



AI로 읽는 글로벌 이슈 : 한국 환율 예측을 위한 이벤트와 감성 융합

(Reading Global Issues with AI
:Event and Sentiment Fusion for Exchange Rate Prediction in Korea)

CONTENTS

- I. 연구배경 및 목적
- II. 분석 대상 및 데이터처리
- III. 예측 방법론
- IV. 성능검증 및 예측결과
- V. 결론 및 향후 방향

박재홍¹, 김경원^{1*}

¹ 국립대학법인 인천대학교
글로벌정경대학 무역학부

現 國립대학법인 인천대학교 글로벌정경대학 부교수
 前 國립대학법인 인천대학교 글로벌정경대학 조교수
 前 삼성전자 및 삼성리서치 글로벌 인공지능센터
 データ사이언ティスト
 前 대신증권, 한국인터넷진흥원, 금융감독원...



▪ 삼성전자, 솔브레인, 현대모비스, LG에너지솔루션, SKT, S-Oil,
 삼성화재, 삼성생명, 대우조선해양, 패스트캠퍼스, 한국문화정보원, 디메이트 등
 비즈니스 애널리틱스 및 인공지능 의사결정 자문/강의

- 2025 정책갈등의 상황별 대응전략을 위한 뉴스 미디어 AI 여론분석 <한국행정연구원>
- 2024 텍스트 마이닝 기반 아동실태조사 요약 및 대응 분석 <인천여성가족재단>
- 2024 시계열 딥러닝 활용 25년도 KTX 미래 수송수요 예측 <한국철도공사>
- 2024 설명가능한 AI 활용 실시간 개인 기부자 예측 모델 개발 <사랑의열매>
- 2023 AI 기반 갈등관리 빅데이터 구축 및 운영방안 연구 <한국행정연구원>
- 2023 Ageism 공감대 확산을 위한 뉴스 미디어 감성 트랜드 예측 <SK T&C 재단>
- 2022 용산공원의 사회적가치와 지역사회 인프라 연계효과 텍스트 분석 <서울특별시>
- 2020 실시간 광고효과 추론 및 광고 수요자 및 공급자 최적 가격 예측 <삼성리서치>
- 2019 디지털 마케팅 프로모션 효과 증대를 위한 개인화 광고 추천 <삼성리서치>
- 2018 마케팅 채널별 ROI 분석 및 최적 마케팅 투자 포트폴리오 추천 <삼성전자>
- 2017 고객 불만 사전대응 및 감소를 위한 VOC 경보시스템 구축 <삼성전자>
- 2016 개인화화 추천을 위한 빅데이터 기반 고객정보 추론과 사용성 분석 <삼성전자>

CONTENTS

I. 연구배경 및 목적

II. 분석 대상 및 데이터처리

- 분석대상(Target)
- 데이터이해(Descriptive Statistics & Visualization)
- 데이터처리(Data Preprocessing)

III. 예측 방법론

- 딥러닝 기반 알고리즘
- 실험설계

IV. 성능검증 및 예측결과

- 실험 결과 1
- 실험 결과 2
- 실험 결과 3

V. 토의 및 향후 방향

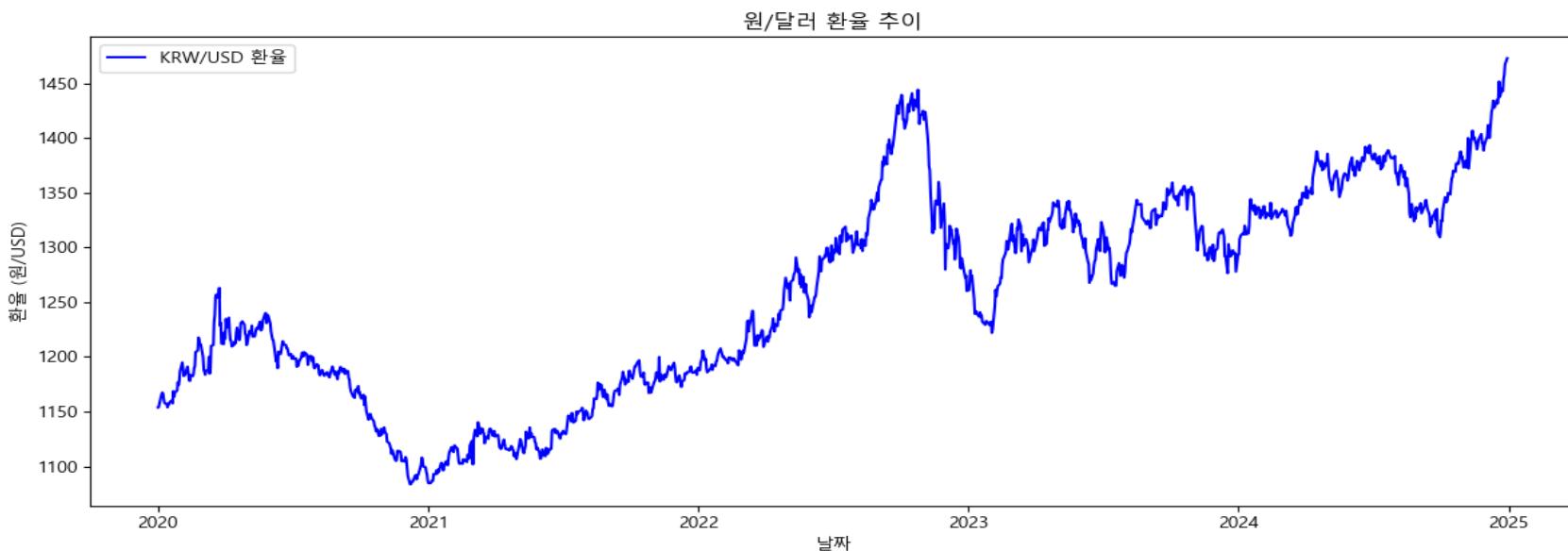
I. 연구배경 및 목적

➤ 배경

▪ 환율 이슈

- ① 2020년 팬데믹 초기 급락으로 인한 2021년 저점 국면(약 1,070원)
- ② 2022년 연준 고속 금리 인상, 한·미 금리차 확대, 우크라이나 전쟁 등 영향으로 1,300원 이상 급등
- ③ 2022년 무역수지 사상 최대 적자로 인해 원화 약세
- ④ 2024년 말 정치적 불확실성 확대로 인한 원화 약세

→ 2020~2024년은 여러 국내외 요인이 겹치며 환율 변동성이 크게 높아진 시기



I. 연구배경 및 목적

➤ 배경

- 환율의 중요성

- ① 환율은 국가 간 교역, 물가, 금리, 투자 심리 등 다양한 경제 요인을 반영하는 **거시경제 핵심 변수**
- ② 한국의 경우, 환율은 수출입 의존도가 높아 **실물경제와 금융시장의 교량(bridge)** 역할을 수행

- 환율의 복합성

- ① 장기적으로는 인플레이션·금리·무역수지 등 **펀더멘털** 요인에 의해 결정되지만,
단기적으로는 **투자 심리, 글로벌 자본 이동, 정책 뉴스 및 이벤트** 같은 비정형 요인에 의해 급등락
- ② 즉, 환율은 “**구조적 요인 + 심리적 요인**이 복합적으로 작용하는 동태적 시스템”

I. 연구배경 및 목적

➤ 배경

- 기존 연구의 접근 방식

- ① 기존 환율 예측 연구는 전통적 통계 기반 시계열 모델(SARIMA, VAR, ARDL 등) 중심
- ② 사용 데이터 대부분이 정형(거시경제) 변수로 한정됨
- ③ 최근 금융시장은 이벤트·뉴스·SNS 등 비정형 정보의 영향력이 확대되고 있음에도 불구하고, 기존 모델은 이를 반영하지 못함
- ④ 특히, 코로나19, 지정학적 리스크, 금융위기 등과 같은 이벤트 충격(Information shocks)은 환율에 즉각적 영향을 주지만 통계모형은 이를 포착하기 어려움

- 비정형 정보 결합 딥러닝 기반 환율 예측모형 제안

- ① 기존 환율 예측은 거시지표 중심 시계열 접근으로 뉴스·이슈·심리 등 비정형 정보 반영이 부족함
- ② 실제 환율은 거시·시장·정책·감성·이벤트가 비선형적으로 결합하는 복합적 의사결정 결과로 결정됨
- ③ 본 연구는 감성(Sentiment) + 이벤트 + 거시지표를 딥러닝(CNN-LSTM/GRU) 구조에 통합해 심리적 요인 + 구조적 요인을 동시에 반영하는 새로운 환율 예측 패러다임을 제시하고자 함

I. 연구배경 및 목적

➤ 배경

▪ 선행연구 분석 방향과 성능 요약

연구 목적	연구자(연도)	데이터 소스	데이터 기간	주요 독립변수	방법론	성능
환율 예측	Plakandaras et.al.(2015)	미기재	1999~2011	원자재(19), 금속(10), 주가지수(7), 금리(11), 무역·거시지표 등	ARIMA, GARCH, AR-NN, MARS-NN, SVR, EEMD 결합	일간: EEMD-MARS-SVR, MARS-NN 우수 / 월간: EEMD-AR-SVR 우수
	임현욱 외 (2021)	연합인포맥스, Bloomberg	2008~2020	IRS 금리, KTB 수익률, 본드 스왑 스프레드	ANN, LR, DT	ANN 평균 Hit Ratio 50.96%
	Cao et al.(2020)	미기재	2016.6~2019.4	유가, 금값, CPI, PPI, 산업생산, 기준금리, 무역수지, 정책 불확실성 지수 등	ARIMA, SVR, CNN, LSTM, DC-LSTM	DC-LSTM MAE 0.0145
	Qureshi(2025)	FRED, IMF, World Bank 등	2015~2023	금리, 인플레이션율, GDP 성장률, 외환보유액	ARIMA, RW, RF, SVM	RF RMSE 0.029
	Wang et al.(2021)	Wind DB	2006~2020	USD/CNY, 나스닥, 다우, 상하이, 항셍 등 지수	MLP, CNN, RNN, LSTM, CNN-LSTM, CNN-TLSTM	CNN-TLSTM MAPE 0.18945
주가 예측 + 감성분석	Mohan et al.(2019)	해외 뉴스 웹사이트	2013~2017	S&P500 기업 종가, 뉴스 감정	ARIMA, Prophet, RNN	RNN-pp MAPE 2.03
	Jing et al.(2021)	SSE, Eastmoney.com	2017~2019	기술적 지표, 게시글 감정	CNN+LSTM	MAPE 0.0449
	정가연 외 (2024)	네이버뉴스, KOSPI, DATALAB, 한은 API	2021~2023	코스피-S&P500, 유가, 금값, 원/엔 환율, 금리, 검색 빈도, 감정 점수	LSTM, GRU, CNN-LSTM, CNN-GRU	CNN-GRU + KLUE-BERT 감정 MAPE 1.38%
환율 예측 + 감성분석	Ding et al.(2025)	Investing.com, ForexEmpire	2016~2024	뉴스·댓글 감정, 교차환율, 원자재, 글로벌 지수, 채권수익률	PSO-LSTM, SVM, GRU, VAR, ARIMA/GARCH	PSO-LSTM RMSE 0.0958

I. 연구배경 및 목적

➤ 목적

- 본 연구는 2020~2024년 원/달러 환율 예측을 대상으로 거시경제 변수에 글로벌 이벤트(GDELT)와 뉴스 감성(LLM 기반 분석)을 결합한 딥러닝 융합모형을 제안

➤ 세부 목적

① 하이브리드 입력 구조

- 거시·이벤트·감성을 결합하여 환율 변동을 복합신호 관점에서 분석

② 모델 구조 비교

- LSTM, GRU, CNN-LSTM, CNN-GRU 성능 비교를 통해 적합한 모델을 찾고자 함

③ 신호 전이 구조 분석

- 시간 창구별(Short → Mid → Long) 신호 전이 분석
- 시간 창구에 따른 환율을 지배하는 정보 신호의 구조를 확인하고자 함

④ 감성·이벤트 해석력 검증

- 변수의 영향 정량화
- 경제적 해석 및 정책적 활용 가능성 검증

CONTENTS

I. 연구배경 및 목적

II. 분석 대상 및 데이터처리

- 분석대상(Target)
- 데이터이해(Descriptive Statistics & Visualization)
- 데이터처리(Data Preprocessing)

III. 예측 방법론

- 딥러닝 기반 알고리즘
- 실험설계

IV. 성능검증 및 예측결과

- 실험 결과 1
- 실험 결과 2
- 실험 결과 3

V. 토의 및 향후 방향

II. 분석 대상 및 데이터 처리

➤ 분석대상

- **분석 기간:** 2020년 1월 1일 ~ 2024년 12월 31일 (총 1,186일)
- **목표 변수(Target): 원/달러 환율 종가(다음 날 환율)**
- **구성 요소:** 거시경제 지표, 금융시장 지표, 원자재(금, 유가 등), 리스크 지표(VIX, OVX), 글로벌 이벤트(GDELT 기반), 뉴스 감성(네이버 금융 뉴스)

➤ 파생 독립변수: GDELT 이벤트

- **출처:** GDELT(Global Database of Events, Language, and Tone)
- **정의:** 전 세계 언론 데이터를 실시간으로 모니터링하여 사건의 유형, 위치, 강도, 감정 톤을 정량화하는 데이터베이스
- **변수 구성:**
 - 이벤트 수(Event Count)** – 글로벌 및 한국 관련 사건 빈도,
 - 평균 톤(Avg Tone)** – 각 사건의 감정적 기조,
 - 한국 관련 이벤트 톤(Korea Tone)** – 국내 이슈 중심 감성 수준,
 - 문서 수(Num Articles)** – 보도량 및 주목도 반영
- **의의:** 경제·정치적 사건의 빈도와 톤을 통해 **리스크 요인**을 수치화

II. 분석 대상 및 데이터 처리

➤ 파생 독립변수: 뉴스 감성

- **출처:** 네이버 금융 뉴스의 '환율' 섹션
- **기간:** 2020.01.01 ~ 2024.12.31
- **수집 규모:** 총 35,633건 기사
- **정제 절차:** 불필요한 문구(이메일, 광고, 괄호 표현 등) 제거, 중복 및 공백 기사 제외, GPT-4o-mini로 환율 연관성 분류(직접 관련(22,756건), 간접 관련(7,320건), 비관련(5,557건))
- **뉴스 요약:** 뉴스 본문에 대해 KoBART-summary-v3 모델로 요약
- **감성 분류:** GPT-4o-mini로 Few-shot 방식을 통해 감성 지표 추출
- **변수 구성:** (1) 직접적인 환율 뉴스의 일별 평균 감성 점수 및 기사 수, (2) 간접적인 환율 뉴스의 일별 평균 감성 점수 및 기사 수, (3) 두 범주를 모두 포함한 전체 뉴스의 일별 감성 점수 및 기사 수
- **의의:** 35,633건 뉴스에서 직접·간접·비관련을 정교하게 분류하고 LLM 기반 감성 지표를 구축함으로써 기존 환율 예측의 한계였던 '시장 심리의 정량화'를 실질적으로 구현함

II. 분석 대상 및 데이터 처리

➤ 데이터 병합

① 날짜(Date) 기준 프레임 생성

- 원/달러 종가·시가 기준 데이터 구축
- 주말·공휴일 제거(실제 거래일만 반영)

② 일 단위 변수 병합

- 금, 유가, 주요 주가지수, 변동성지표(VIX, OVX) 통합

③ 월 단위 변수 확장

- CPI, PPI, 정책금리, 통화량(M1·M2) 등은 월 발표값을 월간 대표값으로 일 단위에 확장

④ GDELT + 감성 데이터 결합

- 날짜 기준 정렬 후 단일 일 단위 패널 데이터 완성

⑤ 데이터 정규화

- RobustScaler 정규화, 결측치 제거

II. 분석 대상 및 데이터 처리

➤ 최종 병합 데이터 요약

대분류	출처	데이터명	기간	단위	추출 변수	활용 변수
목표 변수	Yahoo Finance	KRW/USD	2020.1~2024.12	일	종가	Target (원/달러 환율)
교차 환율	Yahoo Finance	USD/JPY, USD/CNY	2020.1~2024.12	일	종가	USD/JPY 종가, USD/CNY 종가
국내외 주식지수	Investing.com	KOSPI, KOSDAQ, 다우존스, S&P500	2020.1~2024.12	일	종가, 거래량	KOSPI 종가·거래량, KOSDAQ 종가·거래량, 다우존스 종가, S&P500 종가
원자재	Yahoo Finance, Investing.com	WTI, 금(XAU), 구리, 니켈, 알루미늄	2020.1~2024.12	일	종가	WTI 종가, 금, 구리, 알루미늄, 니켈 종가
거시 지표	ECOS, FRED, 통계청, 한국은행	정책금리, CPI, PPI, 경상수지, 통화량(M1, M2)	2020.1~2024.12	월	한국/미국 정책금리, 소비자물가지수, 생산자물가지수, 경상수지, M1, M2	동일
리스크 지표	Yahoo Finance	VIX, MOVE, OVX, KSVKOSPI	2020.1~2024.12	일	주식·채권·유가 변동성, 코스피 불안 지수	동일
이벤트 지표	GDELT	events_cnt, tone_mean, tone_kor_mean, gkg_doc_cnt, gkg_kr_loc_cnt	2020.1~2024.12	일	이벤트 수, 평균 톤, 한국 관련 톤, 전체 GKG 문서 수, 한국 관련 문서 수	동일
감정 지표	Naver News	환율 관련 뉴스	2020.1~2024.12	일	뉴스 감정 점수	일일 감정 점수 평균, 뉴스 개수

II. 분석 대상 및 데이터 처리

➤ 데이터 전처리

① 결측치 처리

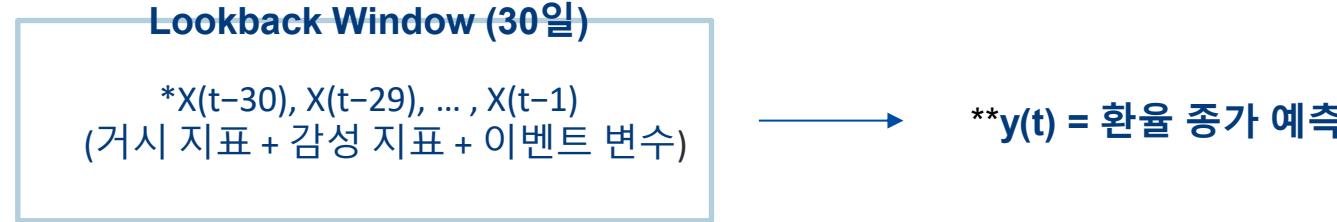
- 2020–2024년 동안 총 13일의 결측치가 감성 지표에 있음
- 모든 결측치를 **0으로 대체**

② 데이터 분리 및 정규화

- 최종 관측치: **1,186일**
- 학습 80% (949일), 테스트 20% (237일)
- 모든 수치형 변수에 **RobustScaler** 적용

③ 시간 창구(Lookback Window) 생성

- 과거 N일(5,10,20,30,60,90일)의 모든 변수 → 다음날 환율 종가 예측



CONTENTS

I. 연구배경 및 목적

II. 분석 대상 및 데이터처리

- 분석대상(Target)
- 데이터이해(Descriptive Statistics & Visualization)
- 데이터처리(Data Preprocessing)

III. 예측 방법론

- 딥러닝 기반 알고리즘
- 실험설계

IV. 성능검증 및 예측결과

- 실험 결과 1
- 실험 결과 2
- 실험 결과 3

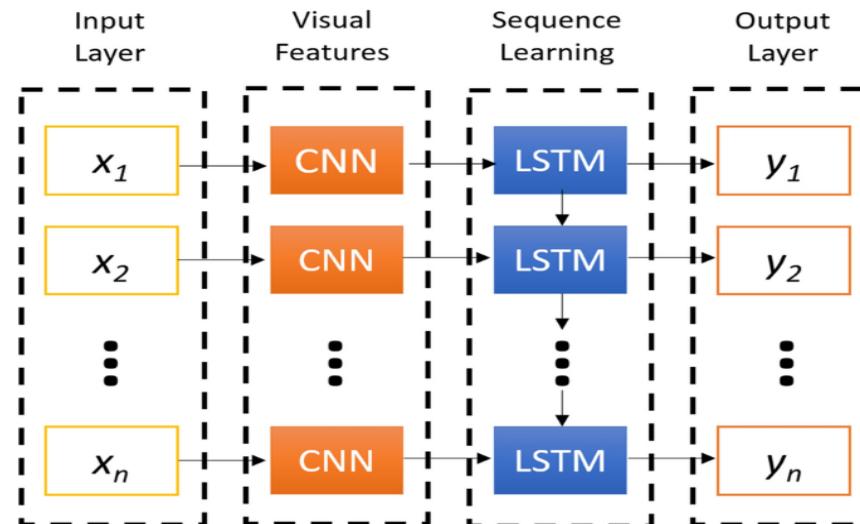
V. 토의 및 향후 방향

III. 예측 방법론

➤ 딥러닝 기반 알고리즘

- 활용 알고리즘 (총 4종)

- ① LSTM – 메모리 셀 구조로 장기 의존성을 안정적으로 학습함
- ② GRU – LSTM의 경량화/효율화 버전
- ③ CNN-LSTM, CNN-GRU – 합성곱 하이브리드 (국소 패턴 + 장기 의존성)
 - 국소 필터링(CNN)과 장기 의존 학습(RNN)을 결합한 하이브리드 모델
 - Lu, Li, Li, Sun, and Wang (2020)에 따르면 금융 예측에서 CNN-LSTM이 단일 구조를 능가함
 - Jing, Wu, and Wang (2021)에 의하면 투자자 심리를 포함할 때 추가적 개선이 관찰됨



III. 예측 방법론

➤ 실험 설계

- **연구 목적:** 환율 예측의 핵심 신호(감성·이벤트·거시)의 역할을 체계적으로 검증하고자 함
- **비교요소**

① 모델 구조

- LSTM, GRU, CNN-LSTM, CNN-GRU
- 모든 모델은 동일한 설계 원칙을 유지하여 비교의 공정성을 확보함
- LSTM/GRU: 64 → 32 유닛의 2층 순환 구조 + Dropout=0.1
- CNN-LSTM / CNN-GRU:
 - Conv1D(kernel=3, causal padding, ReLU)로 국소 패턴(급등락·스파이크) 추출
 - Batch Normalization + Dropout을 거쳐 LSTM(64→32) 또는 GRU(64→32)로 중장기 의존성 학습
- 모든 모델의 출력층은 Dense(1), 손실 함수는 MSE로 고정

② Lookback 기간: 5·10·20·30·60·90

③ 입력 조합: Macro / Macro+Event / Macro+Sentiment / Macro+Event+Sentiment

④ 평가지표: 절대 오차(RMSE, MAE), 상대 오차(MAPE, MSPE), 중앙값 기반 강건성(MedAE, MedAPE)

CONTENTS

I. 연구배경 및 목적

II. 분석 대상 및 데이터처리

- 분석대상(Target)
- 데이터이해(Descriptive Statistics & Visualization)
- 데이터처리(Data Preprocessing)

III. 예측 방법론

- 딥러닝 기반 알고리즘
- 실험설계

IV. 예측결과 및 성능검증

- 실험결과1
- 실험결과 2
- 실험결과 3

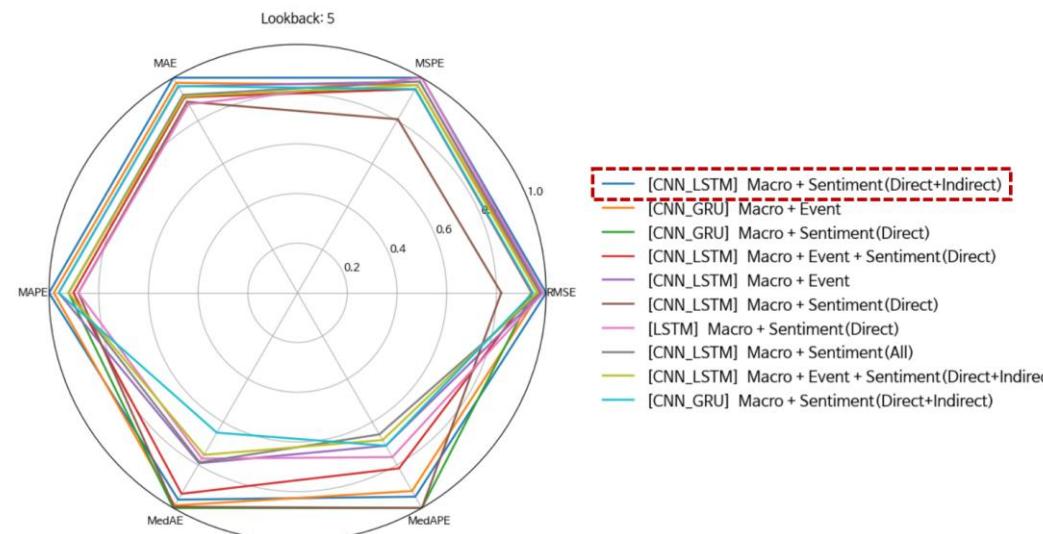
V. 토의 및 향후 방향

IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[단기(5일) : 감성 중심 CNN 하이브리드의 우위]

- 단기(5일) 구간에서는 CNN 하이브리드 구조(CNN-LSTM, CNN-GRU)가 순수 순환 신경망(LSTM, GRU)보다 전반적으로 우수한 예측 성능을 보여줌
- **CNN-LSTM(Macro + Sentiment(Direct+Indirect))**이 여섯 평가 지표(RMSE, MAE, MAPE, MSPE, MedAE, MedAPE) 중 4개 항목을 선도하며 단기 환율 변동을 가장 안정적이고 정확하게 포착함
- 이는 단기 구간에서는 이벤트의 발생 자체보다 감성 톤의 변화율(감정의 상승 및 하강)이 시장 반응을 더 민감하게 설명하는 신호로 작용했음을 시사함

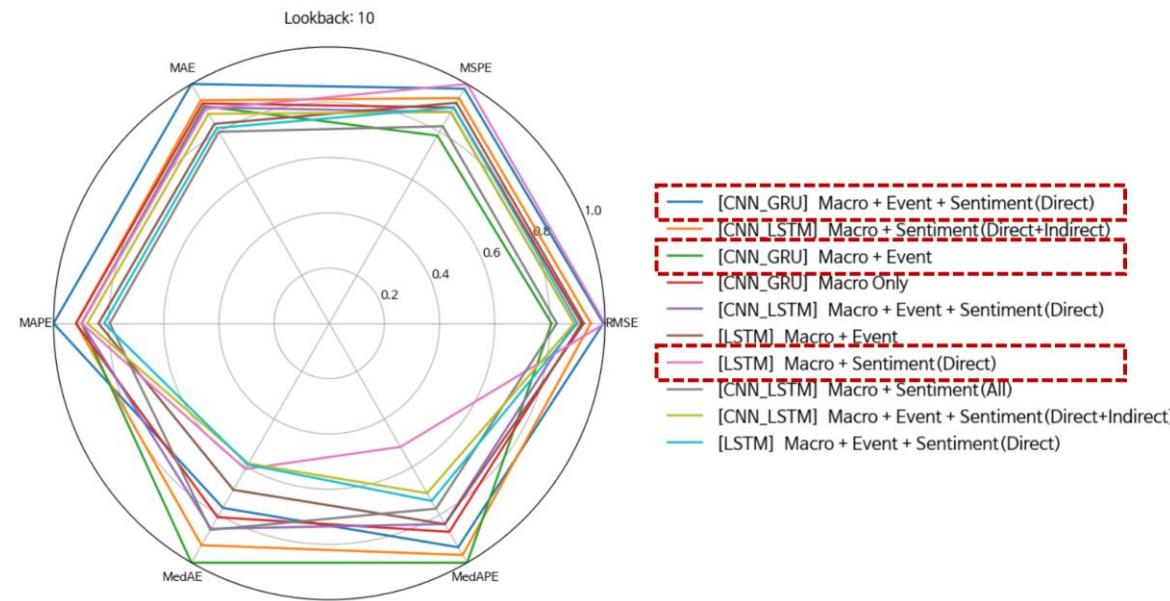


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[단기(10일) : 감성 중심 CNN 하이브리드의 우위]

- 단기(10일) 구간에서는 5일과 달리 모델 구조와 입력 변수 간의 상호작용 효과가 다층적으로 나타남
- **CNN-GRU(Macro + Event + Sentiment(Direct))**는 MAE 및 MAPE 측면에서, **CNN-GRU(Macro + Event)**는 MedAE 및 MedAPE 기준에서 각각 우위를 보임
- 이는 10일 창구에서 이벤트와 감성의 복합적 결합이 모델 성능을 향상시킨다는 구조적 전환을 의미함

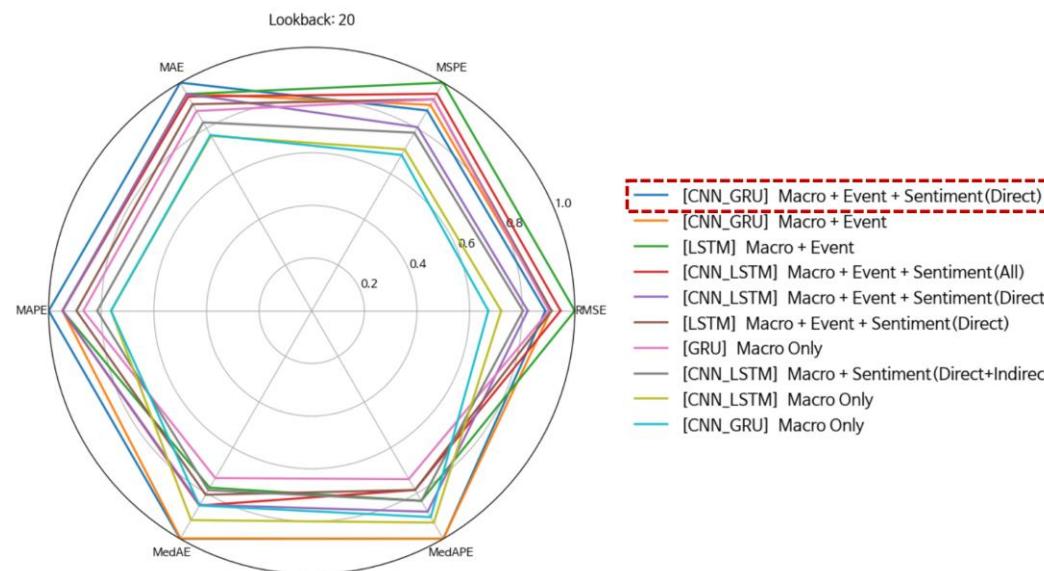


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[중기(20일) : 이벤트·감성 복합형의 전환 구간]

- 중기 (20일)에서 **CNN-GRU(Macro + Event + Sentiment(Direct))** 조합이 여섯 가지 평가 지표(RMSE, MSPE, MAE, MAPE, MedAE, MedAPE) 중 다수에서 최고 성능을 기록함
- 이는 이벤트 정보가 감성과 결합할 때 중기적 환율 변동의 비선형 패턴을 포착하는 데 효과적임을 보여줌
- Conv1D 기반의 CNN 전처리가 사건 발생 시점의 단기 충격을 정규화하고, GRU의 간결한 게이트 구조가 중기적 시간 의존성을 효율적으로 추적하면서 감성 톤의 방향성이 이를 보완적으로 강화하는 구조적 시너지가 형성된 것으로 해석됨

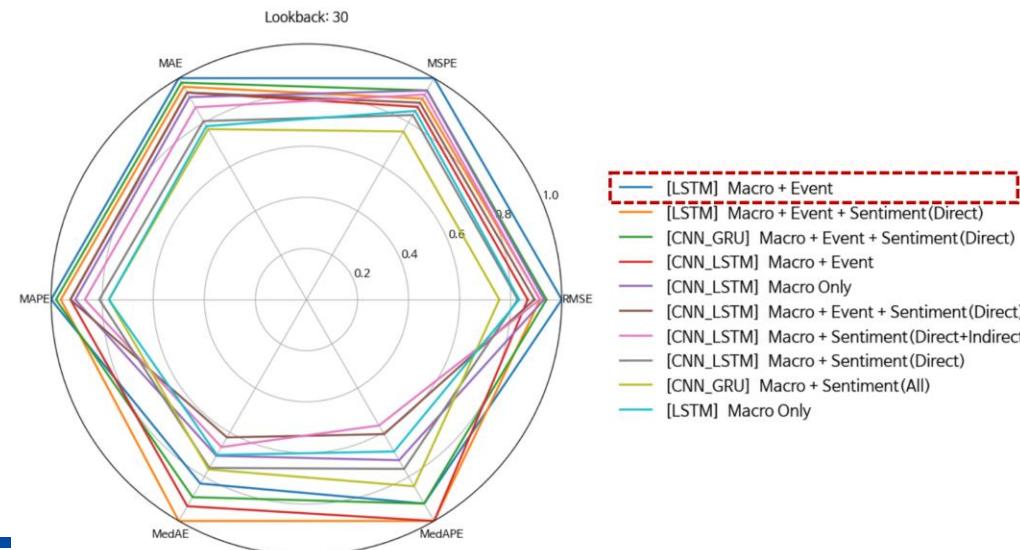


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[중기(30일) : 이벤트·감성 복합형의 전환 구간]

- 중기 (30일)에서 **LSTM(Macro + Event)** 모델이 전 지표 기준에서 가장 넓은 radar 영역을 형성하며 RMSE, MSPE, MAE, MAPE 등 주요 절대오차 지표에서 1위를 차지함
- 이는 단기 구간에서 하이브리드 모델이 주도했던 패턴과 뚜렷하게 대조됨
- 이러한 결과는 합성곱 전처리의 효과가 단기 변동에 한정되는 반면, 30일 단위의 신호에서는 순수 순환 구조의 게이트 메커니즘이 장기적 패턴 유지에 더 효과적임을 보여줌
- 이러한 변화는 시간 창구의 확장에 따라 지배적 예측 요인이 감성 → 복합 → 사건 순으로 이동하는 동태적 구조 전환을 의미함

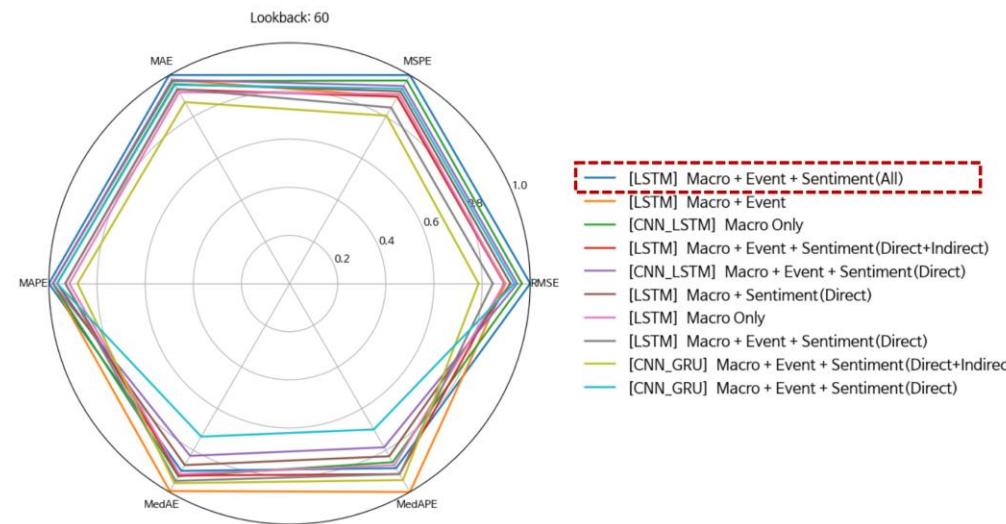


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[장기(60일) : 사건 중심 LSTM의 구조적 안정성]

- 장기(60일)에서 **LSTM(Macro + Event + Sentiment(All))** 조합이 가장 우수한 종합 예측 성능을 보임
- 이는 장기 시계열 구간에서 순수 LSTM 구조가 합성곱-순환 하이브리드(CNN-LSTM, CNN-GRU)를 능가하는 구조적 전환점이 발생했음을 보여줌
- 감성과 이벤트 신호가 결합될 때, 단기 노이즈보다 장기적 추세 변동을 설명하는 누적 신호로서 기능함을 의미함
- CNN 기반 하이브리드 모델은 Radar의 중심부에 위치하며, 단기에서 유효했던 합성곱 전처리의 효과가 장기 구간에서는 감소함을 확인

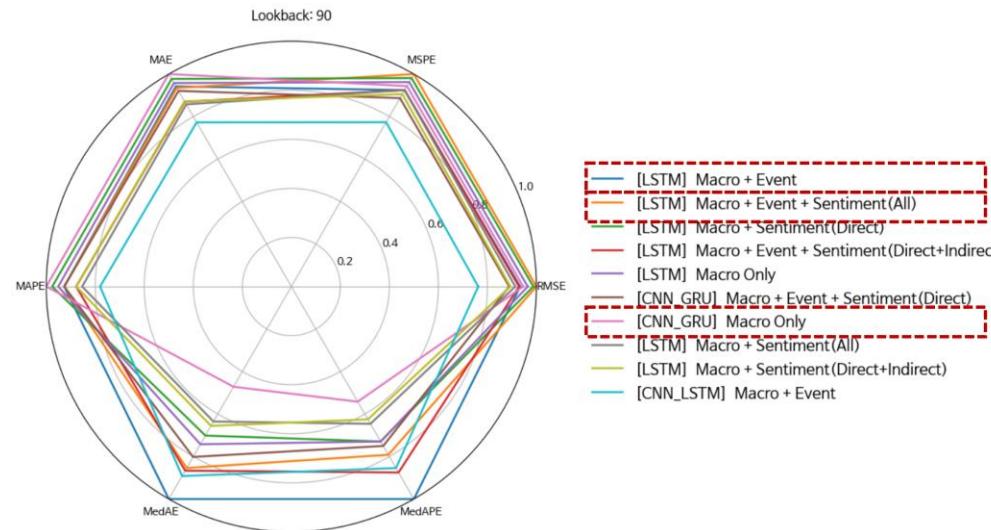


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

[장기(90일) : 사건 중심 LSTM의 구조적 안정성]

- 장기(90일)에서 **LSTM(Macro + Event)**와 **LSTM(Macro + Event + Sentiment(All))**이 공동 1위로 나타남
- 이 결과는 90일 수준의 예측 창에서는 감성 신호보다 거시 및 금융 변수 및 사건(Event)의 누적적 효과가 주도적 요인으로 작용함을 시각적으로 입증함
- 하이브리드 모델의 경우 Radar Chart의 중심부에 위치하며 단기 구간에서 관찰되던 하이브리드 구조의 우월성이 장기에서는 완전히 소멸되는 경향을 보여줌
- 이는 lookback이 90일 이상으로 확장될수록 감성 정보의 단기적 영향력이 약화되고, 사건 기반의 누적 충격이 예측 정확도의 주된 결정 요인으로 이동함을 명확히 보여줌



IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과1: 환율 예측의 시계열 구조의 동태적 변화

- 핵심 요약

- (1) 단기: 시장 심리(감정 톤)가 환율 급등락의 선행 신호
- (2) 중기: 이벤트 + 감성의 상호작용이 비선형적 변동을 강화
- (3) 장기: 거시경제 변수의 누적 효과가 환율 추세를 지배
- (4) 시간 창구가 길어질수록 예측 모델의 최적 구조가 CNN 기반 하이브리드에서 순수 순환형으로 이동하는 구조적 전이가 관찰
- (5) 이러한 변화는 단기 급등락을 설명하던 감성 중심 신호가 장기 구간에서는 점차 소멸하고, 대신 거시경제나 정책 변수 및 글로벌 사건의 누적적 영향이 환율의 장기 추세를 지배함을 시사

기간	지배적 신호	최적 구조	설명
단기(5~10일)	감성 중심	CNN-LSTM, CNN-GRU	뉴스 톤 변화에 민감
중기(20~30일)	이벤트 + 감성	CNN-GRU	사건 발생과 감성의 상호작용
장기(60~90일)	거시·정책 요인	LSTM	구조적 추세 포착

IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과2: 예측 목적에 따른 최적 모델과 시장 신호의 지배변수 조합의 구조적 전이

- 예측 목적

- (1) 시장에서의 일관된 예측력 → 지표: RMSE, MSPE
- (2) 평균적 예측 정확도 → 지표: MAE, MAPE
- (3) 비정상적 변동에서의 강건성 → 지표: MedAE, MedAPE

Prediction Purpose	Metric1	Metric2	Model Ranking	Feature Case	Best Lookback
높은 변동성에도 일관된 환율예측 정확성 (Metric1=RMSE, Metric2=MSPE)	6.946	0.259	LSTM	Macro + Event	20
	6.976	0.261	CNN_LSTM	Macro + Event + Sentiment(All)	20
	6.995	0.262	LSTM	Macro + Event + Sentiment(Direct)	20
	6.996	0.263	CNN_GRU	Macro + Event	20
	7.000	0.262	GRU	Macro Only	20
전반적 환율예측 정확성 (Metric1=MAE, Metric2=MAPE)	5.357	0.392	CNN_GRU	Macro + Event + Sentiment(Direct)	20
	5.363	0.392	LSTM	Macro + Event	30
	5.364	0.393	CNN_GRU	Macro + Event + Sentiment(Direct)	10
	5.378	0.393	CNN_GRU	Macro + Event + Sentiment(Direct)	30
	5.383	0.394	CNN_GRU	Macro + Event	20
비정상적 환율변동에 안정적 예측성능 (Metric1=MedAE, Metric2=MedAPE)	4.317	0.317	LSTM	Macro + Event + Sentiment(Direct)	30
	4.358	0.316	LSTM	Macro + Event	90
	4.366	0.317	CNN_LSTM	Macro + Event	30
	4.396	0.321	CNN_GRU	Macro + Event + Sentiment(Direct)	30
	4.400	0.323	CNN_LSTM	Macro + Sentiment(Direct+Indirect)	60

IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과2: 예측 목적에 따른 최적 모델과 시장 신호의 지배변수 조합의 구조적 전이

- 예측 목적별 최적 모델 및 변수 조합

- (1) 고변동성 구간 : LSTM(Macro + Event), Lookback=20
- (2) 평균적 예측 정확도 : CNN-GRU(Macro + Event + Sentiment(Direct)), Lookback=20
- (3) 비정상적 변동에서의 강건성 : LSTM(Macro + Event + Sentiment(Direct)), Lookback=30

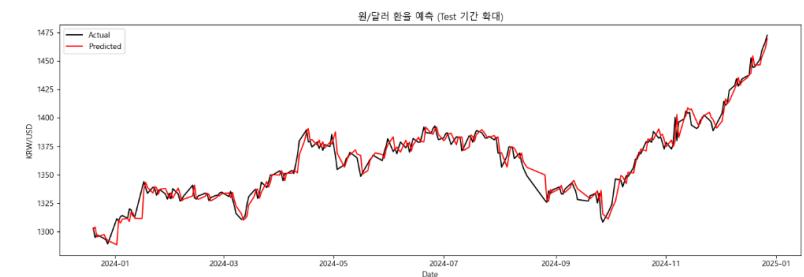
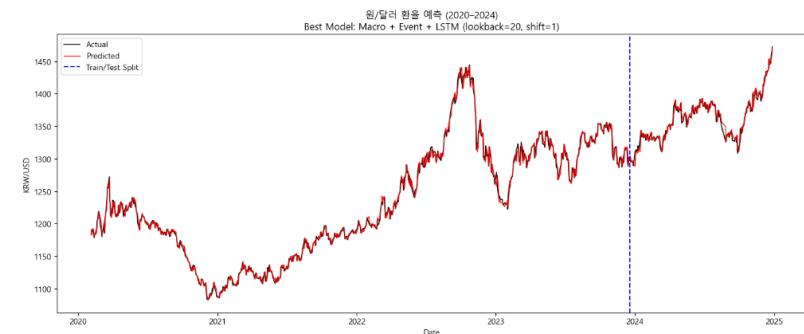
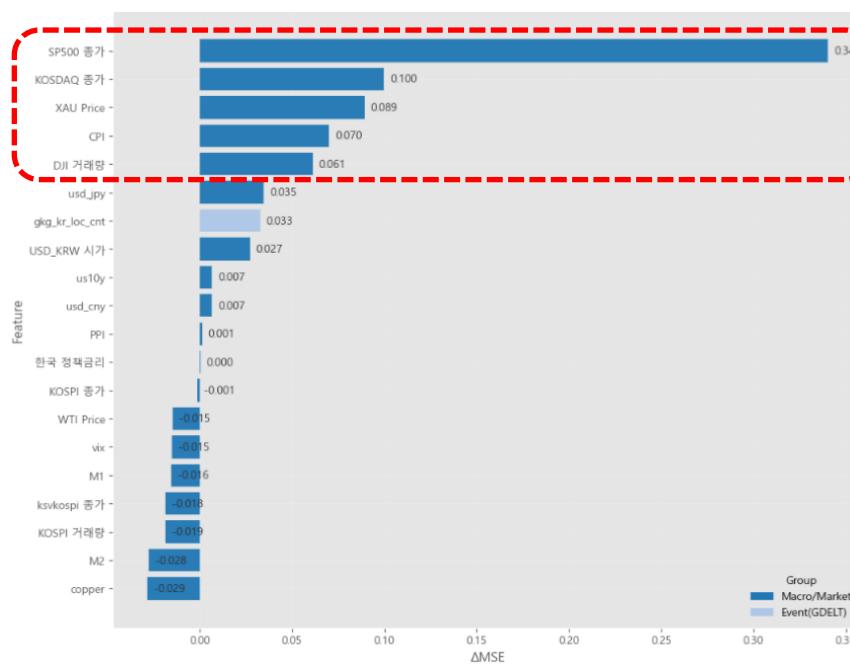
→ 딥러닝 기반 환율 예측에서 시간 창구별 모델과 변수 설계가 필요함을 시사하며,
감성 정보는 단기 시장 반응을, 이벤트 정보는 장기 추세 변동을 설명하는 상호보완적 역할을 수행함을
보여줌

IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과3: 활용 목적별 환율 예측 성능 검증과 변수 중요도 분석

[고변동성 구간]

- 고변동성 구간에서 최적의 조합인 LSTM(Macro + Event), Lookback=20의 경우에서 S&P500과 KOSDAQ 종가가 가장 높은 중요도를 보여줌
- 거시 및 금융시장 변수군이 환율 예측의 핵심 기반을 구성하며, 이벤트 정보는 특정 국면에서 단기적 변동을 보완적으로 포착하는 신호로 기능함을 확인

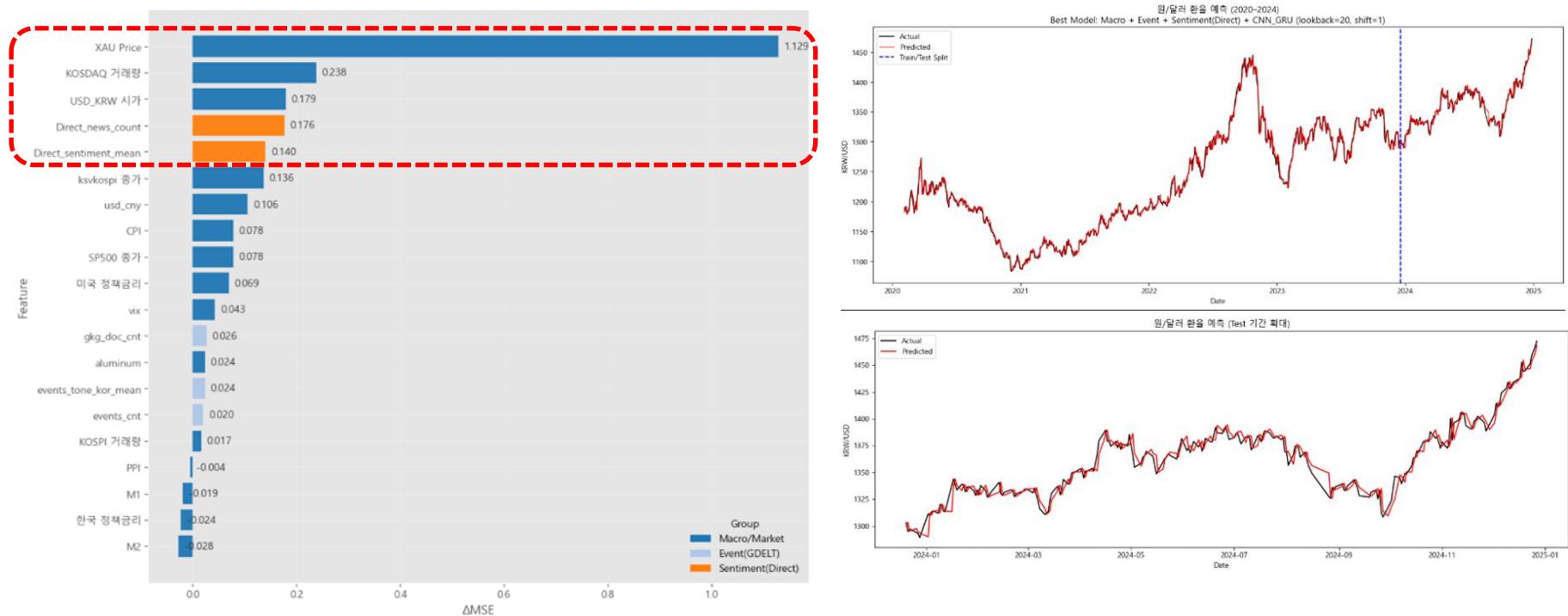


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과3: 활용 목적별 환율 예측 성능 검증과 변수 중요도 분석

[평균적 예측 정확도]

- 평균적 정확도 기준에서 최적의 조합인 CNN-GRU(Macro + Event + Sentiment(Direct), Lookback=20)에서 금 가격(XAU Price)이 압도적으로 높은 중요도를 보여줌
- 실물자산, 금융시장, 감성 신호(Direct Sentiment, News Count)가 상호 보완적으로 작용하며, 단기 변동성의 포착과 추세 예측의 균형을 동시에 달성함을 보여줌

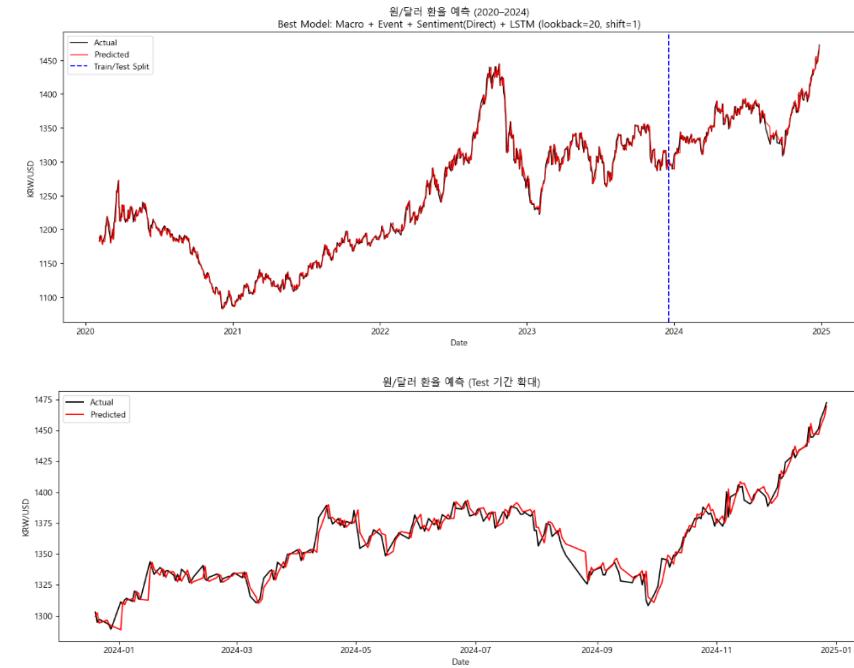
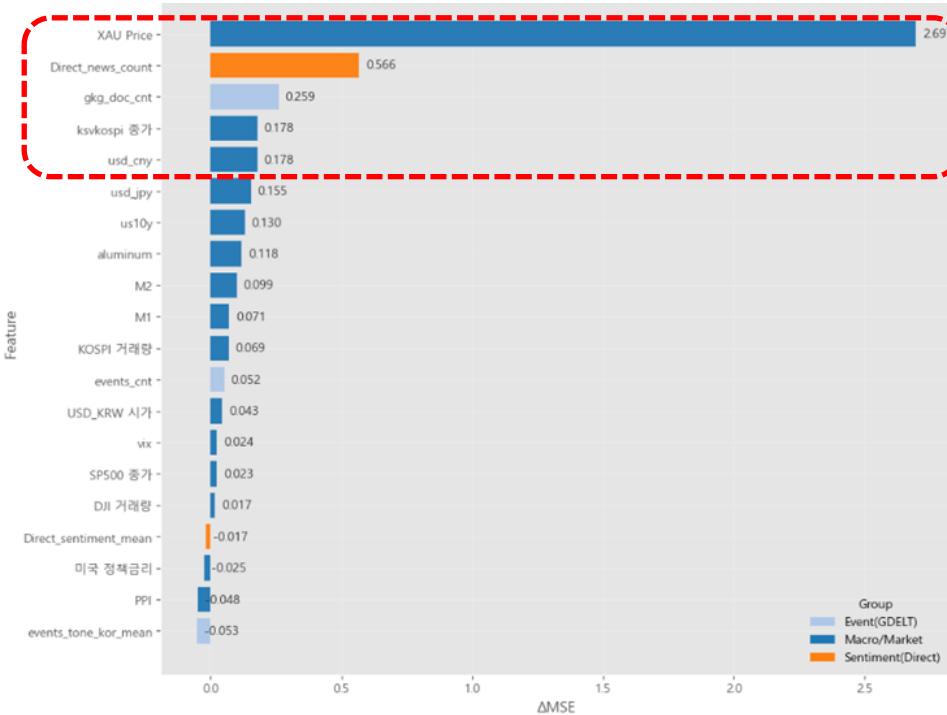


IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과3: 활용 목적별 환율 예측 성능 검증과 변수 중요도 분석

[비정상적 변동에서의 강건성]

- 비정상적 변동 구간에서 최적의 조합인 LSTM(Macro + Event + Sentiment(Direct)), Lookback=20에서 금 가격이 가장 높은 중요도를 보여줌
- 그 다음으로 뉴스 개수와 GDELT 문서 수가 높은 중요도를 기록하며, 정보 확산의 강도와 뉴스 이벤트의 빈도가 시장 심리 변동을 매개로 환율의 단기 변동성을 증폭시키는 주요 요인으로 작용함을 확인함



IV. 예측결과 및 성능검증

➤ 실험 결과3: 활용 목적별 환율 예측 성능 검증과 변수 중요도 분석

- Permutation Importance 분석에서 환율 예측의 핵심 기반 신호는 여전히 거시경제·금융시장(Macro/Market) 변수로 확인
- 실물자산 가격(특히 금 가격)이 전 구간에서 가장 높은 중요도를 차지함
- 그 다음으로 **Direct News Count**와 **GDELT** 문서 수와 같은 정보 확산 변수가 높은 중요도를 기록
- 종합적으로 본 연구의 결과는 거시경제 및 금융시장 변수가 환율의 구조적 추세를 이벤트 변수가 단기적 방향성과 충격 반응을, 감성 변수가 시장 정서의 미시적 조정 효과를 담당하며 세 신호군이 시간 창구별 상보적 역할 구조를 형성함을 실증적으로 규명함

CONTENTS

I. 연구배경 및 목적

II. 분석 대상 및 데이터처리

- 분석대상(Target)
- 데이터이해(Descriptive Statistics & Visualization)
- 데이터처리(Data Preprocessing)

III. 인공지능 이해 및 예측 방법론

- 딥러닝 기반 알고리즘
- 실험설계

IV. 성능검증 및 예측결과

- 실험 결과 1
- 실험 결과 2
- 실험 결과 3

V. 토의 및 향후 방향

V. 토의 및 향후 방향

➤ 토의

- 본 연구는 환율 예측에서 지배 신호의 시간적 전이(Dynamic Transition)를 실증함

시간적 전이	
단기(5-10일)	감성(Sentiment) 변수가 핵심 요인으로 작동
중기(20-30일)	감성 + 이벤트 복합 신호가 변동성을 설명
장기(60-90일)	거시·시장 변수 중심의 사건(Event) 신호가 우위

- 또한 모델 구조별로 확인함

모델 구조
(1) 단·중기 구간에서 CNN-GRU, CNN-LSTM 등 합성곱-순환 하이브리드 구조가 우수
(2) 장기 구간에서는 순수 LSTM이 안정적 예측력을 보임

- Permutation Importance 결과, 거시, 시장 변수(금리·물가·주가·원자재)가 구조적 기반 신호로
감성 및 이벤트 변수는 시장 국면 전환기에 변동을 증폭·완충하는 보조 신호 역할을 수행함을
확인함

V. 토의 및 향후 방향

➤ 분석 결론

- (1) 단기(5–10일): 감성·이벤트 신호가 예측력 주도
- (2) 중기(20–30일): 이벤트 중심 신호 우세
- (3) 장기: 거시·시장 변수 기반 예측력이 가장 안정적
- (4) 모델은 단기 및 중기는 하이브리드(CNN-GRU/LSTM), 장기는 LSTM이 구조적 우위

➤ 기대효과

- (1) 감성, 이벤트 기반 단기 고빈도 경보 시스템 구축
- (2) 20일, 30일 창구 시그널을 중기 조기경보 지표로 활용
- (3) Macro+Event 중심의 간결 변수·목적맞춤 모델 포트폴리오로 정책 예측 가능성·효율성 향상



➤ 향후 필요한 분석 연구

- (1) 다중 시점(Multi-horizon) 환율 예측
- (2) 정책·지정학 이벤트의 정교한 인코딩
- (3) 대규모 언어모델(LLM) 및 멀티모달

시계열 모델을 통해 확장

Q&A

Thank You