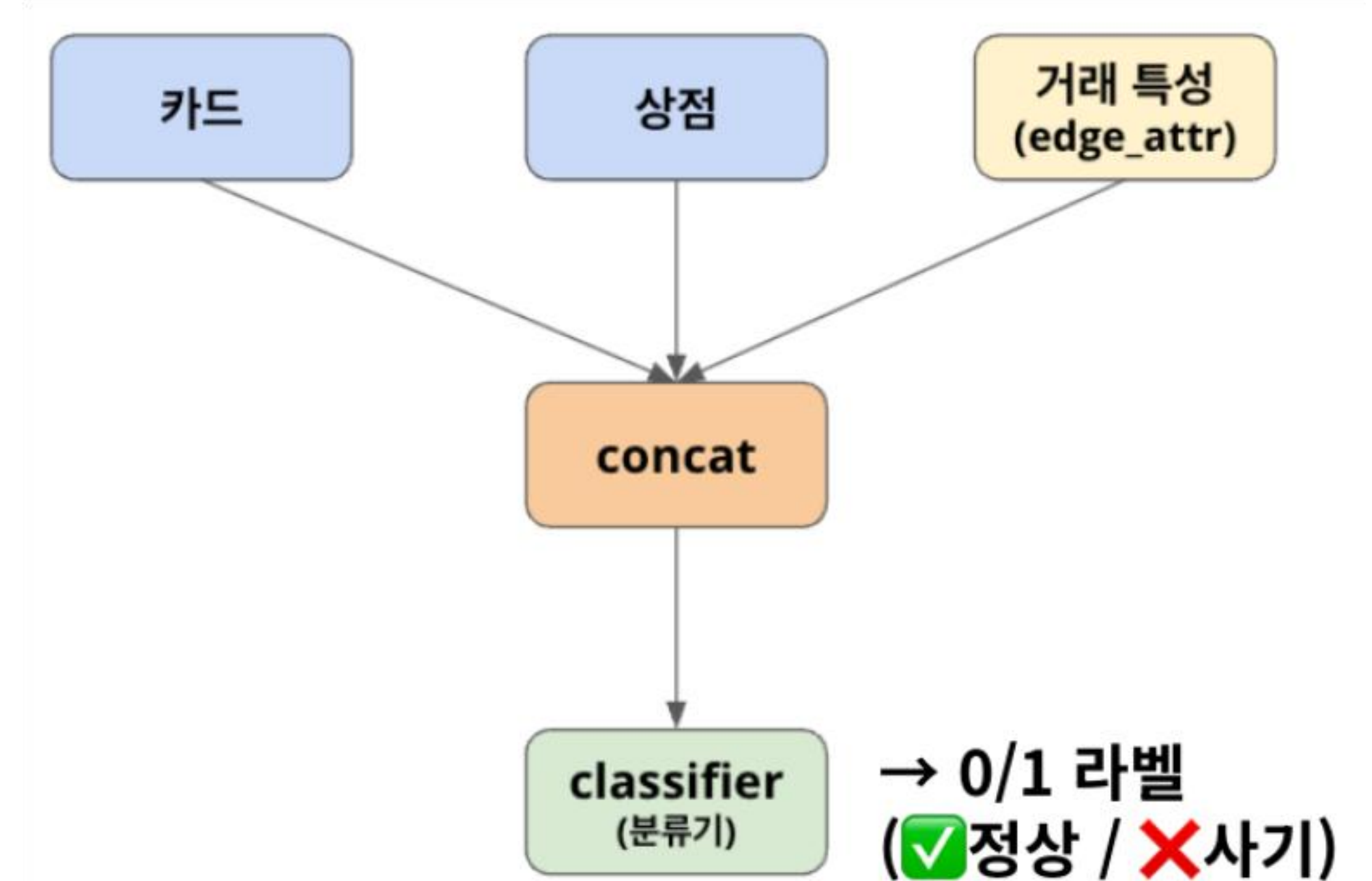
# Affinity score에서 Classifier로: TGN 사기 거래 탐지 성능 개선

Before



Before: 연관도 점수만  
→ 사기 여부 분류에 한계

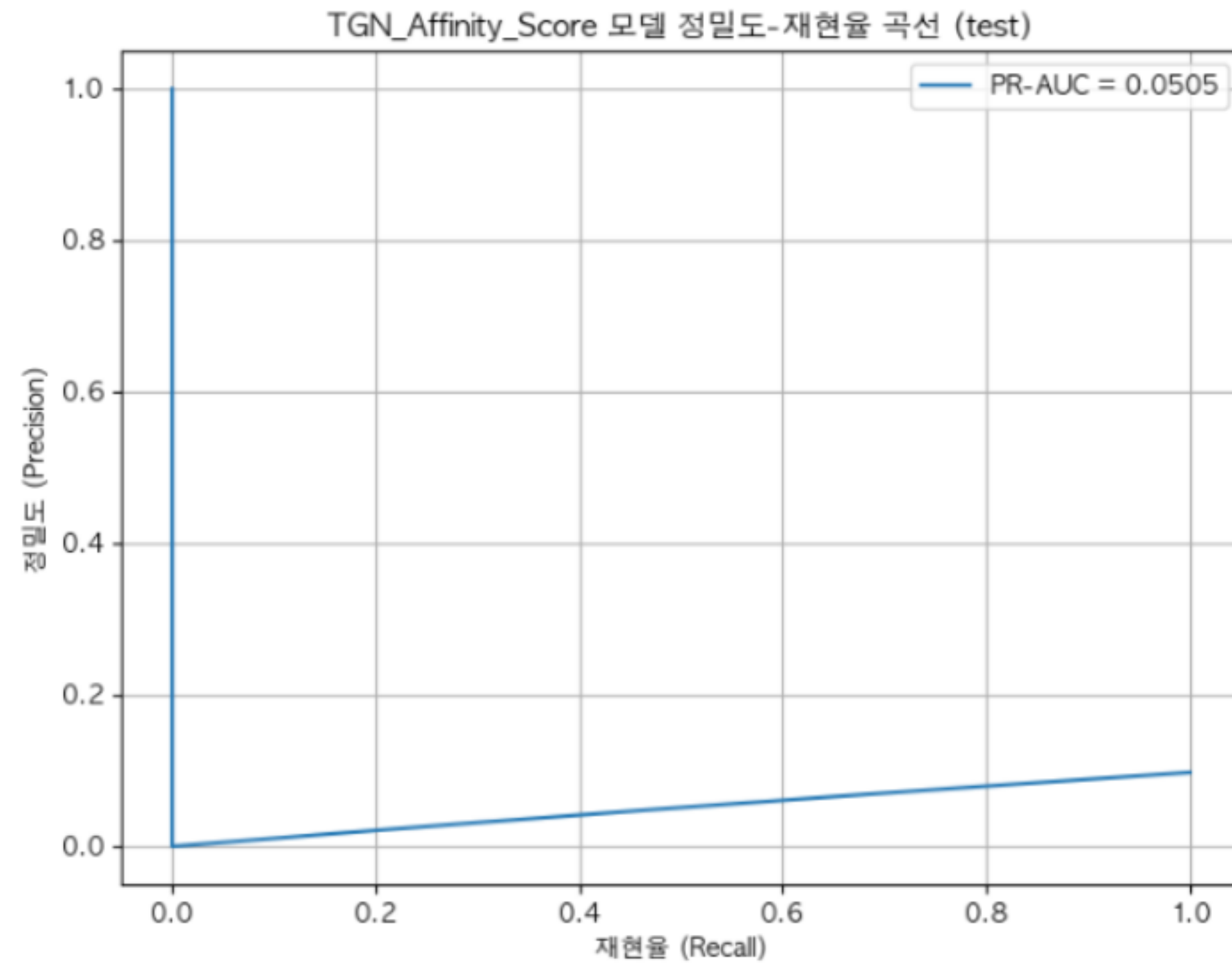
After



After: 거래 특성 반영 + 분류기  
→ 성능 향상

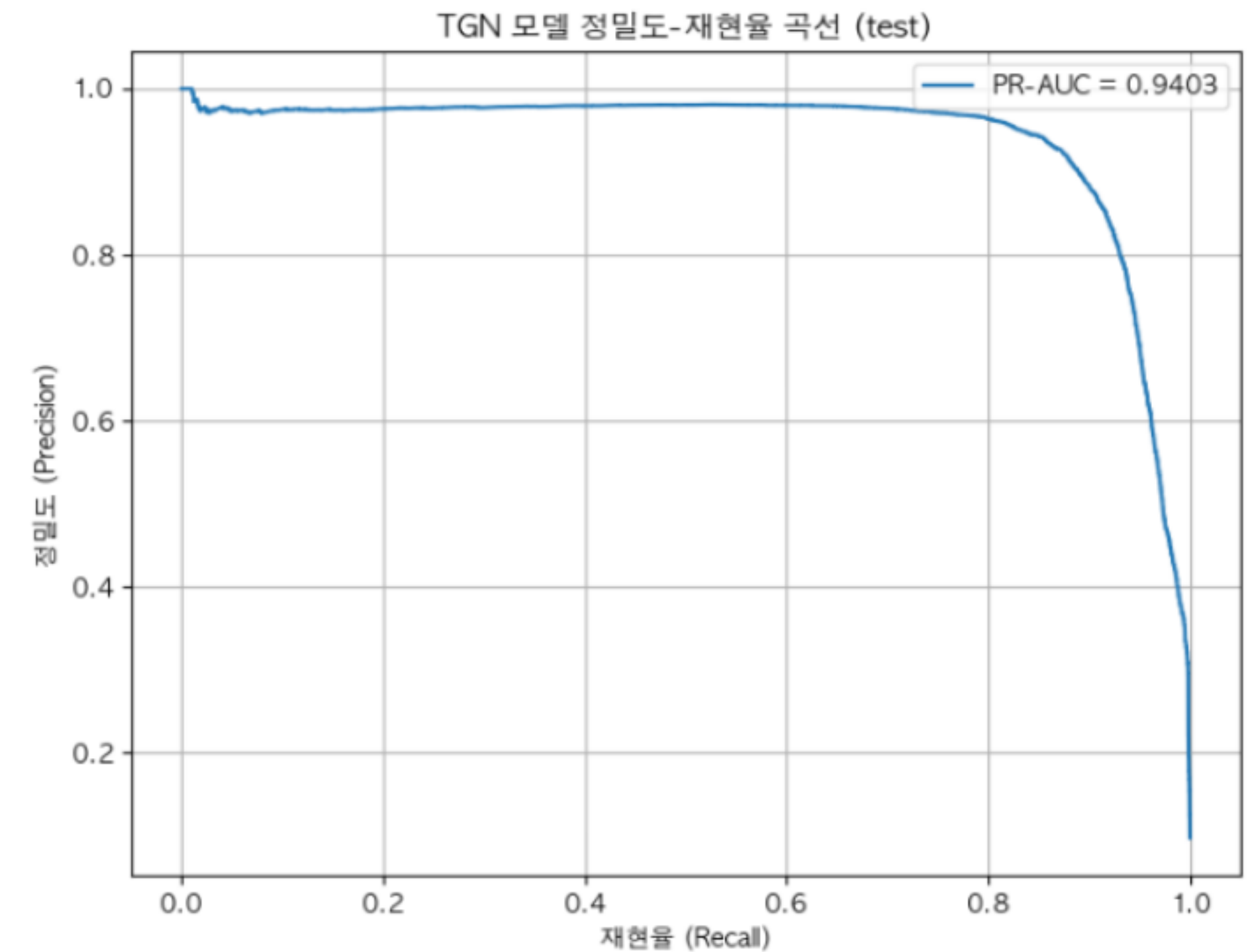
# Affinity score에서 Classifier로: TGN 사기 거래 탐지 성능 비교

## Before



Before: Fraud F1-score 0.1778  
(탐지 성능 거의 없음)

## After



After: Fraud F1-score 0.8478  
(탐지 성능 대폭 향상)

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# HTGN 구조

## 노드

고객(Customer), 카드(Card), 거래(Transaction, 트랜스포머 임베딩), 상점(Merchant)

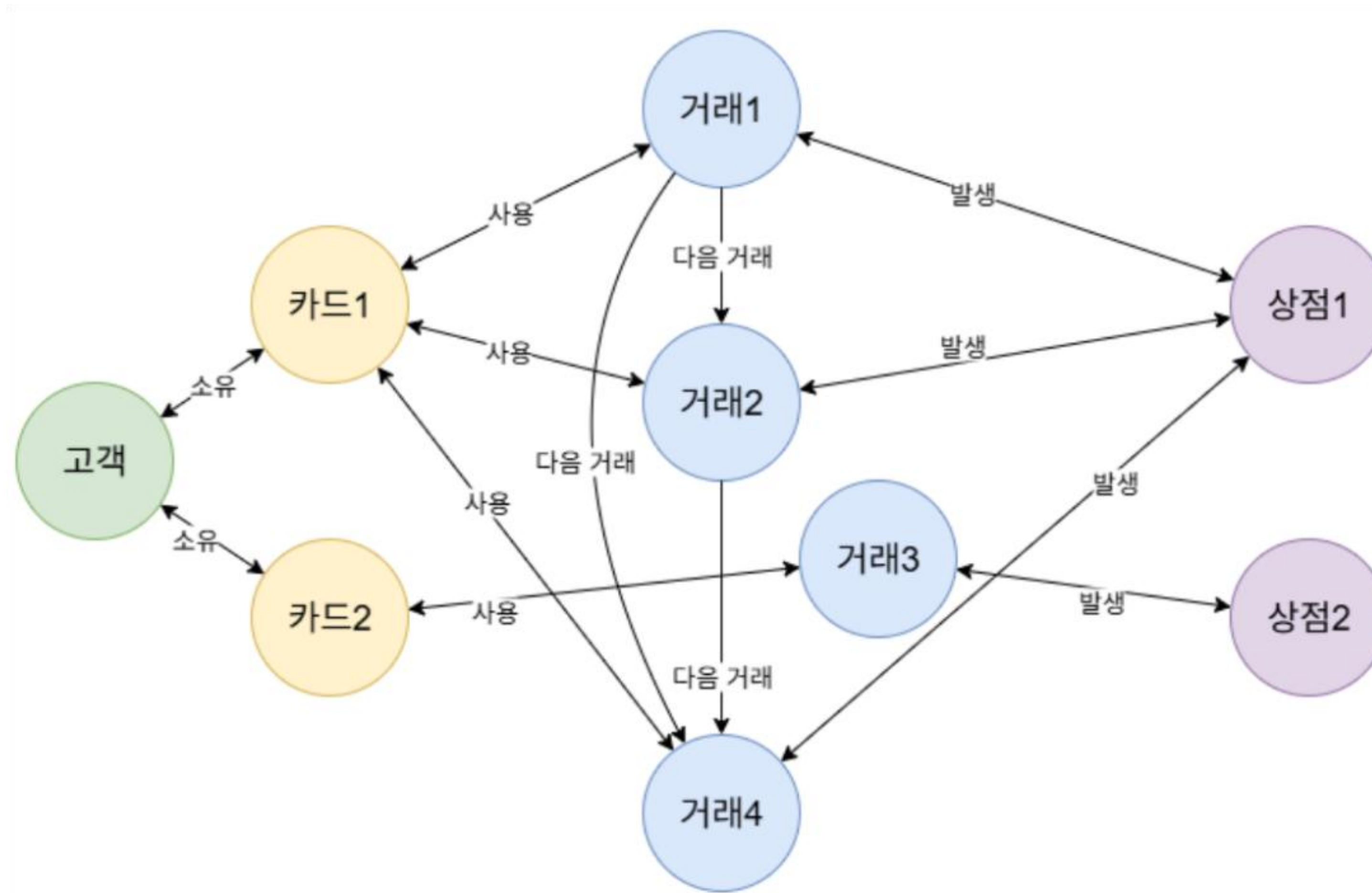
## 엣지

- 고객 ↔ 카드: 고객과 카드의 소유 관계 (양방향)
- 카드 ↔ 거래: 카드가 거래에 사용된 관계 (양방향)
- 거래 ↔ 상점: 거래가 발생한 상점 관계 (양방향)
- 거래 → 거래: 동일 고객의 거래 노드간 시계열 순서 관계 (단방향, next\_to 엣지)

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

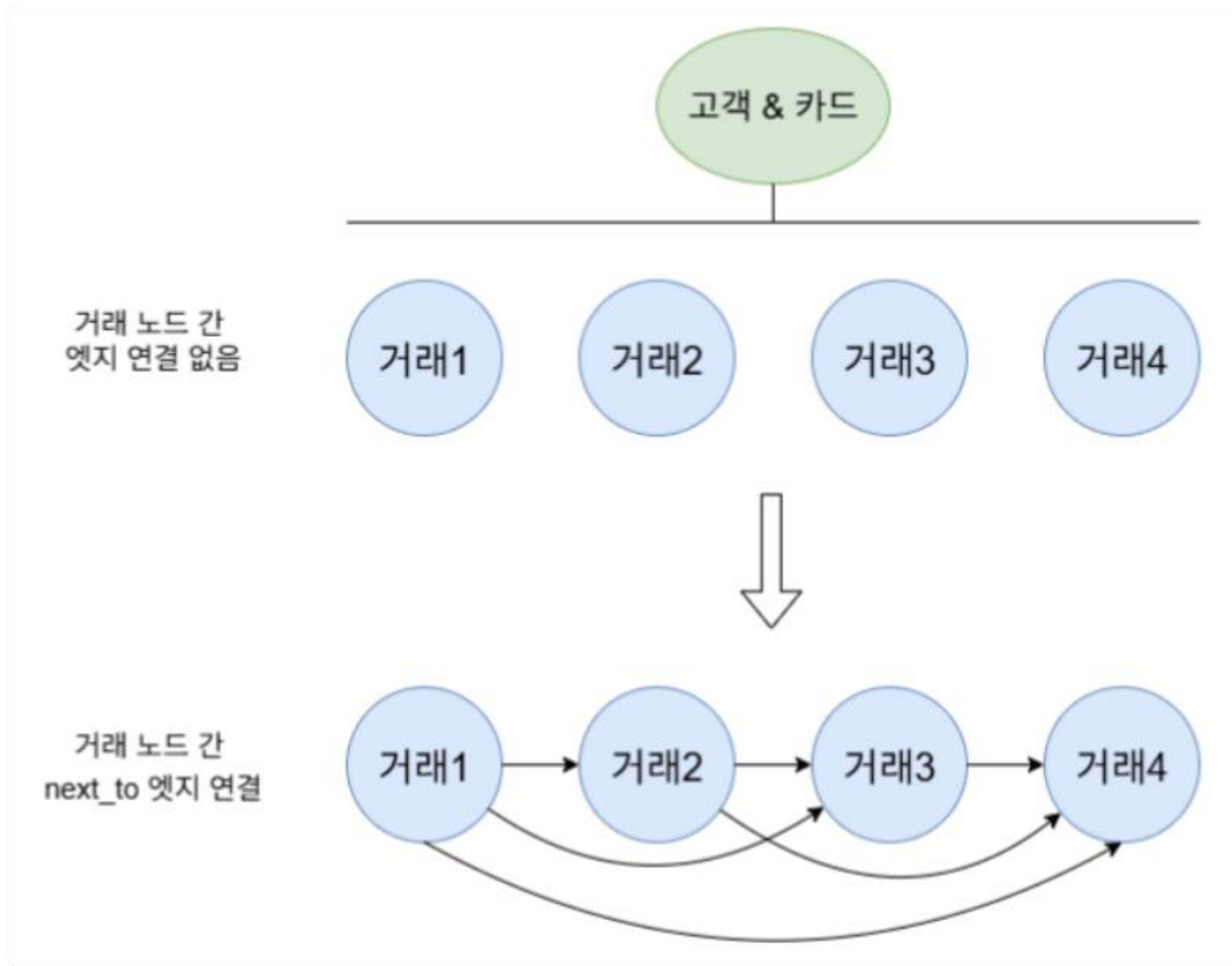


# HTGN 모델 및 엣지 구성도



시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# HTGN next\_to 엣지 아이디어

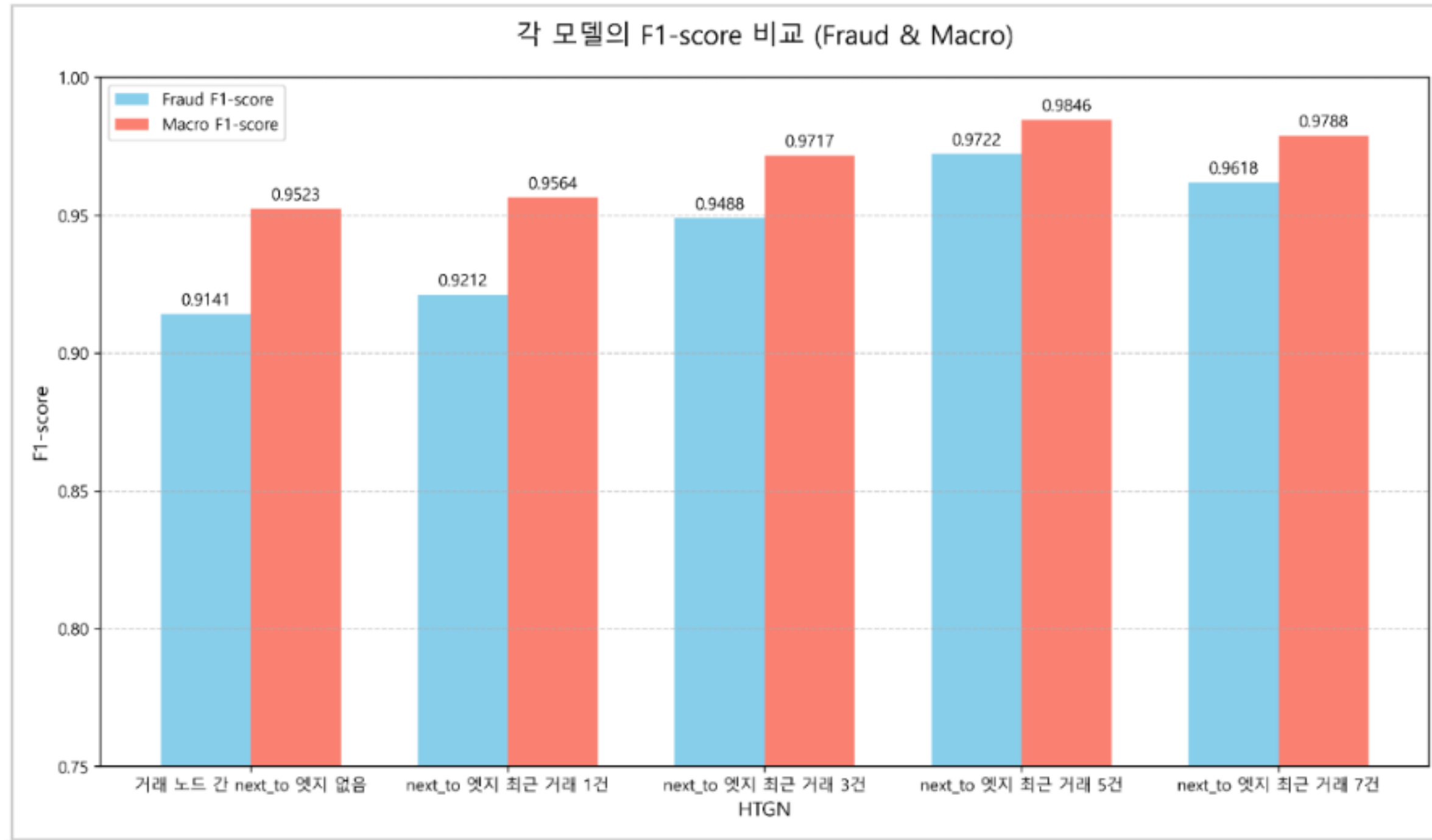


거래 노드 간 시계열 관계를 명시적으로 반영

- 기존: 트랜스포머 임베딩만 사용 → 간접적 시계열 정보
- 개선: 거래 노드 간 next\_to 엣지 추가

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

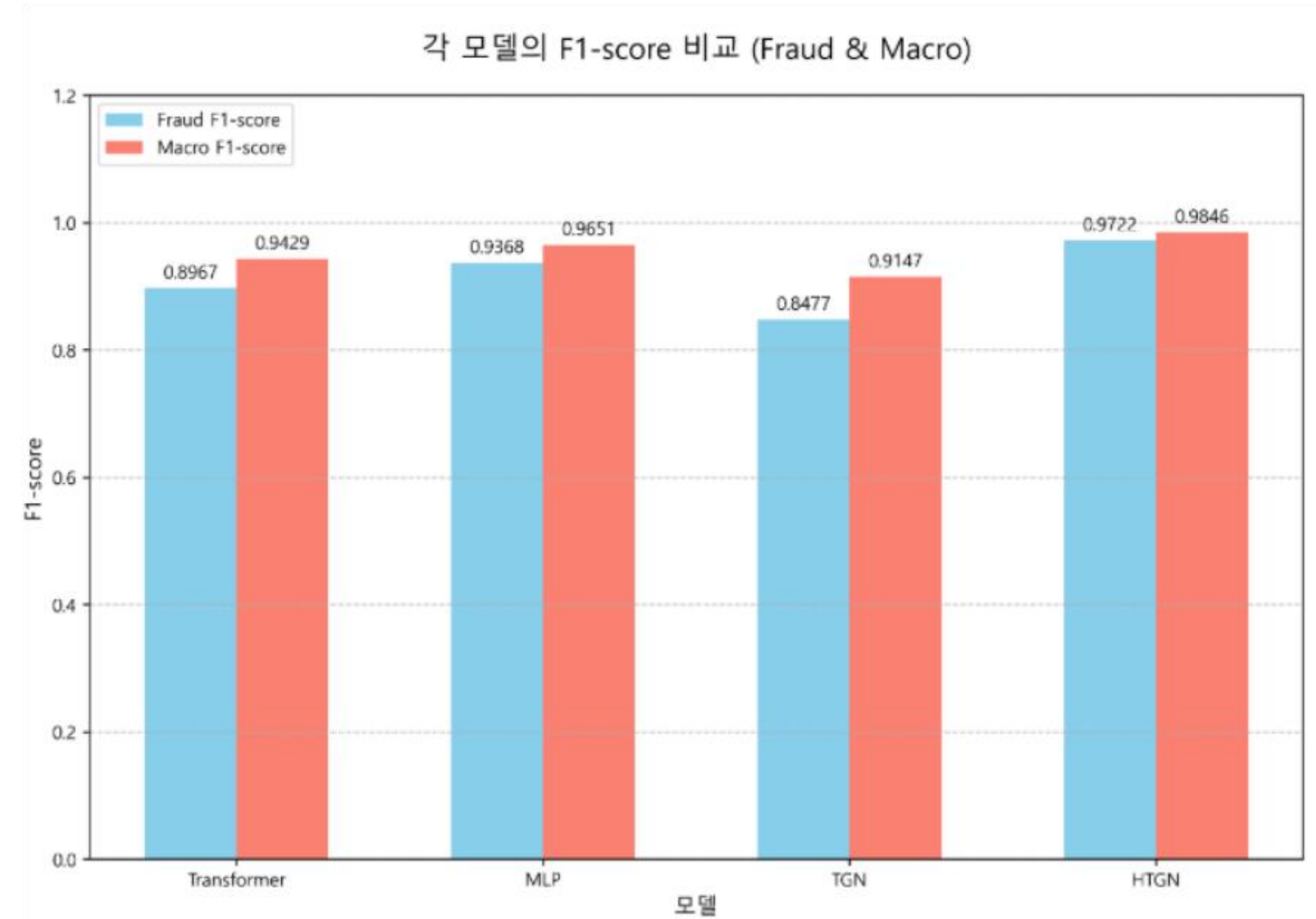
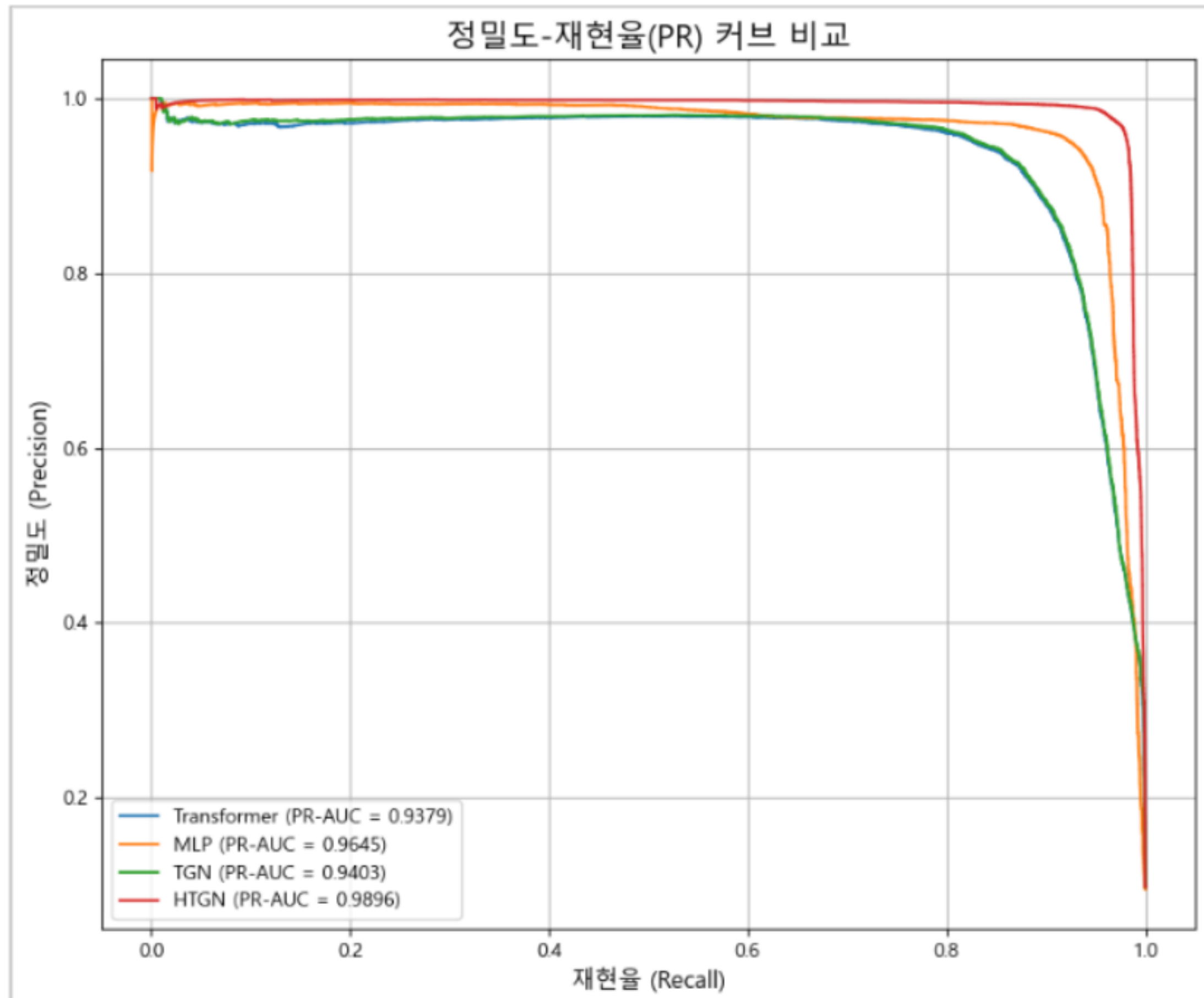
# HTGN 거래 노드 연결 수에 따른 성능 변화



- next\_to 엣지 최대 연결 개수 제한을  $1 \rightarrow 3 \rightarrow 5 \rightarrow 7$ 로 점진적으로 높여가며 테스트 성능 비교
- 이상 거래 탐지 성능 점진적 향상, 5개 연결에서 최고 F1-score
- $5 \rightarrow 7$ 로 연결 증가 시 성능 소폭 감소  $\Rightarrow$  최종 설정: 5



# 모델별 이상 거래 탐지 성능 비교



시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석

# 요약

모 델	데이터 활용	성능 특징
트랜스포머	거래 시계열	정상 거래 분류에는 강점 사기 탐지 재현율↓
MLP	거래 임베딩 + 고객·카드 프로필	전반적인 예측 성능 향상
TGN	거래 임베딩 + 그래프 (고객·카드 포함)	사기 탐지 재현율↑ / 정밀도↓ (오탐↑)
HTGN	거래 임베딩 + 이종 노드 간 관계 반영 + 노드 간 시계열 연결 강화	전반적인 예측 성능 향상 오탐·미탐 최소 / 신뢰성 가장 높음

시계열 특성을 활용한 다양한 이상 거래 탐지  
딥러닝 모델 개발과 성능 분석