

# 거시경제변수가 코스피 수익률에 미치는 영향에 대한 연구

경제 현안 세미나

Finconomics

안지원, 최지영, 김현재, 박현서, 윤도진

[요약]

본 연구는 거시경제변수가 주식시장 수익률에 미치는 영향을 분석하기 위해 1987년부터 2024년까지의 월별 데이터를 활용하여 실증분석을 수행하였다. 종속변수로는 코스피 수익률을 사용하였으며, 설명변수로는 광의통화(M2), 소비자물가지수(CPI), 원/달러 환율(ER), 3년 만기 회사채 수익률(CB)을 설정하였다. 각 변수는 로그 변환 후 1차 차분을 통해 정상성을 확보하였으며, 종속변수는 로그 수익률 형태로 계산하였다. 전체 분석기간은 경제 구조의 전환점을 반영하여 외환위기와 금융위기 등을 기준으로 다섯 개의 소표본 구간으로 구분하여 분석하였다.

본 연구는 VAR(Vector Autoregressive) 모형을 기반으로 그랜저 인과관계 검정, 충격반응함수(IRF), 예측오차 분산분해(FEVD)를 활용하여 변수 간 동태적 구조를 분석하였다. 아울러, 최근 주목받고 있는 LSTM(Long Short-Term Memory) 기반 딥러닝 모형을 함께 적용하여 전통적 선형모형과 비선형 신경망 구조의 예측력을 비교하였다.

본 연구는 다양한 분석 방법론을 통해 주식 수익률에 대한 거시경제 변수의 영향력이 고정적이지 않고, 경제 국면에 따라 동적으로 변화한다는 점을 실증적으로 규명하였다. 또한, 딥러닝 기반의 비선형 모델(LSTM)이 금융 시계열 분석에 유용할 수 있으나, 데이터 수와 모델 설계 조건에 따라 성능의 차이가 발생할 수 있음을 지적하였다. 향후 연구에서는 변수 간 공적분 관계를 고려한 VECM(Vector Error Correction Model) 모형이나 TimeGAN을 통한 시계열 데이터 증강과 딥러닝 모델 개선이 필요하다는 개선 방향을 함께 제시하고 있다.

핵심 주제어: 거시경제변수, 주식수익률, 코스피, Var, 딥러닝, LSTM

# I. 서론

## 1. 연구 목적 및 배경

한국 주식시장은 지금껏 다양한 거시경제 충격에 민감히 반응해 왔다. 특히 금리, 환율, 통화량, 물가 등 주요 거시경제 변수들은 기업의 투자와 수익성, 소비자 심리, 해외 자본의 유입 등을 결정하는 데에 여러 영향을 미치는 요소들이다. 이는 결과적으로 주식시장의 변동성과 수익률에도 다양한 영향을 미쳐 시장 불확실성과 투자자들의 심리에 큰 변화를 초래한다. 따라서 거시경제 변수들의 움직임을 면밀히 관찰하고 분석하는 것은 주식시장 동향을 이해하고 예측하는 데에 큰 도움을 줄 것이다.

김형규·신용재(2017)는 대표적으로 2008년 리먼 브라더스 파산 시점을 중심으로 거시경제 변수가 주식수익률에 미친 영향을 분석하였다. 하지만 이와 같은 접근은 다양한 경제 국면에서의 관계 변화를 포착하는 데에는 한계가 있다. 따라서, 본 연구는 이러한 기존의 한계를 극복하고자, 1987년부터 2024년까지의 월별 데이터를 총 다섯 개의 소표본으로 분할하였다. 특히 1997년 11월부터 2002년 11월까지의 기간은 IMF 외환위기라는 중대한 경제 충격을 포함하여, 해당 시기를 별도로 구분함으로써 위기 전후 거시경제 변수와 주식수익률 간의 동태적 상호작용을 보다 면밀히 분석하고자 한다.

또한 본 연구는 전통적 계량모형인 벡터자기회귀모형(VAR: Vector Autoregressive Model)의 그랜저 인과관계검정(GC: Granger causality test) 뿐만 아니라, 충격반응함수(IRF: Impulse Response Function), 예측오차 분산분해(FEVD: Forecast Error Variance Decomposition), 마지막으로 최근 주목받고 있는 딥러닝 기반의 시계열 예측 모형(LSTM)을 함께 도입함으로써, 거시경제변수를 활용한 주식시장 예측 가능성을 검토하고자 한다. 이를 통해 경제 사이클 전반에 걸친 시장 반응의 변화를 실증적으로 규명하고, 투자자 및 정책 수립자에게 유의미한 시사점을 제공하는 것을 본 연구의 주요 목적으로 삼는다.

## 2. 이론적 배경 및 선행연구 검토

김형규·신용재(2017)는 글로벌 금융위기(2008)를 중심으로 CD유통수익률(91일), 소비자물가지수(CPI), 산업생산지수(IIP), 경기선행종합지수(CLI), 원/미국달러환율(ER)이 코스피(KOSPI), 코스피200(KOSPI200), 코스닥(KOSDAQ)와 같은 주가지수에 미치는 영향을 분석하였다. 해당 연구에서는 회귀분석과 벡터자기회귀모형(VAR)을 활용하여 시계열 자료를 분석하였으며, 변수 간 인과관계를 검증하기 위해 그랜저 인과관계 검정을 적용하였다. 김종권(1999, 2005), 박혜진·김덕영(2013), 황선웅·최재혁(2006) 등도 유사한 계량모형을 사용하여 금리, 통화, 물가 등의 영향을 실증적으로 검토하였다. 더불어, 이윤구(2021), 조영경(1999)은 경기 확장기와 침체기 등 경제 국면별로 민감도가 어떻게 달라지는지에 주목하였다.

기존 연구들은 시계열 정상성 확보 후 VAR 기반 분석에 초점을 맞추었으며, 일부는 비정상적 경제 상황 하에서 정책적 대응 방향을 제시하기도 하였다. 본 연구에서는 다양한 경제 국면을 종합적으로 아우르고, 비선형 예측 모형과의 비교를 통한 다각적인 분석에서 기존 연구의 지평을

넓히고 더 심화된 탐색을 제공하고자 한다.

## II. 연구 설계

### 1. 변수 선정

본 연구는 주식수익률(코스피 수익률)을 종속변수로 설정하고, 이를 설명하기 위한 주요 거시경제 변수로 M2(광의통화), CPI(소비자물가지수), ER(원/달러 환율), CB(3년 만기 회사채 수익률)을 선정하였다. M2는 통화량을 대표하는 지표로, 유동성 증가가 자산시장에 미치는 영향을 설명하는데 유용하다. 풍부한 유동성은 주식 시장으로 유입되어 자산 가격 상승을 유발하는 경향이 있다. 이러한 유동성 증가는 기업의 가치 평가에 긍정적인 영향을 미쳐 주식 시장에 상승 압력으로 작용할 수 있으므로, 주식수익률에 미치는 영향을 분석하기 위한 중요한 변수로 선정하였다.

CPI는 물가수준을 나타내며, 실질 금리 및 기업 수익성에 영향을 준다. 인플레이션은 실질금리에 영향을 미치는데, 실질금리가 낮아지면 투자의 매력이 높아져 주식 시장에 긍정적일 수 있다. 반대로 과도한 인플레이션은 중앙은행의 금리 인상으로 이어져 기업의 자금 조달 비용을 상승, 민간의 소비 위축을 유발해 주식 시장에 부정적 영향을 끼칠 수 있다. 따라서 CPI 또한 주식수익률 변동을 설명하는 데 필수적인 변수이다.

환율(ER)은 수출기업의 실적, 외국인 투자 흐름 등과 밀접히 연관된다. 한국의 경제구조는 특히나 수출 의존도가 높기 때문에, 환율 변동이 경제에 미치는 영향이 큰 편이다. 원/달러 환율 상승은 수출 기업의 가격 경쟁력을 높여 수출 증가와 수익성 개선에 기여할 수 있다. 반대로 환율 하락은 수출 기업에 불리하게 작용한다. 또한, 환율은 외국인 투자자의 국내 주식시장 투자 결정에도 중요한 영향을 미치는 변수이다. 따라서 환율을 주식수익률에 직접적인 영향을 미치는 핵심 변수로 선정하였다.

회사채 금리(CB)는 기업 자금조달 비용을 반영하며, 금리 수준에 따른 투자심리 변화를 포착할 수 있는 변수이다. 회사채 금리가 상승하면 기업의 재무 부담이 가중되어 투자와 생산 활동이 위축될 수 있으며, 이는 기업의 수익성을 저하시켜 주가에 부정적인 영향을 미친다. 반대로 낮은 금리 환경에서는 기업의 투자 유인이 커지고, 주식의 상대적 매력이 높아져 주식 시장에 긍정적인 영향을 끼치는 요인으로 작용할 수 있다. 따라서 회사채 금리 또한 주식수익률 변동을 설명하는 데 중요한 변수로 고려하였다.

각 거시경제 변수는 로그 변환 후 1차 차분하여 LM2, LCPI, LER, LCB와 같은 정상 시계열 데이터로 사용하였으며, 종속 변수인 코스피 수익률은 로그 수익률(RET)로 계산하였다.

### 2. 표본 기간

전체 분석기간은 1987년 1월부터 2024년 12월까지이며, 다음과 같이 다섯 개의 소표본 구간으로 분할하였다. 전체 분석기간 내에 사용된 월별 데이터들은 모두 계절조정(SA)된 것으로, 각 구

간은 국내외 경제 구조의 전환점을 반영하였다. IMF 외환위기(1997)와 글로벌 금융위기(2008)를 기준으로 삼아 전후 구간을 구분하였다.

구간	기간	구간별 특징
1	1987.01 - 1997.10	외환위기 이전의 안정 성장기
2	1997.11 - 2002.10	IMF 외환위기 발생 및 회복기
3	2002.11 - 2007.12	글로벌 금융위기 전 고성장기
4	2008.01 - 2010.06	글로벌 금융위기 및 단기 회복기
5	2010.07 - 2024.12	저성장·저금리 기조, 코로나19, 금리 전환기 등 복합기

[표 1] 연구 소표본 기간 분할

소표본2의 구간은 IMF 외환위기의 충격과 그 회복 과정이 집중된 시기로, 거시경제 전반에 걸친 급격한 조정이 이루어진 시기이다. 소표본4의 구간은 리먼 브라더스 파산으로 촉발된 글로벌 금융위기와 그에 따른 단기 회복기를 포함하고 있다. 이러한 두 대형 위기를 기점으로 한 시기 구분은 정상기-위기기-회복기 간의 구조적 변화를 고려한 분석이 가능하도록 설정한 것이다. 본 연구는 각 구간 별로 실증분석을 실시하여 분석 결과를 비교 및 해석한다.

### Ⅲ. 실증분석 결과

#### 1. 단위근 검정

시계열 데이터가 정상성(Stationarity)을 가지고 있는지, 비정상성(Non-Stationarity)을 가지고 있는지를 확인하기 위해, Augmented Dickey-Fuller 검정(ADF 검정)을 실시하였다. 단위근 검정의 임계값으로는, 보통 표준적이고 균형 잡힌 유의수준으로 널리 사용되는 5% 유의수준을 사용하였다.

아래 [표 2]~[표 6]은 소표본 기간 별로 총 다섯 번에 걸쳐, 다섯 개 변수에 대해 실시한 단위근 검정 결과이다.

변수	형태	t-통계량	p-value	정상성 결과 (5% 유의수준)
LCB	수준	-2.150614	-3.444531	비정상
	1차 차분	-8.262142	-3.445308	정상
LCPI	수준	-0.206424	-2.884291	비정상
	1차 차분	-8.552575	-2.884291	정상
LER	수준	-2.328674	-3.445308	비정상
	1차 차분	-5.750698	-3.445308	정상
RET	수준	-1.682390	-3.445030	비정상
	1차 차분	-10.86563	-3.445038	정상
LM2	수준	3.379664	-3.445590	비정상
	1차 차분	-5.49122	-3.445877	정상

[표 2] 소표본1의 단위근 검정통계량

변수	형태	t-통계량	p-value	정상성 결과 (5% 유의수준)
LCB	수준	-2.426310	-3.486509	비정상
	1차 차분	-6.504081	-3.486509	정상
LCPI	수준	-1.673267	-2.910860	비정상
	1차 차분	-4.984986	-2.910860	정상
ER	수준	-5.309716	-3.486509	정상
RET	수준	-1.648357	-3.486509	비정상
	1차 차분	-6.631247	-3.486509	정상
LM2	수준	-2.145572	-3.486509	비정상
	1차 차분	-7.007423	-3.486509	정상

[표 3] 소표본2의 단위근 검정통계량

변수	형태	t-통계량	p-value	정상성 결과 (5% 유의수준)
LCB	수준	-0.763345	-3.483970	비정상
	1차 차분	-5.915064	-3.483970	정상
LCPI	수준	-1.222713	-2.909206	비정상
	1차 차분	-7.395277	-2.909206	정상
LER	수준	-1.823785	-3.483970	비정상
	1차 차분	-7.350124	-3.483970	정상
RET	수준	-2.396555	-3.483970	비정상
	1차 차분	-8.747530	-3.483970	정상
LM2	수준	0.385543	-3.483970	비정상
	1차 차분	-10.23238	-3.483970	정상

[표 4] 소표본3의 단위근 검정통계량

변수	형태	t-통계량	p-value	정상성 결과 (5% 유의수준)
LCB	수준	-2.177406	-3.568379	비정상
	1차 차분	-6.551180	-3.568379	정상
LCPI	수준	-1.877319	-2.963972	비정상
	1차 차분	-3.152378	-2.963972	정상
LER	수준	-1.873840	-3.568379	비정상
	1차 차분	-4.237881	-3.568379	정상
RET	수준	-1.760744	-3.568379	비정상
	1차 차분	-5.392365	-3.568379	정상
LM2	수준	-2.857321	-3.568379	비정상
	1차 차분	-7.453701	-3.568379	정상

[표 5] 소표본4의 단위근 검정통계량

변수	형태	t-통계량	p-value	정상성 결과 (5% 유의수준)
LCB	수준	-2.126212	-3.435858	비정상
	1차 차분	-8.083325	-3.435858	정상
LCPI	수준	0.327707	-2.878015	비정상
	1차 차분	-2.881796	-2.878015	정상
LER	수준	-2.567954	-3.435858	비정상
	1차 차분	-9.951552	-3.435858	정상
RET	수준	-2.850723	-3.435858	비정상
	1차 차분	-14.20060	-3.435858	정상
LM2	수준	-1.914181	-3.435858	비정상
	1차 차분	-7.705362	-3.435858	정상

[표 6] 소표본5의 단위근 검정통계량

단위근 검정 결과 대부분의 변수에서 단위근이 존재하는 것으로 나타났으며, 이는 소표본 기간 전반에 걸쳐 일관되게 확인되었다. 이에 따라 비정상성을 제거하고 정상성을 확보하기 위해 해당 변수들에 로그 차분을 적용한 1차 차분 처리를 수행하였다. 예외적으로 [표 3]의 ER 변수는 단위근이 존재하지 않는 것으로 나타나 원자료 그대로를 활용하였으며, 그 외 모든 변수는 1차 차분 후 정상성을 충족하였다. 최종적으로 LCB, LCPI, LER, RET, LM2 변수는 단위근이 제거된 정상 시계열로 변환되어 분석에 활용되었다.

## 2. 최적 시차

본 연구는 다양한 분석 모형을 활용하여 주식수익률과 거시경제변수 간의 상호작용을 분석하는 것을 목표로 한다. 이를 위해 벡터자기회귀모형(VAR)을 적용하여, 내생 변수들의 과거 값이 서로에게 미치는 영향을 추가적으로 검토하였다. VAR 모형의 시차 설정에는 최적 시차를 우선적으로 고려하였으며, 이는 과거 데이터를 몇 시점까지 포함할 때 모형의 예측력과 적합도가 가장 우수한지를 판단하는 기준이다. 본 연구에서는 이러한 최적 시차에 기반하여 VAR 모형의 차수를 설정하였다.

본 연구에서는 SC(Schwarz information criterion) 기준을 사용하였다.

소표본	최적시차 (SC 기준)
1. 1987.11 ~ 1997.10	2
2. 1997.11 ~ 2002.10	1
3. 2002.11 ~ 2007.12	1
4. 2008.01 ~ 2010.06	1
5. 2010.07 ~ 2024.12	2

[표 7] VAR(p) 최적시차 (SC 기준)

소표본 다섯 개의 추정 결과, 소표본1과 소표본5의 경우, 최적 시차가 2로 나타나 이에 따라 해당 표본에서는 VAR 모형의 내생변수 차수를 2로 설정하였다. 반면, 소표본2·3·4에서는 SC 기준에 따라 최적 시차가 1로 도출되어, 이들 표본에 대해서는 차수를 1로 결정하였다.

### 3. 그랜저 인과관계 검정

그랜저 인과관계 검정이란 한 시계열 변수가 다른 시계열 변수의 미래 값을 예측하는데 도움이 되는지 통계적으로 검증하는 것을 의미한다. 본 연구는 RET(코스피 수익률), CPI(소비자 물가 지수), ER(환율), M2(통화), CB(회사채 수익률) 총 5가지 변수들 간의 그랜저 인과관계 검정을 실시하였다.

(1) 1987.01 – 1997.10 (소표본1)

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/30/25 Time: 15:42			
Sample: 1987M01 1997M10			
Lags: 1			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LM2 does not Granger Cause RET	128	6.73754	0.0106
RET does not Granger Cause LM2		0.27618	0.6001
LER does not Granger Cause RET	128	0.03851	0.8447
RET does not Granger Cause LER		11.6270	0.0009
LCPI does not Granger Cause RET	128	6.17066	0.0143
RET does not Granger Cause LCPI		1.36149	0.2455
LCB does not Granger Cause RET	128	0.10020	0.7521
RET does not Granger Cause LCB		3.19877	0.0761
LER does not Granger Cause LM2	129	0.65508	0.4198
LM2 does not Granger Cause LER		44.9086	6.E-10
LCPI does not Granger Cause LM2	129	0.06759	0.7953
LM2 does not Granger Cause LCPI		6.17367	0.0143
LCB does not Granger Cause LM2	129	0.26784	0.6057
LM2 does not Granger Cause LCB		2.28120	0.1335
LCPI does not Granger Cause LER	129	43.1655	1.E-09
LER does not Granger Cause LCPI		0.79965	0.3729
LCB does not Granger Cause LER	129	1.89957	0.1706
LER does not Granger Cause LCB		3.76070	0.0547
LCB does not Granger Cause LCPI	129	0.24712	0.6200
LCPI does not Granger Cause LCB		2.27378	0.1341

[그림 1] 소표본1 그랜저 인과관계 검정

다음의 [그림 1]은 소표본1 기간동안 각각의 변수끼리 그랜저 인과관계 검정을 통한 F-Statistic (F-통계량)과 p-value (유의수준)을 나타내고 있다. 이때 유의수준이 5% 이하일 경우 해당 변수는 상대 변수의 미래 값을 예측하는 데 통계적으로 의미 있는 설명력을 가진다고 볼 수 있다.

그랜저 인과관계 분석	원인 분석
<b>LM2 → RET (p-value=0.0106)</b>	이 시기 정부는 경기 부양을 위해 통화량 (M2)을 확장했고, 과잉 유동성은 자산시장 (특히 주식 시장)으로 흘러가며 수익률에 영향.
<b>LCPI → RET (p-value=0.0143)</b>	소비자물가 상승이 금리 인상 기대를 자극 → 할인율 상승 → 주식가치 하락 압력.
<b>RET → LER (p-value=0.0009)</b>	외국인 투자자가 한국 주식시장에 투자하기 위해 달러를 원화로 바꾸어 유입하면서 달러 수익률 상승 → 외국자본 유입 → 환율 하락.
<b>LM2 → LER (p-value=0)</b>	외환시장 개입 시, 한국은행은 안정화를 위해 통화량을 조절 (외환보유고 변화 → 시중 유동성 변화)
<b>LCPI → LER (p-value=0)</b>	이 시기 물가 상승은 경제 불안 심리와 맞물려 원화 가치 약세를 자극 → 인플레이션 기대감 → 통화 기축 또는 환율 방어책 유도.
<b>LM2 → LCPI (p-value=0.0143)</b>	인플레이션 억제를 위해 중앙은행이 통화량을 줄이거나, 금리를 인상했을 가능성이 존재.

[표 8] 소표본1 그랜저 인과관계 결과 분석

[표 8]과 같은 결과가 나오게 된 이유는 소표본1 시기 특성상 서울올림픽을 계기로 내수와 수출이 동시에 호황을 누리며 연 7%에 가까운 고성장을 이룬 시기이며, 이 당시 정부는 금융 자유화를 추진했고, 외국인에게 주식 투자를 개방하는 자본시장 자유화 또한 추진했다. 하지만 그 결과, 단기 외자 유입이 증가하고 원화 강세가 나타났다. 또한, 기업들이 빚을 내서 성장하는 차입 경영, 그리고 부동산 과열로 심화되며 외환위기 이전의 특성이 나타났다. 이러한 시기적 특성 때문에 [표 8]과 같은 그랜저 인과관계가 나타난 것으로 판단된다.

(2) 1997.11 – 2002.10 (소표본2)

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/30/25 Time: 15:48			
Sample: 1997M11 2002M10			
Lags: 1			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LM2 does not Granger Cause RET	59	0.12998	0.7198
RET does not Granger Cause LM2		0.46997	0.4958
LCPI does not Granger Cause RET	59	0.63298	0.4296
RET does not Granger Cause LCPI		0.03824	0.8457
LCB does not Granger Cause RET	59	0.01977	0.8887
RET does not Granger Cause LCB		1.51734	0.2232
ER does not Granger Cause RET	59	0.48514	0.4890
RET does not Granger Cause ER		2.61994	0.1111
LCPI does not Granger Cause LM2	59	11.9260	0.0011
LM2 does not Granger Cause LCPI		0.95559	0.3325
LCB does not Granger Cause LM2	59	1.92320	0.1710
LM2 does not Granger Cause LCB		14.5322	0.0003
ER does not Granger Cause LM2	59	7.36045	0.0088
LM2 does not Granger Cause ER		9.95913	0.0026
LCB does not Granger Cause LCPI	59	0.74952	0.3903
LCPI does not Granger Cause LCB		9.73279	0.0029
ER does not Granger Cause LCPI	59	0.19339	0.6618
LCPI does not Granger Cause ER		5.06816	0.0283
ER does not Granger Cause LCB	59	10.7400	0.0018
LCB does not Granger Cause ER		5.57820	0.0217

[그림 2] 소표본2 그랜저 인과관계 검정

다음의 [그림 2]는 소표본2 기간동안 각각의 변수끼리 그랜저 인과관계 검정을 통한 F-Statistic (F-통계량)과 p-value (유의수준)을 나타내고 있다.

그랜저 인과관계 분석	원인 분석
LCPI → LM2 (p-value=0.0011)	IMF 긴축 체제 하에서 한국은행은 통화정책 최우선 목표로 ‘물가’를 설정. 물가가 오르면 선제적으로 유동성을 흡수하는 방식으로 대응 → 긴축통화.
LM2 → LCB (p-value=0.0003)	IMF 직후 유동성 경색으로 회사채 수익률이 급등. 하지만 정부와 한국은행이 M2를 점진적으로 확대하며 채권시장 안정 시도 → 금리 하락 유도.
ER → LM2 (p-value=0.0088)	외환시장 불안정에 대응하기 위해 한국은행이 외환보유고 방어에 나서며 시장에 유동성을 흡수하거나 공급 → 환율 안정화가 통화량 변화의 선행요인.
LM2 → ER (p-value= 0.0026)	통화량이 빠르게 확대 → 투자자들이 원화 약세 기대 → 외환시장 불안.
LCPI → LCB (p-value=0.0029)	물가 상승은 시장 금리 인상 기대를 유발하여, 회사채 시장에서의 위험 프리미엄 확대로 연결.
LCPI → ER (p-value=0.0283)	내부 물가가 급등하면 외국인은 통화가치 하락을 우려하여 자금을 회수 → 원화 약세 또한 수입 수요 증가 → 무역수지 악화 → 환율 상승.
LCB → ER (p-value=0.0217)	국내 금리가 급등하면 기업들의 자금 조달 부담 증가 → 경기둔화 전망 → 외국인 투자자 이탈 → 회사채 금리 상승 → 환율 불안정.
ER → LCB (p-value=0.0018)	환율이 상승하면 기업의 수입원가와 외화 부채 상환 부담 증가 → 신용등급 악화 → 회사채 리스크 프리미엄 확대 → 수익률 상승.

[표 9] 소표본2 그랜저 인과관계 결과 분석

[표 9]과 같은 결과가 나오게 된 이유는 소표본2 시기 특성상, 1997년 외환위기가 발생한 후 국내 금융시장에 전반적인 구조적 변화가 일어나게 된 것을 근본적 원인으로 꼽을 수 있다. 이 시기 한국은 고금리와 긴축 정책, 그리고 기업 구조조정이 시행됐으며, 단기 외채 의존이 심화될 뿐

만 아니라, 외환시장이 전면 자유화되며 환율 변동성이 급격히 커졌다. 이러한 시기적 특성 때문에 [표 9]과 같은 그랜저 인과관계가 나타난 것으로 보인다.

(3) 2002.11 – 2007.12 (소표본3)

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/30/25 Time: 15:58			
Sample: 2002M11 2007M12			
Lags: 1			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LM2 does not Granger Cause RET	61	0.26766	0.6069
RET does not Granger Cause LM2		0.01965	0.8890
LER does not Granger Cause RET	61	0.15766	0.6928
RET does not Granger Cause LER		0.89682	0.3476
LCPI does not Granger Cause RET	61	0.94770	0.3343
RET does not Granger Cause LCPI		0.58233	0.4485
LCB does not Granger Cause RET	61	2.78440	0.1006
RET does not Granger Cause LCB		2.01869	0.1607
LER does not Granger Cause LM2	61	1.77738	0.1877
LM2 does not Granger Cause LER		0.06891	0.7939
LCPI does not Granger Cause LM2	61	2.79062	0.1002
LM2 does not Granger Cause LCPI		4.11781	0.0470
LCB does not Granger Cause LM2	61	0.05623	0.8134
LM2 does not Granger Cause LCB		5.85797	0.0187
LCPI does not Granger Cause LER	61	2.68150	0.1069
LER does not Granger Cause LCPI		4.39131	0.0405
LCB does not Granger Cause LER	61	1.40440	0.2408
LER does not Granger Cause LCB		5.70255	0.0202
LCB does not Granger Cause LCPI	61	2.03743	0.1588
LCPI does not Granger Cause LCB		3.76200	0.0573

[그림 3] 소표본3 그랜저 인과관계 검정

다음의 [그림 3]은 소표본3 기간동안 각각의 변수끼리 그랜저 인과관계 검정을 통한 F-Statistic (F-통계량)과 p-value (유의수준)을 나타내고 있다.

그랜저 인과관계	원인 분석
<b>LM2 → LCPI (p-value=0.0470)</b>	한국은행이 초저금리 기조를 유지하면서 유동성이 과도하게 공급되던 시기. 유동성은 부동산, 주식, 소비 전반으로 퍼졌고, 소비 회복과 함께 물가 상승 압력이 나타남.
<b>LM2 → LCB (p-value=0.0187)</b>	외부 차입에 의존하던 구조에서 채권시장 중심으로 자금 조달 전환을 시도. 정부는 기업의 구조조정 안정화를 위해 금리안정과 회사채 시장 활성화에 집중 유동성 공급 확대.
<b>LER → LCPI (p-value=0.0405)</b>	원화 강세 기조가 뚜렷했던 시기로 환율이 꾸준히 하락. 이로 인해 원자재, 수입제품 가격이 하락하고, 이는 물가를 안정시키는 데 중요하게 작용.
<b>LER → LCB (p-value=0.0202)</b>	외국인의 채권매입이 회사채 수요를 증가 → 회사채 수익률 하락 요인으로 작용.

[표 10] 소표본3 그랜저 인과관계 결과 분석

[표 10]과 같은 결과가 나오게 된 이유는 소표본3 시기 특성상 반도체, 자동차, 휴대폰 중심의 IT 수출이 호조를 보이며 수출 주도 회복세가 지속되어 경상수지도 흑자를 띠고, 원화는 강세 기조를 이어갔기 때문이다. 한국은행은 기준금리를 낮게 유지하며 초저금리 정책을 펼쳤고, 그 결과 부동산과 소비 시장이 활기를 띠게 되었다. 글로벌 달러 약세와 수출 호황에 힘입어 원화 가치가 상승했으며, 이로 인해 환율은 1,100원 이하 수준에서 안정적인 원화 강세 기조를 보였다. 해당 시기의 고유한 특성으로 인해 [표 10]과 같은 그랜저 인과관계가 도출되었다.

(4) 2008.01 – 2010.06 (소표본4)

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/30/25 Time: 18:18			
Sample: 2008M01 2010M06			
Lags: 3			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LCPI does not Granger Cause LCB	27	2.93297	0.0585
LCB does not Granger Cause LCPI		1.07036	0.3840
LER does not Granger Cause LCB	27	2.18193	0.1219
LCB does not Granger Cause LER		1.49156	0.2472
LM2 does not Granger Cause LCB	27	2.51754	0.0873
LCB does not Granger Cause LM2		2.03751	0.1410
RET does not Granger Cause LCB	27	0.77177	0.5233
LCB does not Granger Cause RET		1.16109	0.3492
LER does not Granger Cause LCPI	27	0.33856	0.7976
LCPI does not Granger Cause LER		2.05417	0.1386
LM2 does not Granger Cause LCPI	27	4.97363	0.0097
LCPI does not Granger Cause LM2		2.24054	0.1149
RET does not Granger Cause LCPI	27	0.67284	0.5787
LCPI does not Granger Cause RET		0.12111	0.9466
LM2 does not Granger Cause LER	27	1.67122	0.2052
LER does not Granger Cause LM2		0.26652	0.8487
RET does not Granger Cause LER	27	0.77319	0.5226
LER does not Granger Cause RET		1.09557	0.3740
RET does not Granger Cause LM2	27	1.98976	0.1480
LM2 does not Granger Cause RET		0.61706	0.6120

[그림 4] 소표본4 그랜저 인과관계 검정

다음의 [그림 4]는 소표본4 기간동안 각각의 변수끼리 그랜저 인과관계 검정을 통한 F-Statistic (F-통계량)과 p-value (유의수준)을 나타내고 있다.

그랜저 인과관계	원인 분석
LM2 → LCPI (p-value=0.0097)	금융위기 이후 통화정책 완화로 M2가 빠르게 확대. 시간이 흐르고 유동성이 소비회복과 함께 물가 상승 압력으로 작용.

[표 11] 소표본4 그랜저 인과관계 결과 분석

[표 11]과 같은 결과가 나오게 된 이유는 소표본4 시기 특성상 2008년 리먼 브라더스 파산으로 세계 금융시장이 충격을 받았기 때문이다. 한국도 외자 유출, 주가 폭락, 환율 급등 등 큰 타격을 입게 되었다. 이때 한국은행은 기준금리를 5%에서 2%까지 인하했고, 정부도 확장적 재정정책으로 회복 정책 가동에 나섰다. 하지만 그로 인해 유동성 확대와 자산 시장 불균형이라 발생했다. [표 11]의 그랜저 인과관계는 이러한 시기적 특성에서 비롯되었다.

(5) 2010.07 – 2024.12 (소표본5)

Pairwise Granger Causality Tests			
Date: 05/30/25 Time: 16:07			
Sample: 2010M07 2024M12			
Lags: 1			
Null Hypothesis:	Obs	F-Statistic	Prob.
LM2 does not Granger Cause RET RET does not Granger Cause LM2	173	0.25354 1.12844	0.6152 0.2896
LER does not Granger Cause RET RET does not Granger Cause LER	173	0.03306 16.0784	0.8559 9.E-05
LCPI does not Granger Cause RET RET does not Granger Cause LCPI	173	0.78930 2.44608	0.3756 0.1197
LCB does not Granger Cause RET RET does not Granger Cause LCB	173	0.03641 0.65435	0.8489 0.4197
LER does not Granger Cause LM2 LM2 does not Granger Cause LER	173	7.45158 10.2156	0.0070 0.0017
LCPI does not Granger Cause LM2 LM2 does not Granger Cause LCPI	173	2.39842 3.99586	0.1233 0.0472
LCB does not Granger Cause LM2 LM2 does not Granger Cause LCB	173	8.95623 3.27581	0.0032 0.0721
LCPI does not Granger Cause LER LER does not Granger Cause LCPI	173	14.5724 0.78036	0.0002 0.3783
LCB does not Granger Cause LER LER does not Granger Cause LCB	173	0.68964 3.34520	0.4074 0.0692
LCB does not Granger Cause LCPI LCPI does not Granger Cause LCB	173	4.28502 1.84412	0.0400 0.1763

[그림 5] 소표본5 그랜저 인과관계 검정

다음의 [그림 5]은 소표본5 기간동안 각각의 변수끼리 그랜저 인과관계 검정을 통한 F-Statistic (F-통계량)과 p-value (유의확률)을 나타내고 있다.

그랜저 인과관계	원인 분석
<b>RET → LER (p-value=0.00009)</b>	코로나 이후 외국인 투자자들의 자금 유입/이탈이 주식시장에서 환율흐름으로 이어짐. 특히 2022-2023년 금리 인상기에 주가 하락 → 원화 약세 유도 구조가 형성.
<b>LER → LM2 (p-value=0.0070)</b>	원화 약세가 심화되자 한국은행이 외환시장 방어를 위해 시장 유동성 흡수 또는 공급 정책 시행. 특히 2022년 1,400원 돌파 시 통화 긴축 조치 시행.
<b>LM2 → LER (p-value=0.0017)</b>	팬데믹 직후 시중 유동성(M2)이 급증하며 자본 유출 압력 및 환율 상승. 유동성이 풍부할수록 원화는 약세 경향.
<b>LM2 → LCPI (p-value=0.0472)</b>	2020~2021년 과잉 유동성이 2022년부터 본격적인 물가 상승으로 전이. 수요견인, 공급 병목 인플레이션이 발생.
<b>LCB → LM2 (p-value=0.0032)</b>	금리 급등 및 기업 자금시장 경색 시기에 한국은행이 유동성 공급(시장안정펀드 등)확대, 위기 시 통화량 증가 유도.
<b>LCPI → LER (p-value=0.0002)</b>	고물가로 인해 외국인 투자심리 악화 및 원화 가치 하락 → 물가상승 → 환율 상승 구조. 특히 2022년 이후 뚜렷이 나타남.
<b>LCB → LCPI (p-value=0.0400)</b>	금리 상승은 경제 주체들의 자본조달 비용을 압박함. 이러한 부담이 소비자에게 전가되어 물가상승을 야기함.

[표 12] 소표본5 그랜저 인과관계 결과 분석

[표 12]와 같은 결과는 소표본5 시기의 특성에서 기인한다. 이 시기에는 코로나19 팬데믹을 거치면서 초저금리에서 고금리로, 그리고 저물가에서 고물가로 급격한 전환이 이루어졌다. 팬데믹 시기에는 긴급 재정지출 및 초저금리 정책으로 인해 통화량이 급격히 증가하며 유동성이 풍부해졌고, 2022년 이후에는 금리 인상과 원화 약세, 그리고 환율급등으로 인한 기업 자금조달 어려움

이 여러 방향에서 발생했다. 이러한 시기적 특성 때문에 [표 12]과 같은 그랜저 인과관계가 나타났다.

결론적으로 통화량은 여러 시기에 걸쳐 물가와 상호 인과관계를 보이고 있다. 이는 물가와 통화량 간의 상호작용이 지속적으로 관찰되었음을 시사한다. 환율은 초기에는 주로 주식 수익률에 영향을 미치다가 나중에는 통화량, 그리고 물가와 상호 작용하는 경향을 보였다. 수익률의 경우 초기에는 통화량, 환율, 물가로부터 영향을 받았지만, 이후에는 유의한 인과관계가 거의 사라졌다. 회사채 수익률은 주로 2000년대 이후에 물가 및 통화량과 약한 인과관계를 보이며, 최근에는 그 영향력이 뚜렷하지 않았다.

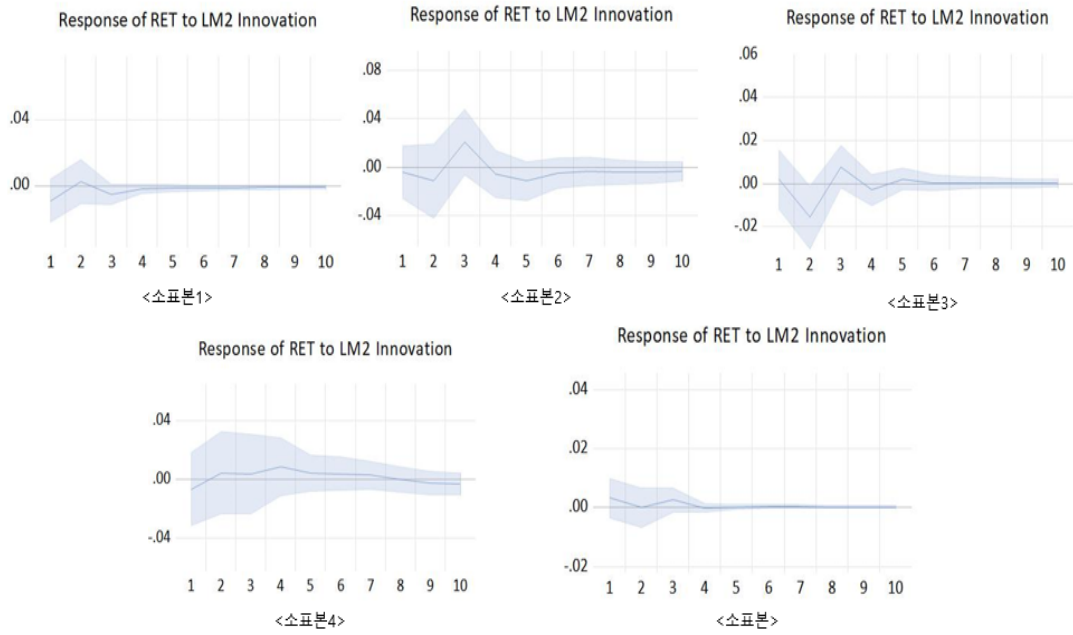
고도 성장기, 금융자유화 초기였던 1987년부터 1997년까지는 통화량, 물가, 환율이 수익률에 강한 Granger 인과성을 보여 금융시장이 미성숙할 뿐 아니라 정부 정책 영향이 컸음을 확인할 수 있었다. 외환위기로 인한 구조조정기였던 1997년부터 2002년까지는 변수 간 쌍방향 인과관계가 복잡하게 얽혀 있었다. 특히 이 시기에는 환율이 중심적인 역할을 하였는데, 이는 환율 폭등, 금융위기 충격, 그리고 IMF 관리 체제라는 당시의 특수한 상황을 반영하는 것으로 해석할 수 있다. 또한, 안정 및 회복 국면이었던 2002년부터 2007년까지는 물가와 통화량 간의 쌍방향 인과관계가 지속적으로 관찰되었으며, 회사채 수익률과 환율 간에도 부분적인 연관성이 확인되었다. 이러한 결과는 당시 경제의 성장 회복과 금융시장 제도 개선이 이루어졌음을 시사한다. 그리고 글로벌 금융위기가 있었던 2008년부터 2010년까지는 짧은 기간이지만 통화량이 물가를 Granger cause함으로서 위기 대응으로 유동성 공급 확대가 있었음을 확인할 수 있다. 마지막으로, 저금리 및 시장 성숙기였던 2010년부터 2024년까지는 통화량과 환율 간의 상호 인과성이 확인되었다. 반면, 주식 수익률은 다른 변수들로부터의 인과관계가 상대적으로 미미하게 나타났다. 이러한 결과는 해당 시기의 글로벌 자본 유입 증가와 시장 효율성 증대와 같은 특성을 반영하는 것으로 해석된다. 결론적으로, 각 시기의 고유한 경제적 특성이 변수들 간의 그랜저 인과관계에 상이하게 반영되었음을 확인할 수 있었다.

#### 4. 충격반응함수

충격반응함수는 특정 시점에서의 충격이 모형 내 다른 변수에 미치는 영향을 분석하는 함수이다. 본 연구에서는 Cholesky 분해를 사용하는 직교화된 충격반응함수(Orthogonalized IRF, OIRF)를 사용하였다. OIRF는 변수의 순서를 달리하면 분석결과가 다르게 난다. 따라서 변수의 순서 결정은 중요한 요소 중 하나이다. 본 연구에서는 외생성을 기준으로 변수의 순서를 결정하였고, 그 순서는 다음과 같다. 일반화된 충격반응함수(Generalized IRF, GIRF)의 분석결과와 비교하였을 때 큰 차이가 없는 것으로 나타났다.

통화량(M2) - 금리(3년 만기 회사채) - 물가상승률(CPI) - 환율(ER) - 코스피 수익률(RET)

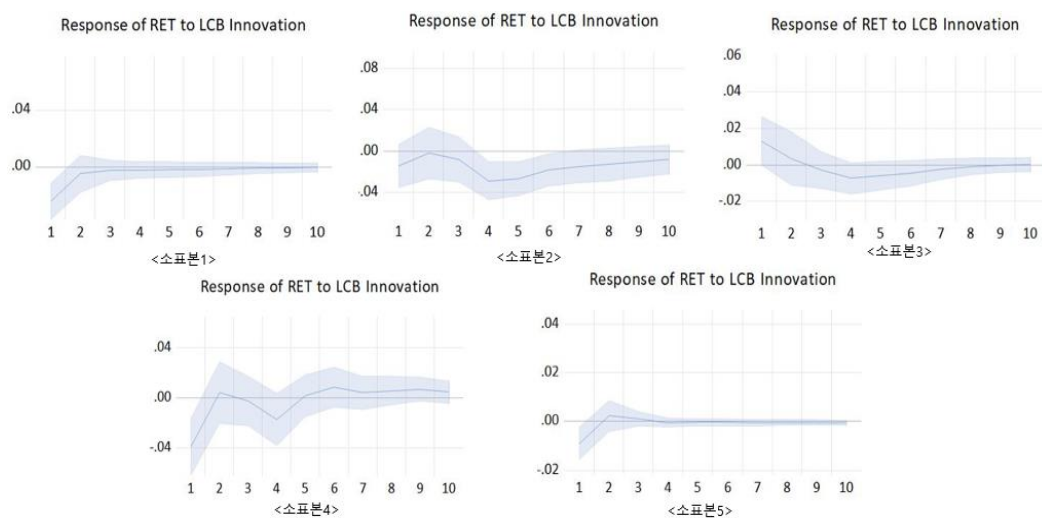
##### (1) 통화량



[그림 6] 통화량에 대한 충격반응함수

통화량 충격에 대한 코스피 반응함수를 살펴보면, 소표본2와 소표본3에서 다른 기간보다 변동성이 훨씬 크게 나타나고 있다. 각각의 기간을 나누어 살펴보면, 소표본2는 1997년 외환 위기(IMF)가 발생했던 시기로, 국내 금융시장에 지각변동이 일어난 시기이다. 소표본3는 한국은행이 물가 안정을 위한 수단으로 기존의 통화량을 관리하던 방식에서 금리를 조절하는 방식으로의 변화가 있던 시기이다. 시장에 변화를 주는 사건들이 있었던 시기에 훨씬 더 민감하게 반응한다.

## (2) 금리



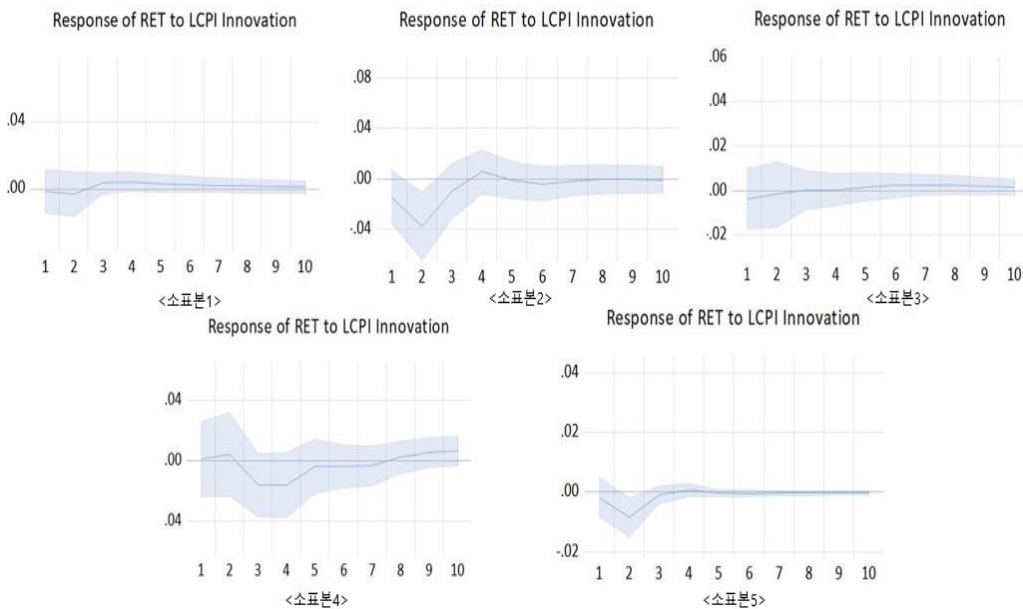
[그림 7] 금리에 대한 충격반응함수

금리의 충격에 대한 코스피 수익률의 반응함수이다. 일반적으로 금리는 주식수익률에 부(-)

의 반응을 주는 것으로 나타난다. 소표본2와 소표본4에서 유독 큰 폭으로 부(-)의 반응이 나타나고 있다. 두 시기는 각각 외환위기(IMF)와 글로벌 금융위기가 발생했던 기간으로, 물가 상승이 코스피 수익률에 훨씬 큰 영향을 미치고 있다.

이중 소표본3에서 초기에 정(+)의 반응을 보이는 것을 확인할 수 있다. 이는 일반적인 반응과 반대의 방향이다. 소표본3에서 이 같은 결과가 나온 이유로 그 당시 상황을 이해할 필요가 있다. 앞서 외환위기를 겪으며 시장이 극도로 침체돼 있었다. 이후 서서히 시장이 회복되었고, 금리 상승은 경제주체들에게 시장이 충분히 회복되었다는 일종의 시그널로 작동한 것이다. 당시의 사회적 맥락에 따른 예외의 경우이다.

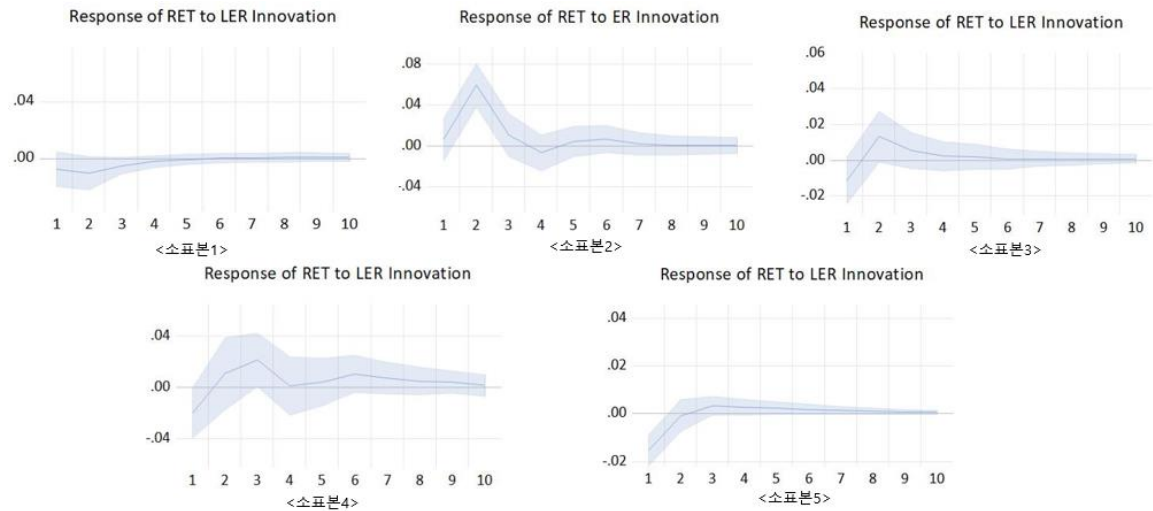
### (3) 물가상승률



[그림 8] CPI에 대한 충격반응함수

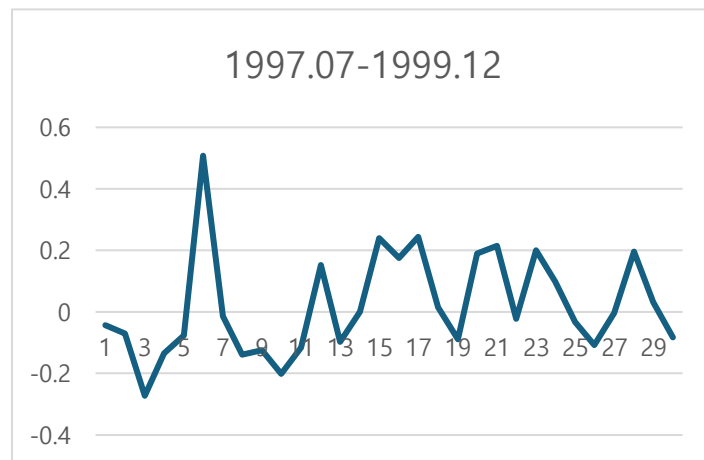
앞선 금리의 결과와 마찬가지로 소표본2와 소표본4에서 다른 소표본 대비 큰 폭으로 부(-)의 반응이 나타나고 있는 것을 확인할 수 있다. 물가상승이 코스피 수익률 하락에 영향을 주는 원인으로 피셔방정식(Fisher equation)과 연관지어 생각해볼 수 있다. 기대 인플레이션은 경제주체들의 심리를 반영하는 부분이다. 시장에 큰 충격을 미치는 사건이 발생한 소표본에서는 경제주체들의 기대인플레이션이 상승한다. 따라서 명목 이자율도 상승하면서 코스피 수익률에 부정적인 영향을 주었다.

(4) 환율



[그림 9] 환율에 대한 충격반응함수

환율 충격에 대한 코스피 수익률의 반응 함수이다. 외환위기 당시인 소표본2에서 코스피 수익률이 크게 반응한다. 이 당시 시장이 폭락했던 것과 견주었을 때 예상밖의 결과이다. 그러나 코스피수익률 그래프를 살펴보면 이 기간에 크게 상승하고 있는 것을 확인할 수 있다.



[그림 10] 코스피 수익률 그래프

외환위기 이후 소표본3과 소표본4, 소표본5에서는 환율 충격에 대한 코스피 수익률의 반응이 초기에 부(-)의 반응을 보이다가 이후 정(+)의 반응으로 전환되는 양상을 보인다. 이러한 변화의 이유로 외환위기 시기 금융시장에서의 구조적 변화를 고려해야 한다. 1997년 금융시장을 개방하면서 외국인 투자자들이 국내 증권시장에 대거 유입되었다. 이전보다 외국인 투자자의 영향력이 커지게 되었다. 환율이 상승하면 국내외 정세에 불안을 느낀 투자자들이 자금을 회수했다가, 환차익과 저점 매수를 노리는 투자자들이 시장에 진입하면서 위와 같은 결과가 나온 것으로 해석할 수 있다.

## 5. 예측오차 분산분해

각 독립변수의 충격이 코스피 수익률 변동을 단기 및 장기적으로 어느 정도 설명하는지 분석하기 위해, 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해(FEVD)를 수행하였다. [표]는 코스피 수익률 예측오차의 총 분산을 100으로 표준화하였을 때, 각 변수가 해당 예측오차 분산에 기여하는 정도를 보여준다. 분석 기간은 최대 12기간으로 설정하였으며, 각 시점에서 코스피 수익률 변동에 대한 각 변수의 설명력이 점진적으로 어떻게 변화하는지 관찰하였다. 이를 통해 변수별 설명력의 시간적 변화를 파악하고, 단기 충격에 민감한 변수와 장기적으로 영향력이 확대되는 변수를 구분하여 해석하고자 하였다.

[그림 11] 소표본1

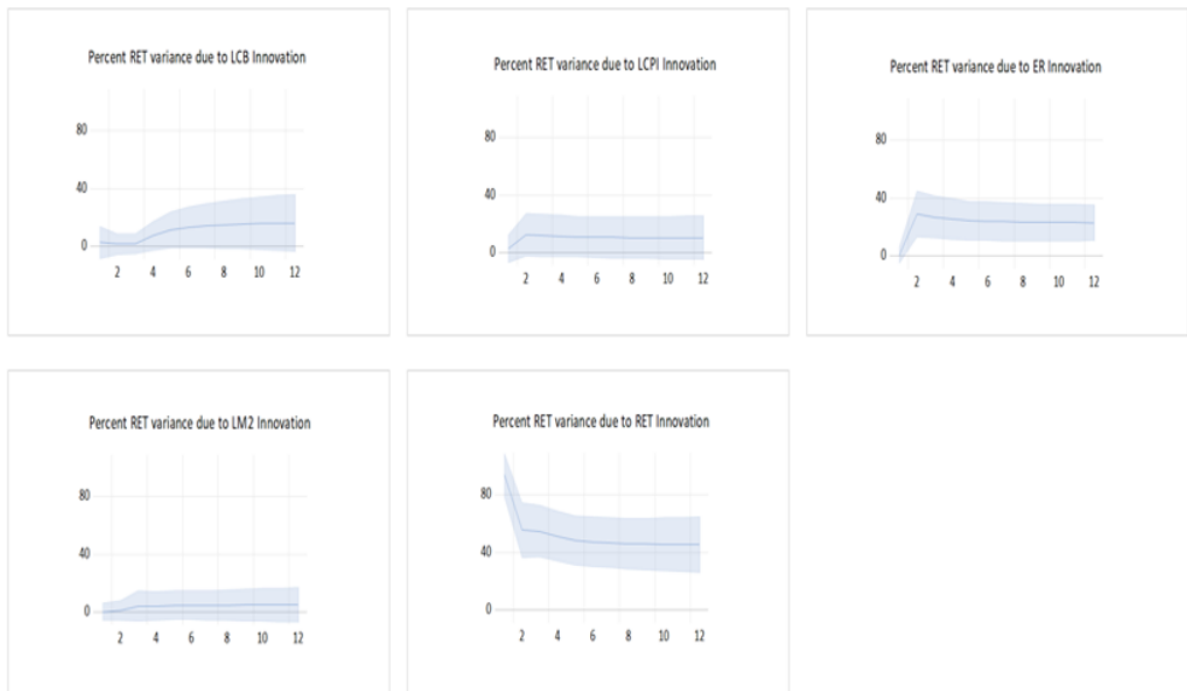


[표 13] 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해

Variance Decomposition of RET:						
Period	S.E.	LM2	LCPI	LCB	LER	RET
1	0.074339	1.341927	0.020334	10.29445	0.904372	87.43892
2	0.076324	1.420201	0.130803	10.12862	2.579579	85.7408
3	0.076754	1.805709	0.370001	10.09826	2.931744	84.79429
4	0.076964	1.834592	0.731983	10.11038	2.976784	84.34626
5	0.077077	1.856778	0.938994	10.13264	2.970725	84.10087
6	0.077158	1.874306	1.080763	10.14926	2.967359	83.92831
7	0.077213	1.884334	1.176973	10.15389	2.975073	83.80974
8	0.077255	1.89161	1.244829	10.15058	2.992452	83.72053
9	0.077288	1.896408	1.293383	10.14392	3.016632	83.64966
10	0.077315	1.899564	1.328143	10.13684	3.044899	83.59055
11	0.077339	1.901618	1.353219	10.13088	3.07509	83.53919
12	0.07736	1.902909	1.371447	10.12668	3.105592	83.49337

코스피 수익률에 대한 예측오차의 분산분해를 실시한 결과, 코스피 수익률은 자기상관성이 존재하여 외부충격보단 과거 데이터가 미래를 가장 잘 설명하기 때문에 가장 큰 설명력을 지닌다는 점을 확인하였다. 이는 과거 수익률의 영향이 강하므로 자기회귀구조가 강한 것을 확인할 수 있다. 소표본1은 외부 충격이 적은 환경이기 때문에 외부 변수들의 변화폭이 작아 해당변수들의 설명력의 비중이 낮게 나타난다. 외생 변수중 소표본1에서 금리가 코스피 수익률을 제외한 다른 변수들에 비해 비교적 높은 설명력을 지니고 있다. 이는 회사채 시장의 변화가 주식시장에 일정 수준의 영향을 미칠 수 있음을 나타내며, 신용 리스크 또는 자금 조달 비용등의 요소가 간접적으로 코스피 수익률에 영향을 줄 수 있음을 시사한다.

[그림 12] 소표본2

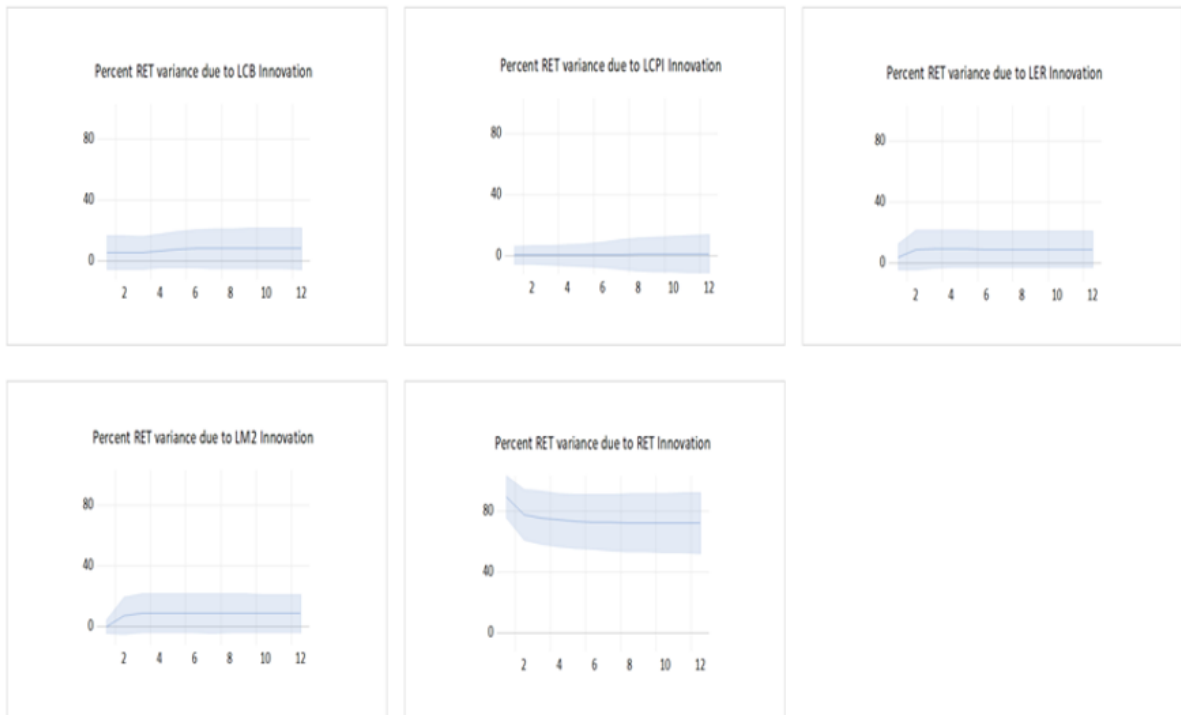


[표 14] 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해

Variance Decomposition of RET:						
Period	S.E.	LM2	LCPI	LCB	ER	RET
1	0.083869	0.233548	3.059592	2.757092	0.608067	93.3417
2	0.111111	1.129051	12.81566	1.593126	28.96295	55.49922
3	0.117011	4.263608	12.17728	1.881215	26.97295	54.70494
4	0.120876	4.209701	11.65171	7.303438	25.56991	51.26524
5	0.124282	4.779079	11.02768	11.36698	24.32	48.50626
6	0.125968	4.799146	10.81835	13.09107	23.96446	47.32697
7	0.126944	4.792521	10.66233	14.20553	23.63751	46.70212
8	0.127678	4.848166	10.54007	15.0536	23.36862	46.18954
9	0.128167	4.912972	10.46103	15.5835	23.19449	45.84801
10	0.12845	4.952903	10.41824	15.87688	23.09568	45.6563
11	0.128618	4.979898	10.39423	16.04436	23.03634	45.54517
12	0.128722	5.0019	10.3806	16.14262	22.9992	45.47568

코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해를 실시한 결과, 소표본2에서는 소표본1과는 다르게 코스피 수익률의 설명력이 시간이 지날수록 하락하는 양상을 보인다. 이는 자기 상관성이 약화되고 외생 변수들의 영향력이 상대적으로 커지는 구조로 전화되고 있음을 나타낸다. 소표본2는 IMF 위기 직후의 한국 경제를 반영하는 구간으로 단기적 충격과 장기적 회복이 교차하는 구조를 띠고 있으며, 거시 경제 변수들이 시차를 두고 이질적으로 시장에 반영되는 복합적인 구조를 지니고 있다. 환율은 2기에 급격히 상승하고 있으며, 금리는 3기 이후에 급격히 상승하는 것을 확인할 수 있다. 다른 변수들 또한 크게 상승하지는 않지만 점진적으로 설명력을 확대해 나가는 추세에 있다. 5기간 이후 코스피 수익률의 설명력은 50% 미만으로 감소하며, 이는 코스피 수익률 변동이 외생변수에 의해 지배적으로 설명되는 구조로 전환됨을 시사한다. 이 중 가장 크게 영향력이 증대한 변수는 환율이다. 환율은 외환위기 당시 외부 충격의 중심축 역할을 수행하며, 자산 시장에 미치는 영향력이 급격히 확대되는 양상을 보였다. 이는 환율 폭등으로 인한 원화 가치 하락이 국내 주식시장의 급락을 야기했으며, 이처럼 환율과 주가가 역의 상관관계를 보이며 매우 밀접하게 움직이기 때문이다. 이로 인해 코스피 수익률이 거시경제 변수에 매우 민감하게 변화하는 것을 확인할 수 있다.

[그림 13] 소표본3

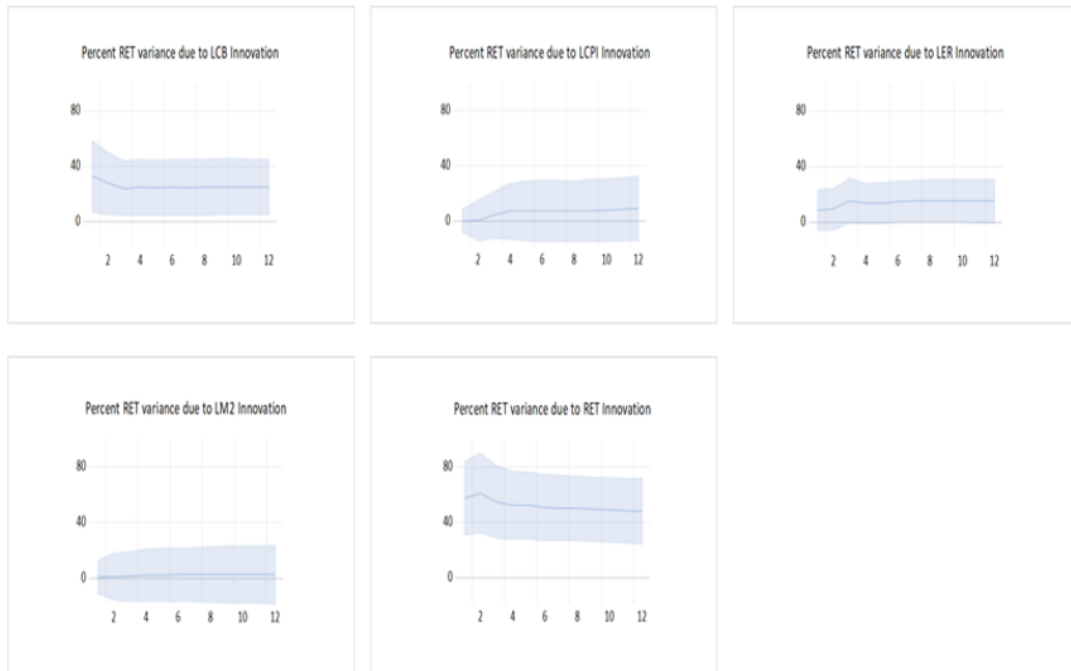


[표 15] 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해

Variance Decomposition of RET:						
Period	S.E.	LM2	LCPI	LCB	LER	RET
1	0.053858	0.113923	0.458565	5.830099	4.196546	89.40087
2	0.057759	7.393589	0.482586	5.447231	8.863531	77.81306
3	0.058878	8.907148	0.464565	5.469121	9.414321	75.74424
4	0.059462	8.967191	0.460721	6.899194	9.397648	74.27525
5	0.059918	8.960023	0.538662	7.748882	9.354545	73.39789
6	0.060162	8.89378	0.675969	8.221974	9.288682	72.9196
7	0.060318	8.852095	0.855334	8.337284	9.26373	72.69156
8	0.060403	8.830799	1.020417	8.340362	9.257067	72.55135
9	0.060456	8.815335	1.140525	8.325846	9.26204	72.45625
10	0.06049	8.805922	1.213032	8.320349	9.270779	72.38992
11	0.060509	8.800362	1.249066	8.322682	9.27934	72.34855
12	0.060519	8.797343	1.263659	8.327731	9.28652	72.32475

코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해를 실시한 결과, 소표본3 기간에는 외환위기 이후 시장이 친화적으로 바뀌게 되어 시장이 회복하고 경제 시장이 안정적으로 변하지만, 소표본1에 비해 자기변수가 낮은 것을 확인할 수 있다. 이는 시장 회복기에도 외생 변수들의 영향력이 상대적으로 확대되었음을 시사한다. 소표본3에서 코스피 수익률의 예측오차 분산중 CPI를 제외한 나머지 변수들은 10%의 설명력을 가지고 있다. 반면 CPI의 설명력이 상대적으로 낮는데, 이는 해당 기간 동안 국내 공급충격이나 임금 인상 요인이 크지 않을 뿐만 아니라 국제유가도 비교적 안정적이기 때문으로 해석된다. M2가 단기적으로 초기에는 영향력이 없지만 기간 2를 시작으로 하여 장기적으로 영향력을 행사하는 것을 확인할 수 있다. 이는 통화정책의 파급효과가 시차를 두고 자산시장에 반영된다는 전통적인 이론과도 부합하는 결과이다.

[그림 14] 소표본4



[표 16] 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해

Variance Decomposition of RET:						
Period	S.E.	LM2	LCPI	LCB	LER	RET
1	0.06777	0.88973	0.027748	32.88143	8.417989	57.7831
2	0.074164	1.146134	0.395397	27.78069	9.253083	61.42469
3	0.07966	1.235417	4.286192	24.17828	15.54949	54.75062
4	0.085831	2.05938	7.035064	24.79094	13.41657	52.69805
5	0.086167	2.309282	7.147247	24.64705	13.55064	52.34578
6	0.087553	2.448944	7.080465	24.89673	14.66607	50.90779
7	0.088304	2.517278	7.081106	24.69884	15.13585	50.56693
8	0.088721	2.493879	7.084357	24.87938	15.32862	50.21376
9	0.089332	2.521535	7.387295	25.17535	15.38587	49.52996
10	0.089792	2.607185	7.861526	25.20316	15.26494	49.0632
11	0.090214	2.707665	8.422907	25.1123	15.13196	48.62517
12	0.090536	2.78685	8.843568	25.0177	15.07103	48.28085

코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해 결과, 소표본4는 리먼 브라더스 사태로 인해 시장 내부 요인보다 외부 충격이 지배적인 영향을 미쳤음을 확인하였다. 특히, 글로벌 거시경제 변수인 금리와 환율이 코스피 수익률 변동을 압도하는 양상을 보였다. 위기 상황에서 코스피 자체의 과거 수익률은 예측력이 급격히 저하되었으며, 환율은 급격한 평가절하를 통해 주식시장 충격의 핵심 요인으로 작용했음을 알 수 있다. 또한, 소표본4 기간 동안 물가 불안정성과 정책 기대의 혼란이 공존하면서 CPI와 금리 또한 주식시장 충격에 중요한 영향을 미쳤다. 예측 기간 2부터 CPI와 환율의 설명력이 빠르게 증가하였으며, 예측 기간 12에서는 외부 충격에 민감한 거시경제 상황에서 코스피 자체의 설명력보다 다른 거시경제 변수들의 설명력 합이 더 커지는 현상이 관찰되었다. 리먼 브라더스 사태 시 물가(CPI)의 영향은 상대적으로 제한적이었으나, 인플레이션과 환율의 영향력이 확대되는 구조를 통해 거시경제 불안정성 심화와 글로벌 요인의 반영을 명확히 파악할

수 있었다.

[그림 15] 소표본5



[표 17] 코스피 수익률에 대한 예측오차 분산분해

Period	S.E.	LM2	LCPI	LCB	LER	RET
1	0.045232	0.547466	0.133304	3.907222	11.31283	84.07917
2	0.046619	0.515539	3.31312	3.528952	10.68291	81.54943
3	0.047077	0.820195	3.289703	3.908091	11.04669	80.93532
4	0.047172	0.817466	3.309797	3.899399	11.36557	80.60777
5	0.047235	0.819364	3.305207	3.891714	11.58844	80.39527
6	0.04728	0.829222	3.304357	3.888554	11.72913	80.24874
7	0.047309	0.834207	3.302649	3.889374	11.82046	80.15331
8	0.047172	0.817466	3.309797	3.899399	11.36557	80.60777
9	0.047329	0.837837	3.301363	3.893645	11.87642	80.09074
10	0.047342	0.840451	3.300622	3.900633	11.90846	80.04183
11	0.04735	0.84239	3.300236	3.90218	11.9262	80.02195
12	0.047362	0.844872	3.299719	3.929221	11.93997	79.96621

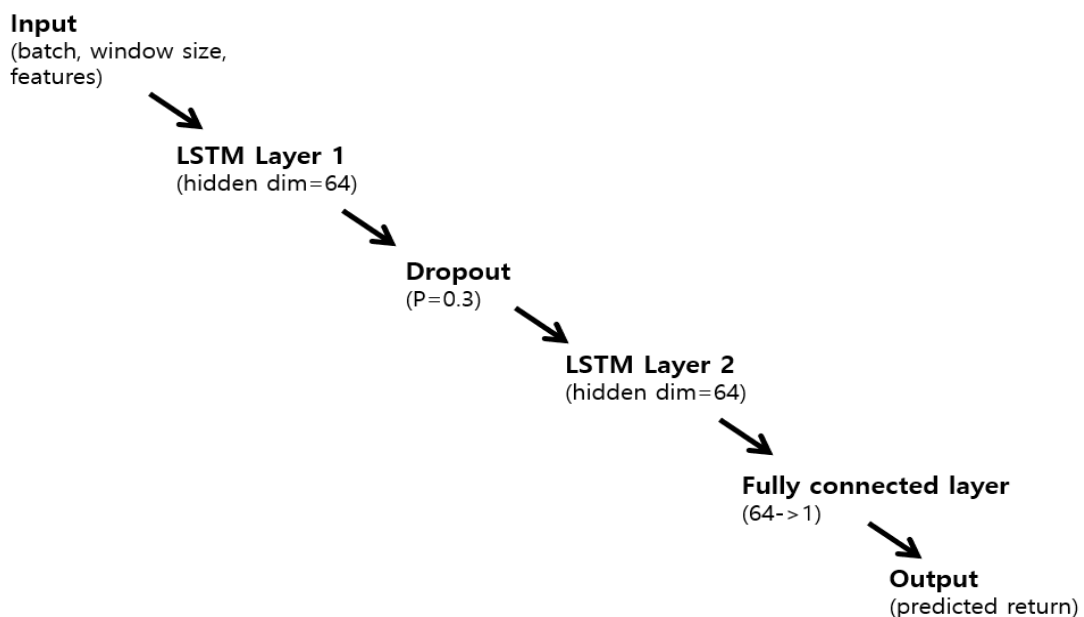
코스피 수익률에 대한 예측오차의 분산분해를 실시한 결과, 코스피 수익률은 자기상관이 존재하여 외부충격보단 과거 데이터가 미래를 가장 잘 설명하기 때문에 가장 큰 설명력을 지니는 점을 확인하였다. 이는 과거 수익률의 영향이 강하므로 자기회귀구조가 강한 것을 확인할 수 있다. 소표본5는 외부 충격이 적은 환경이기 때문에 외부 변수들의 변화폭이 작아 해당변수들의 설명력이 작은 것을 확인할 수 있다. 소표본5는 환율이 코스피 수익률을 제외한 가장 큰 설명력을 지니고 있으며, 주식시장에 미치는 영향이 비교적 꾸준히 존재함을 보여준다.

## 6. 딥러닝 기반 코스피 수익률 예측 모델 설계 및 분석

최근 금융 시계열 데이터 분석 분야에서는 기존의 선형 회귀 기반 예측 모형의 한계를 극복하기 위해 딥러닝 기반의 비선형 모델이 도입되고 있는 추세이다. 주식 수익률처럼 외생 변수와의 상호작용이 복잡하고, 시점 간 누적 효과가 크게 작용하는 데이터의 경우, 단순한 자기회귀 모형이나 선형 VAR 모델로는 구조적 복잡성을 충분히 반영하기 어렵기 때문이다. 그러므로 본 연구에서는 시계열 예측에 특화된 신경망 구조인 LSTM(Long Short-Term Memory)을 적용하여 코스피 수익률을 예측하고자 하였다. LSTM은 순환신경망(Recurrent Neural Network)의 일종으로, 시점 간의 장기적 의존성 문제를 해결할 수 있는 구조를 갖추고 있어 금융 예측 문제에 자주 활용되어 왔다. (Fischer & Krauss, 2018) LSTM이 시간의 흐름에 따른 정보 손실을 줄이면서 장기적인 의존성을 유지할 수 있는 것은 내부의 셀 상태(cell state)와 세 가지 게이트 구조(입력, 망각, 출력 게이트)를 통해 가능해진다. 이러한 구조는 단기적인 추세뿐만 아니라, 과거의 누적 정보가 미래에 미치는 영향을 학습하는 데 유리하다

모델 구성 초기에는 attention-LSTM과 bidirectional LSTM 등 더 발전된 LSTM 기반 딥러닝 구조도 함께 실험하였다. Attention 구조는 입력된 시계열 데이터 중 특정 시점의 중요도를 학습하여 weight를 조정하고, bidirectional 구조는 시계열 데이터를 과거와 미래 양방향으로 처리하여 더 많은 feature 정보를 추출하여 반영하는 방식이다. 그러나 이와 같은 더욱 복잡한 구조는 제한된 샘플 수를 가지고 있는 우리 연구의 데이터셋에서는 오히려 overfitting을 유발하였고, 예측 성능도 불안정하게 나타났다. 결과적으로 가장 단순한 형태의 2-Layer LSTM 구조가 가장 일관적이고 안정적인 예측 결과를 보여주었다. 그에 따라 Vanilla LSTM 구조를 선택하여 모형에 적용하였다.

[그림 16] LSTM Architecture



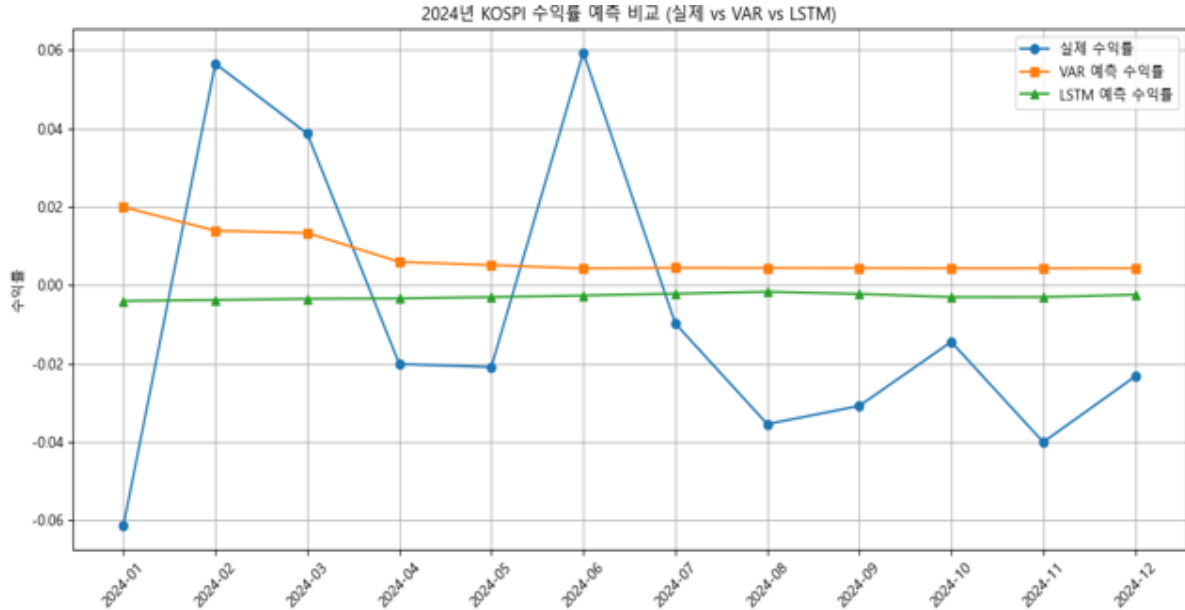
모델은 최근 2개월 간의 데이터를 입력으로 하여, 다음 달의 KOSPI 수익률을 예측하는 구

조이다. 최적시차가 2개월이었기 때문에 window size를 2로 지정하였다. 입력은 총 5개 변수로 구성되며, 각 샘플은 (32, 2, 5) 형태의 시계열 tensor로 모델에 주어진다. 초기값은 Xavier 초기값을 이용하여 gradient vanish 혹은 explode 문제를 방지하고자 하였다. LSTM layer 개수는 2층으로 구성되며 각 층에 64개의 은닉 노드가 배치되었고, 계층 간에는 0.3의 dropout이 적용되었다. 다양한 hidden dimension과 dropout 값을 적용하고 나서 가장 성능이 좋은 값이 hidden dim=64, dropout=0.3이었다. 이는 30%의 게이트의 작용을 멈춰주어 overfitting을 방지하기 위함이다. LSTM 계층의 마지막 은닉 상태(hidden state)는 완전연결층(fully connected layer)을 통해 단일 출력 값, 즉 1차원 값으로 변환된다.

학습 과정에서는 평균제곱오차(MSE)를 손실 함수(loss function)로 사용하고, Adam Optimizer를 통해 learning rate을 조절하였다. 과적합을 방지하기 위해 일정 epoch 동안 validation loss가 개선되지 않으면 학습을 조기 종료하는 Early Stopping을 적용하였다. 전체 데이터는 시계열 순서를 유지한 채 train : validation : test 비율을 8:1:1로 분할하였다. 일반적인 경우에는 7:1:2의 비율을 사용하지만, 데이터의 수량이 부족한 특성 때문에 학습에 가능한 많은 데이터를 투자하고자 비율을 일반적 형태와 다르게 적용하였다. 한편 시계열 데이터를 무작위로 섞는 shuffle은 적용하지 않았다. 시계열 데이터의 시간 흐름은 모델 학습에 있어 주요한 정보이므로, 이를 시계열 데이터의 특성을 고려하지 않고 무작위로 섞는 경우 모델의 수렴 속도나 일반화 성능이 저하될 수 있기 때문이다. (Siarni-Namini et al., 2019)

[그림 17] LSTM, VAR의 수익률 예측치 비교

기간	실제수익률	LSTM_예측	VAR_예측
2024-01	-0.061424	-0.003983	0.019966
2024-02	0.056546	-0.003749	0.013931
2024-03	0.038702	-0.003434	0.013352
2024-04	-0.020068	-0.003347	0.005979
2024-05	-0.020847	-0.003001	0.005157
2024-06	0.059381	-0.002599	0.004295
2024-07	-0.009744	-0.002122	0.004451
2024-08	-0.035405	-0.001644	0.004415
2024-09	-0.030772	-0.002190	0.004390
2024-10	-0.014417	-0.003004	0.004354
2024-11	-0.040005	-0.002992	0.004351
2024-12	-0.023241	-0.002402	0.004357



실험 결과, LSTM 모델은 2024년 12개월에 대한 예측에서 전반적으로 VAR모델보다 안정적인 방향성과 추세를 반영하는 데 성공하였다. 이는 LSTM이 단순히 시차 정보만을 활용하는 것이 아니라, 최근 시점들의 동적 패턴을 비선형적으로 통합하는 방식으로 작동하기 때문이다. 그러나, 예측 정확도의 지표로 삼은 평균 절대 오차(MAE) 기준으로는 LSTM의 MAE가 0.041828, VAR의 MAE가 0.036366으로 VAR 모형이 더 나은 성능을 보였다. 이러한 결과는 LSTM의 구조적인 우수성이 반드시 더 높은 예측 성능으로 이어지지는 않으며, 특히 데이터가 충분히 확보되지 않은 상황에서는 오히려 단순한 선형 모델이 더 실용적인 선택이 될 수 있다는 점을 시사한다.

실험을 통해 확인된 모델의 한계는 크게 세 가지로 볼 수 있다. 첫째, 학습에 사용된 데이터의 양이 절대적으로 부족하였다. LSTM과 같은 딥러닝 모델은 일반적으로 최소한 수천 개 이상의 학습 샘플을 필요로 하며, 본 연구처럼 월 단위 시계열로 200개 내외의 샘플 수는 모델이 가진 표현력을 충분히 활용하기 어렵게 만든다. 실제로 비슷한 알고리즘 구조로 데이터 양이 월등히 많은 S&P500의 수익률을 예측한 결과, VAR보다 그 성능이 더 우수함을 알 수 있었다. 둘째, 모델의 복잡도가 높아질수록 overfitting의 위험이 증가하였다. 실험 초기 이용한 attention이나 bidirectional LSTM는 학습 데이터에 overfitting되어 테스트셋에서 예측력이 급격히 하락하는 경향이 있었다. Noise가 많은 금융 시계열 데이터 특성상 Noise와 Signal을 분류하여 Signal을 학습하는데 어려움이 있었다. 셋째, hyperparameter(Learning rate, hidden dimension, layer, dropout 등)의 설정이 수작업에 의존했다는 점에서, 최적 조합을 자동으로 탐색하지 못했다는 한계가 존재한다.

이러한 한계를 보완하기 위한 개선 방향으로 모델 성능을 향상시키기 위한 방법으로 TimeGAN, Optuna, 베이지안 최적화와 같은 기법을 활용할 수 있다. TimeGAN은 시계열 데이터에서 데이터 증강을 통해 훈련 데이터를 늘리고, 모델이 더 많은 데이터를 학습할 수 있도록 돕는다. 이는 특히 금융 시계열 데이터에서 비선형성과 시계열적 의존성을 반영할 수 있

어, overfitting 문제를 완화할 수 있다. 또한, Optuna와 베이지안 최적화는 hyperparameter tuning을 자동화하여 효율적인 알고리즘 마련이 가능하게 한다. 이 기법은 LSTM 모델에서 중요한 hyperparameter를 최적화하여, 성능을 극대화하는 데 기여할 수 있다. 더 나아가, 변수별 통계적 특성에 맞는 정규화 방법을 적용하는 것이 중요하다. Min-Max 정규화나 Z-score 정규화, robust scaling과 같은 기법을 통해 각 변수의 분포에 적합한 방식으로 데이터를 전처리 함으로서 모델 학습을 더욱 효율적으로 만들고 overfitting 위험을 줄일 수 있다. 이와 같은 기법들은 딥러닝 모델의 성능을 향상시키고, 향후 금융 시장 예측의 정확도를 높이는 데 중요한 역할을 할 것이다.

## IV. 결론

본 연구는 코스피 수익률에 영향을 미치는 주요 거시경제 변수들(M2, CPI, 환율, 회사채 수익률)의 상호작용 구조를 분석하고, 이를 바탕으로 선형 VAR 모형과 비선형 LSTM 모형을 비교하여 예측력을 검증하고자 하였다. 이를 위해 1987년부터 2024년까지의 데이터를 5개의 소표본 시기로 나누어 각각의 경제 국면에 따른 변수 간 그랜저 인과관계, 충격반응함수, 예측오차 분산분해 구조를 분석하였다.

그랜저 인과관계 분석 결과, 1997년부터 2024년까지 코스피 수익률(RET)이 거시경제 변수들(CPI, ER, M2, CB)과 그랜저 인과관계를 보이지 않았다는 것은 이 시기 주식시장이 물가·환율·통화·금리 등 전통 지표보다 글로벌 금융위기, 외환위기, 저금리 정책, 코로나 팬데믹 등 외생적 충격과 정책 기대, 외국인 수급, 특정 산업 호황 및 기업 fundamental 변화 등 비정형적인 요인에 더 크게 영향을 받았음을 의미하며, 이는 거시지표의 예측력이 낮아진 한국 금융시장의 구조적 변화와 정책 신뢰성의 한계, 주식 수익률의 높은 변동성과 외생성에서 비롯한 현상으로 해석될 수 있다.

충격반응함수 분석을 통해 거시경제변수의 충격에 대한 코스피 수익률의 반응을 동적으로 분석할 수 있었다. 금리의 경우, '금리는 주식 수익률에 부정적 영향을 미친다'는 통상적인 관념을 깨고 상황에 따라 정반대의 반응이 나타날 수 있음이 드러났다. 환율의 경우, 충격 초기 부(-)의 반응이 나타났다가 이후 정(+)의 반응으로 전환됨 역시 동적분석으로 알 수 있었다. 하나의 사건에 대한 결과를 이분법적으로 보는 시각에서 나아가 더욱 다채로운 결과를 보여주는 분석방법일 것이다. 단, 반응함수가 양 또는 음의 반응을 보이더라도 신뢰구간이 축에 닿음으로써 0의 값을 보이기도 하는데, 이런 경우 95% 신뢰구간에서 통계적으로 유의하지 않을 수 있음에 유의하여 해석해야 할 것이다.

예측오차 분산분해 분석을 통해 경제위기 상황일 경우 환율과 금리가 원인으로 크게 작용함을 확인하였다. 또한 전체적으로 CPI가 다른 거시경제변수에 비해 영향력이 낮음을 확인하였다. 따라서 거시경제변수가 코스피 수익률에 영향을 미치지만, 상황에 다르게 다른 비중으로 나타나고 경제 위기 상황에서 거시경제변수가 코스피 수익률에 영향을 크게 미침을 실증적으로 분석하였

다.

딥러닝 기반 예측모형인 LSTM을 통한 실험에서는, 방향성과 추세 반영 측면에서는 LSTM이 VAR보다 우수한 성능을 보였지만, MAE 기준의 정량적 성능에서는 VAR이 더 우수한 결과를 보였다. 이는 LSTM의 높은 표현력에도 불구하고 데이터의 제한성과 overfitting 문제로 인해 예측력에서 오히려 불안정한 결과를 초래할 수 있음을 보여준다. 특히 금융 시계열 데이터는 Noise가 많기 때문에, 모델의 복잡성은 반드시 성능 향상으로 이어지지 않음을 본 연구는 실증적으로 확인하였다.

종합하자면, 코스피 수익률은 시계열적 자기회귀 특성을 지니고 있지만, 위기 상황에서는 거시 경제 변수의 외생적 충격에 민감하게 반응하는 구조를 보이며, 이에 따라 경제 상황별로 거시 변수의 영향력이 달라지는 동태적 관계를 가지는 것으로 나타났다. 이는 경제정책 수립이나 자산시장 투자 전략에 있어 거시 환경의 국면별 해석이 중요함을 시사한다.

향후 연구에서는 더 발전된 형태의 VECM(Vector Error Correction Model)을 기반으로 변수 간의 공적분 관계를 고려하여 더 정교한 분석을 할 수 있다. 딥러닝 측면에서는 LSTM 모델의 예측 성능을 개선하기 위해 TimeGAN을 통한 시계열 데이터 증강을 통해 더 높은 정확도를 기대할 수 있다. 궁극적으로 더 엄밀한 형태의 선형, 비선형 모델을 통한 분석을 진행하는 것이 요구된다.

## V. 참고문헌

(국문)

- 김형규, 신용재. (2017). 거시경제변수가 주식수익률에 미치는 영향에 관한 연구, 30(1), 33-52.
- 김종권. (1999). 주식수익률에 대한 거시경제변수의 영향분석. 재무관리연구, 16(1), 155-170.
- 김종권. (2005). 주가수익률에 대한 각국별 거시경제변수의 영향분석 - VAR모형 사용 -. 2005년도 대한안전경영과학회 추계학술대회, 537-557.
- 이윤구. (2021). 주식수익률에 대한 거시경제변수의 상황별 영향. 경영컨설팅연구, 21(1), 103-119.
- 조영경. (1999). 주요 거시경제변수와 KOSPI 간의 실증적 영향도 분석 - IMF 이전과 이후의 비교. 경영학연구, 28(3), 589-608.

(영문)

- Fischer, T., & Krauss, C. (2018). Deep learning with long short-term memory networks for financial market predictions. *European Journal of Operational Research*, 270(2), 654-669. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.11.054>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Pilla, P., & Mekonen, R. (2025). Forecasting S&P 500 using LSTM models. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2501.17366>
- Siami-Namini, S., Tavakoli, N., & Siami Namin, A. (2019). A comparison of ARIMA and LSTM in forecasting time series. In *Proceedings of the 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)* (pp. 1394-1401). <https://doi.org/10.1109/ICMLA.2018.00227>