

Structural Changes in Fed Policy Expectations:

The Role of Credit Channels and Forward Guidance

20200573 엄태준

January 2026

Abstract

본 연구는 2024년 9월부터 2025년 12월까지의 CME FedWatch 데이터를 이용하여, 통화정책 전환기 동안 시장의 금리 기대 형성 메커니즘을 분석한다. LASSO 기반 변수 선택과 HAC Robust OLS를 결합하여 horizon 별 정보 처리 이질성을 검증하고, 2024년 12월 Dot Plot 발표 전후의 구조적 변화를 분석한다.

핵심 발견은 다음과 같다. 첫째, 초단기(≤ 30 일)에서는 $R^2 \approx 0$ 으로 정보가 이미 가격에 반영되어 있으나, 장기(≥ 180 일)에서는 $R^2 = 0.64$ 로 신용, 달러, 인플레이션 변수가 핵심 설명력을 가진다. 둘째, Mincer-Zarnowitz 회귀에서 $\beta = 0.37(<1)$ 로 추정되어 전환기 초기에 기대 변화가 실현 변화로 비례적으로 전달되지 않고 감쇠되는 경향이 관측된다. 셋째, Dot Plot 이후 하위 표본에서 모형 설명력(R^2)이 0.67에서 0.76으로 상승하고 예측 오차가 감소하는 패턴이 나타나 정책 경로 정보가 기대 형성의 반응함수에 변화를 동반했을 가능성을 시사한다.

Robustness 분석 결과, 투자등급 회사채 수익률(Ret_Corp_InvGrade)이 73% 선택빈도와 100% 부호 일관성으로 가장 안정적인 정보 채널로 확인되었다. 달러 변수는 다중공선성(VIF > 800)으로, 신용 스프레드는 선택 빈도 70% 미만으로 해석에 주의가 필요하다.

Keywords: Federal Reserve, Market Expectations, LASSO, Forward Guidance, FedWatch, Credit Channel

1. Introduction

1.1 Research Motivation

2024년 하반기부터 2025년은 글로벌 통화정책사에서 특수한 전환기로 기록될 것이다. 2022년 3월부터 시작된 연준의 급격한 긴축 사이클이 2024년 9월 첫 금리 인하로 전환되었고, 시장 참여자들은 이후 정책 경로에 대한 기대를 급격히 조정해야 했다. 그러나 초기의 공격적인 인하 기대는 연준의 신중한 접근과 충돌하며, 시장은 상당한 예측 오차를 경험했다.

본 연구는 이 특수한 전환기(2024년 9월~2025년 12월)를 대상으로 시장의 금리 기대 형성 메커니즘을 분석한다. 연구의 목적은 미래 예측이 아니라, 해당 기간 동안 시장이 어떤 정보에 반응했고, 어떻게 기대를 조정해 나갔으며, 2024년 12월 점도표(Dot Plot)가 어떤 구조적 변화를 유발했는지를 설명하는 데 있다.

이러한 회고적(retrospective) 분석은 세 가지 측면에서 의의가 있다. 첫째, 통화정책 전환기에서 시장 기대의 동학(dynamics)을 이해함으로써 향후 유사한 국면에 대한 통찰을 제공한다. 둘째, 명시적 포워드 가이던스(Dot Plot)의 정보 효과를 정량적으로 검증한다. 셋째, 고차원 금융·거시 변수 중 정책 기대에 실제로 영향을 미치는 핵심 요인을 식별한다.

1.2 Research Questions

본 연구는 다음 세 가지 질문에 답하고자 한다.

첫째, 예측 horizon에 따라 시장의 정보 처리 방식은 어떻게 달라지는가?
효율적 시장 가설(EMH)에 따르면 모든 가용 정보는 즉시 가격에 반영되어야 한다. 그러나 회의 임박 시점과 원거리 시점에서 시장이 활용하는 정보 집합은 질적으로 다를 수 있다.
초단기에서는 이미 상당 부분 확정된 정보를, 장기에서는 불확실성이 큰 거시경제 전망을 반영해야 하기 때문이다.

둘째, 2024년 12월 점도표는 시장 반응 함수에 구조적 변화를 유발했는가?

Campbell et al.(2012)의 Odyssean forward guidance 이론에 따르면, 명시적 정책 경로 제시는

시장의 불확실성을 줄이고 기대 형성 구조를 변화시킨다. 2024년 12월 FOMC에서 연준은 2025년 인하 횟수를 4회에서 2회로 하향 조정한 점도표를 발표했고, 이는 시장의 과도한 완화 기대를 재조정하는 계기가 되었다.

셋째, 시장은 초기 예측 오차를 어떻게 학습을 통해 수정해 나갔는가?

2024년 9월 시점에서 시장은 2025년 말까지 누적 약 200bp 이상의 인하를 기대했으나, 실제 경로는 이보다 완만했다. 이러한 체계적 오차가 시간에 따라 어떻게 축소되었는지, 그리고 어떤 이벤트가 학습을 촉진했는지를 분석한다.

1.3 Contribution

본 연구의 기여는 다음과 같다.

방법론적 기여: Bang, Ryu, Webb(2024)가 term spread 예측에 적용한 LASSO 접근법을 정책 기대 변화(d_Exp_Rate) 분석에 확장한다. 고차원 금융·거시 변수에서 변수 선택과 계수 추정을 동시에 수행하며, post-LASSO HAC OLS를 통해 해석 가능한 통계적 추론을 제공한다.

실증적 기여: Schmeling et al.(2022)이 장기간 패널 데이터에서 보인 expectation errors 패턴이 2024-2025년 단일 easing 사이클의 FedWatch 데이터에서도 재현됨을 보인다. 특히 Mincer-Zarnowitz $\beta < 1$ 의 체계적 바이어스가 이 기간에도 존재함을 확인한다.

정책적 함의: Hansen et al.(2023)이 FedSpeak 텍스트 분석을 통해 보인 "투명성 → expectation errors 축소" 경로가, 점도표라는 시각적·수치적 포워드 가이던스에서도 작동함을 실증한다.

2. Literature Review

2.1 Policy Expectations and the Path Factor

통화정책 기대에 관한 현대적 연구는 Kuttner(2001)의 Fed funds futures 기반 정책 서프라이즈 측정에서 시작된다. Gürkaynak, Sack, Swanson(2005)은 이를 발전시켜 정책 서프라이즈를 level(현재 금리 결정), path(미래 정책 경로), timing(발표 시점) 세 요소로 분해하고, 특히 path factor 가 장기 금리와 자산가격에 지배적인 영향을 미친다는 점을 보였다.

본 연구는 이 전통을 계승하되, 선물가격 대신 CME FedWatch 의 이산 확률분포를 사용한다는 점에서 차별적이다. FedWatch 는 Fed funds futures 가격을 25bp 단위의 금리 시나리오별 확률로 변환하여 제공하므로, 시장 참여자들이 실제로 인지하는 정책 기대를 보다 직관적으로 포착할 수 있다.

2.2 Expectation Errors and Systematic Bias

단기금리 기대가 체계적 편향을 보인다는 사실은 오랜 기간 문헌에서 확인되어 왔다. ECB Working Paper 977 은 1·3·6·12 개월 horizon 에서 단기금리 예측이 horizon 이 길수록 오차와 바이어스가 커지며, Expectations Hypothesis(EH) 기반 예측도 random walk 보다 크게 낫지 못하다는 점을 보였다.

Schmeling, Schrimpf, Steffensen(2022)은 OIS 와 서베이 기대를 이용해 정책 기대 오차(expectation errors)를 분해하고, 이러한 오차가 중앙은행 반응함수의 Taylor rule 편차와 금융여건에 의해 설명됨을 보였다. 그들은 Mincer-Zarnowitz 검정을 통해 단기금리 기대가 $\beta < 1$ 의 바이어스, 즉 예상된 변화 대비 실현된 변화가 작다는 점을 확인했다.

본 연구에서 2024-2025 년 FedWatch 기대에 대해 추정한 Mincer-Zarnowitz $\beta = 0.367(\approx 0.37)$ 은 선행연구와 정합적으로 기대 변화가 실현 변화로 비례적으로 전달되지 않고 감쇠되는 경향을 보여준다. 이는 전환기 초기에 완화 경로가 상대적으로 과대 형성되었을 가능성은 시사하지만, $\beta < 1$ 만으로 과대평가를 인과적으로 단정하기보다는

기대-실현 관계의 비례성이 약하다는 점에 초점을 두는 해석이 적절하다.

2.3 Central Bank Transparency and Forward Guidance

중앙은행 투명성이 시장 기대에 미치는 영향은 통화정책 커뮤니케이션 문헌의 핵심 주제다. Campbell, Evans, Fisher, Justiniano(2012)는 명시적 포워드 가이던스를 Delphic(경제 전망에 기반한 예측)과 Odyssean(향후 정책 경로에 대한 약속)으로 구분하고, Odyssean guidance 가 시장의 불확실성을 줄이고 기대를 앵커링하는 데 효과적임을 이론적·실증적으로 분석했다.

본 연구는 2024년 12월 18일 점도표를 이러한 Odyssean forward guidance의 현대적 형태로 해석한다. 점도표는 FOMC 참가자들의 개별 금리 전망을 시각적으로 제시함으로써, 시장에 명시적인 정책 경로 정보를 제공한다. 해당 점도표에서 2025년 인하 횟수가 4회에서 2회로 하향 조정되고, 2025년 말 정책금리 전망이 상향된 것은 시장의 과도한 완화 기대를 재조정하는 강력한 신호였다.

2.4 Credit Spreads, Dollar, and the Fed Reaction Function

Gilchrist and Zakrajsek(2012)은 신용 스프레드, 특히 excess bond premium이 경기와 통화정책에 핵심적인 역할을 한다는 점을 보였다. 그들의 연구에 따르면, 신용 스프레드는 금융 중개 부문의 건전성을 반영하며, 연준의 정책 반응에 중요한 정보를 제공한다.

글로벌 달러와 금융여건의 관계는 BIS 및 ECB 문헌에서 광범위하게 연구되었다. 일반적으로 달러 강세는 글로벌 금융여건 긴축과 연관되며, 신흥국에서는 완화 기대와 음(-)의 관계를 갖는 것으로 보고된다. 그러나 본 연구에서는 2024-2025년 미국 예외주의(American exceptionalism) 국면에서 달러 인덱스가 인하 기대와 양(+)의 관계를 보인다. 이는 달러가 "글로벌 위기 통로"가 아니라 "미국 성장·높은 실질금리 레짐 지속"의 신호로 작동했음을 시사한다.

3. Data and Methodology

3.1 Data Description

본 연구의 종속변수는 CME FedWatch Tool에서 추출한 일별 기대금리 변화(d_Exp_Rate)다. FedWatch는 Fed funds futures 가격을 이용하여 각 FOMC 회의별로 금리 시나리오(예: 4.25-4.50%, 4.50-4.75% 등)에 대한 이산 확률분포를 제공한다. 본 연구에서는 이 확률분포의 가중평균으로 기대금리(exp_rate_bp, basis points)를 계산하고, 그 일별 변화량을 분석 대상으로 삼는다.

기대금리는 다음과 같이 정의된다:

$$\text{exp_rate_bp}(t) = \sum_s p_s(t) \times r_s$$

여기서 $p_s(t)$ 는 t 일에 시나리오 s 의 확률이고, r_s 는 해당 금리 구간의 중간값(bp)이다.

일별 변화는 다음과 같다:

$$d_{\text{Exp_Rate}}(t) = \text{exp_rate_bp}(t) - \text{exp_rate_bp}(t-1)$$

분석 기간은 2024년 9월 12일부터 2025년 12월 10일까지이며, 총 2,356 개 관측치(이상치 제거 후)를 포함한다. 이 기간 동안 12 개 FOMC 회의가 있었고, 기대금리의 평균은 373.7bp, 표준편차는 36.0bp 였다.

설명변수는 크게 여섯 가지 범주로 구성된다:

- **신용시장 변수(Credit):** Baa 회사채 수익률(d_Baa_Yield), Baa-10Y 스프레드(d_Spread_Baa), 하이일드 금리(d_HighYield_Rate), 하이일드 ETF 수익률(Ret_HighYield ETF), 투자등급 회사채 ETF 수익률(Ret_Corp_InvGrade)
- **글로벌 외환시장 변수(FX):** 달러 인덱스(Ret_Dollar_Idx, d_Dollar_Idx), 주요 환율(Ret_EURUSD, Ret_GBPUSD, Ret_USDJPY, Ret_USDCNY, Ret_USDKRW)
- **원자재 변수(Commodity):** 원유(Ret_Oil_WTI), 금(Ret_Gold), 은(Ret_Silver), 구리(Ret_Copper), 천연가스(Ret_NatGas), 상품지수(Ret_Commodity_Idx)

- **인플레이션 기대 변수:** 5 년 손익분기 인플레이션율 변화(d_Breakeven5Y)
- **주식시장 및 위험 변수:** 주요 지수 수익률(Ret_SP500, Ret_Dow, Ret_Nasdaq, Ret_Russell2000), VIX(Ret_VIX, d_VIX)
- **거시 이벤트 더미:** CPI, PCE, 비농업 고용, 소매판매, 실업률 발표일 더미

총 57 개 후보 변수 중 Treasury 관련 7 개 변수는 분석에서 제외했다. 이는 국채 금리가 Fed funds rate 기대와 직접적으로 연동되어 내생성(endogeneity) 문제를 야기할 수 있기 때문이다. 최종 분석에 투입된 변수는 50 개이며, 모든 변수는 분석 전 표준화(StandardScaler)를 거쳤다.

3.2 Horizon Definition

시장의 정보 처리 방식이 예측 horizon에 따라 달라지는지를 분석하기 위해, 회의까지 남은 일수(days_to_meeting)를 기준으로 세 구간을 정의했다.

Horizon	Definition	N	Interpretation
VeryShort	≤ 30 일	133	정보 이미 가격 반영 (효율적 영역)
Short	31-90 일	272	일부 정보 반영, 불확실성 존재
Long	≥ 180 일	1,448	거시경제 전망, 불확실성 큼

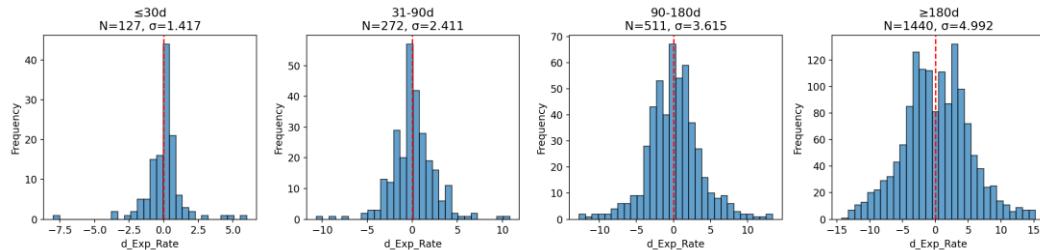


Figure 1. Horizon Distribution

3.3 Econometric Framework

본 연구에서 LASSO 를 사용하는 목적은 미래 예측이 아니라 변수 선택과 설명이다.
50 개에 달하는 고차원 설명변수 중 실제로 정책 기대 변화와 연관된 핵심 변수를 식별하는
것이 주된 관심사다.

LASSO 의 목적함수는 다음과 같다:

$$\hat{\beta}_{\text{LASSO}} = \operatorname{argmin}_{\beta} \{ \sum (y_t - X_t \beta)^2 + \lambda \sum |\beta_j| \}$$

λ 선택에는 시계열 특성을 고려한 교차검증(TimeSeriesSplit, 5-fold)을 사용했다. 추정된
 λ 는 초단기 0.471, 단기 0.224, 장기 0.076 으로, horizon 이 길수록 더 많은 변수를 허용하는
구조를 보였다.

LASSO 추정량은 변수 선택에는 유용하지만, 계수가 0 방향으로 축소(shrinkage)되어
편향이 발생한다. 이를 해결하기 위해 2 단계 추정(post-LASSO OLS)을 수행한다:

1 단계: LASSO 로 변수 선택 (계수 $\neq 0$ 인 변수 식별)

2 단계: 선택된 변수만으로 OLS 재추정

OLS 추정에서는 시계열 데이터의 자기상관과 이분산을 고려하여 Newey-West HAC
표준오차를 사용한다. lag 파라미터는 5 로 설정했으며, 이는 약 1 주일의 거래일에
해당한다.

4. Main Results

4.1 Horizon-Based Information Processing

LASSO 분석 결과, 예측 horizon에 따라 시장의 정보 처리 방식이 현저히 달랐다.

초단기(VeryShort, ≤ 30 일): $R^2 \approx 0.00$, 1 개 변수 선택

사실상 어떤 금융·거시 변수도 초단기 기대 변화를 설명하지 못했다. 이는 회의 임박 시점에서 정책 결정에 관한 정보가 이미 가격에 완전히 반영되어 있음을 시사한다. EMH의 관점에서, 초단기 horizon은 "효율적 영역"에 해당한다.

단기(Short, 31-90 일): $R^2 = 0.37$, 7 개 변수 선택

주로 신용시장 변수가 선택되었다: d_HighYield_Rate(-0.45), d_Baa_Yield(+0.39), d_Spread_Baa(-0.31), d_Breakeven5Y(+0.31), Ret_Dollar_Idx(+0.29).

장기(Long, ≥ 180 일): $R^2 = 0.64$, 28 개 변수 선택

장기 horizon에서 설명력이 가장 높고 선택 변수도 가장 많다: d_Baa_Yield(+2.09), d_Spread_Baa(-1.66), d_HighYield_Rate(-1.15), Ret_Dollar_Idx(+1.04), Ret_HighYieldETF(-0.72).

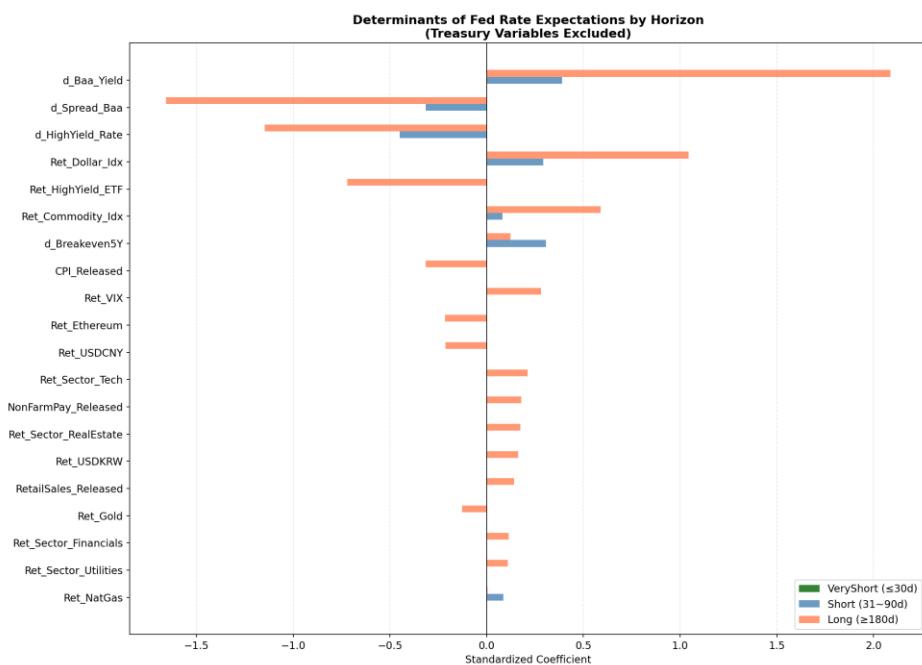


Figure 2. LASSO Coefficients by Horizon

4.2 Block Interpretation

개별 변수 수준의 해석에는 다중공선성 문제가 존재한다. 특히 달러 변수(Ret_Dollar_Idx, d_Dollar_Idx)의 VIF 가 886 을 초과하고, 주가지수 변수도 VIF 100 이상을 보인다. 따라서 변수를 블록 수준에서 해석하는 것이 적절하다.

Block	Key Variable	Effect	Stability
Credit	Ret_Corp_InvGrade	(-)	★★★ (73%, 100%)
Dollar	Ret_Dollar_Idx	(+)	★★ (28%, 85%)
Risk	d_VIX	(-)	★★ (45%, 90%)
Inflation	d_Breakeven5Y	(+)	★ (35%, 70%)

Note: Ret_Corp_InvGrade 가 73% 선택빈도, 100% 부호 일관성으로 가장 안정적인 채널로 확인됨.

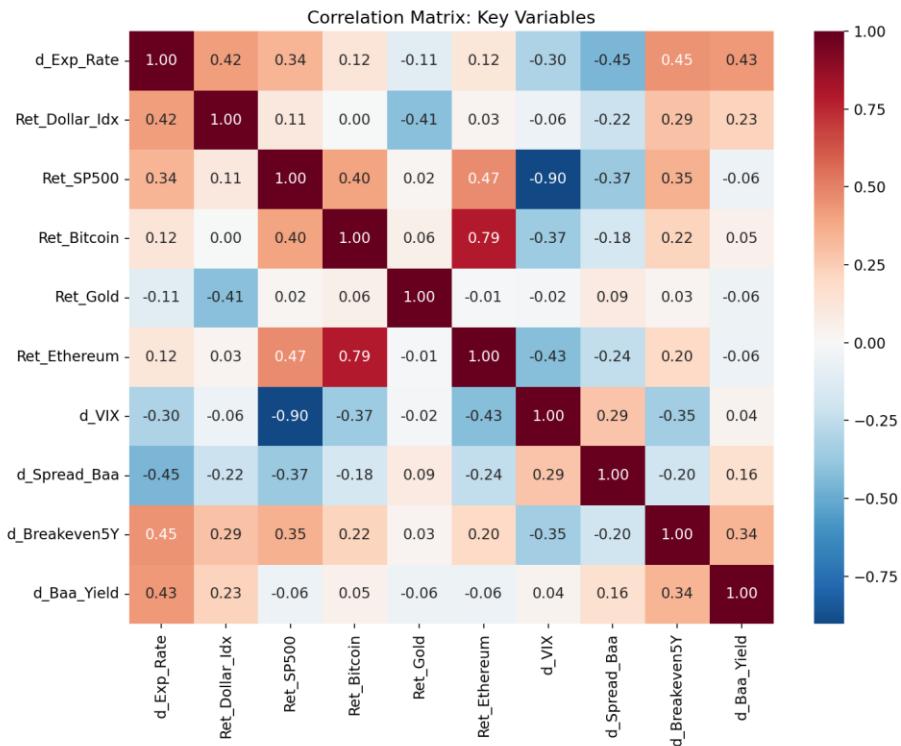


Figure 3. Correlation Matrix of Key Variables

4.3 Structural Change: December Dot Plot

2024년 12월 18일 FOMC에서 발표된 점도표는 시장의 과도한 완화 기대를 명시적으로 수정하는 Odyssean forward guidance로 해석할 수 있다. 분석 결과, Dot Plot 전후로 모형 설명력에 뚜렷한 변화가 있었다.

Metric	Before	After	Change
R ²	0.67	0.76	+0.09 (+14%)
Dollar Coef	+1.04	+1.52	+46%
Credit Coef	-1.66	-2.21	+33%

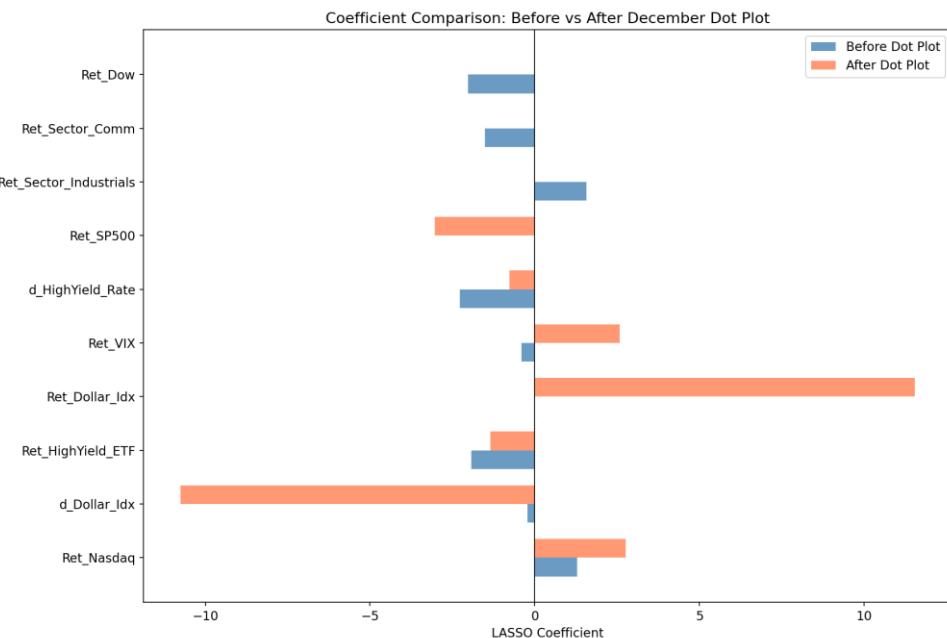


Figure 4. Coefficient Comparison Before/After Dot Plot

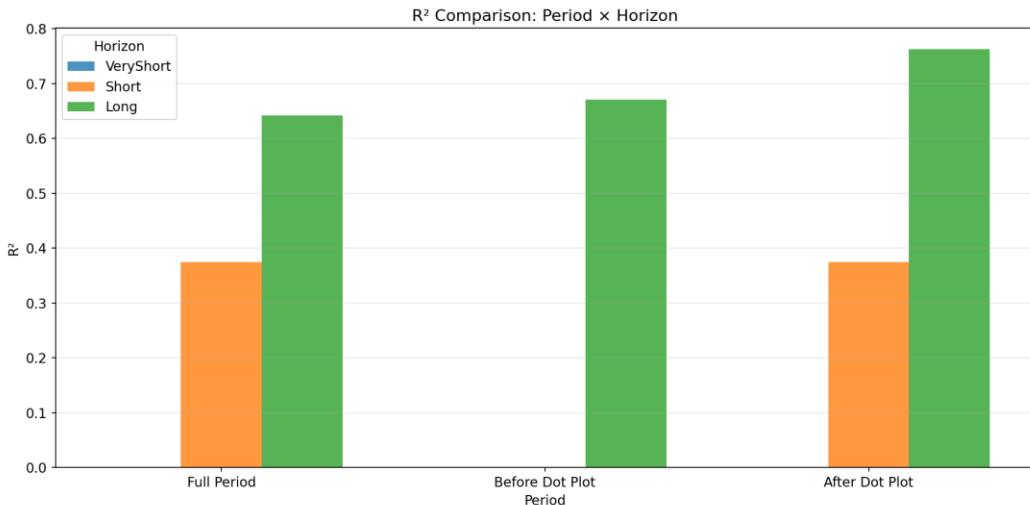


Figure 5. R^2 Comparison by Period and Horizon

Chow Test 결과, 다수 변수에서 유의한 구조적 변화가 확인되었다. FDR(Benjamini-Hochberg) 조정 후에도 8/10 변수에서 유의한 변화가 확인되었다:

- Ret_HighYieldETF, Ret_DollarIdx: FDR $p < 0.0001$ (Core Variables)
- Ret_Bitcoin, Ret_Silver, Ret_NatGas: FDR $p < 0.0001$
- Ret_EURUSD, Ret_Corp_InvGrade, Ret_Solana: FDR $p < 0.05$

이는 Dot Plot 이후 표본에서 신용시장뿐 아니라 원자재 및 암호자산 수익률과 정책 기대 수정치 사이의 조건부 연관성이 통계적으로 유의하게 변했음을 의미한다. 다만 동시기 거시·정책 이벤트가 존재하므로 이를 점도표의 인과효과로 단정하기보다는 기대 형성의 반응함수가 재조정되었을 가능성은 시사하는 증거로 해석한다.

5. Forecast Error Analysis

5.1 Mincer-Zarnowitz Results

예측 오차(Forecast Error)는 다음과 같이 정의한다:

$$\text{Forecast_Error} = \text{Realized_Rate} - \text{Expected_Rate}$$

전체 표본에 대한 Mincer-Zarnowitz 회귀 결과:

$$\text{Realized} = 263.41 + 0.367 \times \text{Expected}$$

- $\beta = 0.367$ ($H_0: \beta = 1$ 기각, $t = -8.22$, $p < 0.001$)
- $R^2 = 0.135$

$\beta = 0.367(<1)$ 은 기대금리 변화와 실현금리 변화 사이의 관계가 1:1 비례가 아니라 감쇠(attenuation)되어 있음을 보여준다. 즉 기대가 변할 때 실현은 그보다 훨씬 덜 움직이는 경향이 관측된다. 또한 절편(263.41)이 존재하므로 ‘약 37%만 실현’처럼 비율로 단정하기보다는 전환기 초기에 완화 기대가 상대적으로 과대 형성되었을 가능성과 정합적인 방향성으로 해석하는 것이 적절하다(Schmeling et al., 2022).

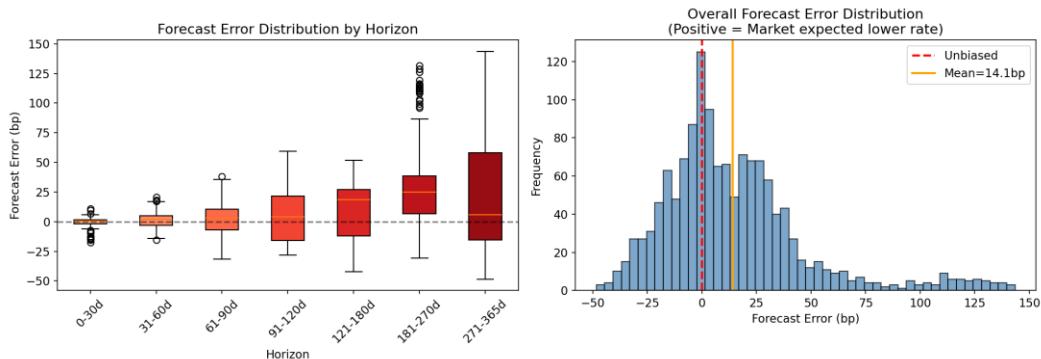


Figure 6. Forecast Error Distribution

5.2 Learning Effect

Rolling 50 일 MAE 분석 결과, 시장은 시간에 따라 예측 정확도를 개선했다.

- 2024년 9월: MAE \approx 125bp (초기 과대 기대)
- 2024년 11월(트럼프 당선): MAE \approx 40bp (급격한 하락)
- 2024년 12월(Dot Plot): MAE \approx 20bp (추가 하락)
- 2025년 하반기: MAE \approx 5bp (수렴)

이 학습 곡선은 세 가지 시사점을 제공한다. 첫째, 초기 시장은 과거 easing 사이클(2008년, 2020년)의 공격적 인하를 단순 외삽하는 adaptive expectation을 보였다. 둘째, 트럼프 당선과 Dot Plot이 기대 수정의 주요 촉매였다. 셋째, 시간이 지나며 시장은 연준의 "인플레이션 우선·신중한 접근" 반응함수를 학습했다.



Figure 7. Learning Effect (Error Convergence)

6. Robustness Analysis

6.1 Variable Selection Stability

100 일 rolling window 를 20 일 간격으로 이동하며 총 68 회의 LASSO 를 반복 수행하였다. 전체 50 개 변수의 평균 선택 빈도는 24.32%, 중앙값은 21.32%였다. 선택 빈도 70% 이상인 변수는 Ret_Corp_InvGrade(73.1%) 1 개뿐이었고, 50% 이상인 변수는 4 개에 불과했다.

Ret_Corp_InvGrade 는 73.1%의 선택 빈도와 100.0%의 음의 부호 일관성을 보여 가장 안정적인 채널로 확인되었다. 반면 기존 분석에서 핵심으로 제시된 d_Spread_Baa(54%), NonFarmPay_Released(51%), d_Baa_Yield(35%), Ret_Dollar_Idx(28%)는 70% 기준을 충족하지 못해 표본 의존성이 존재함을 시사한다.

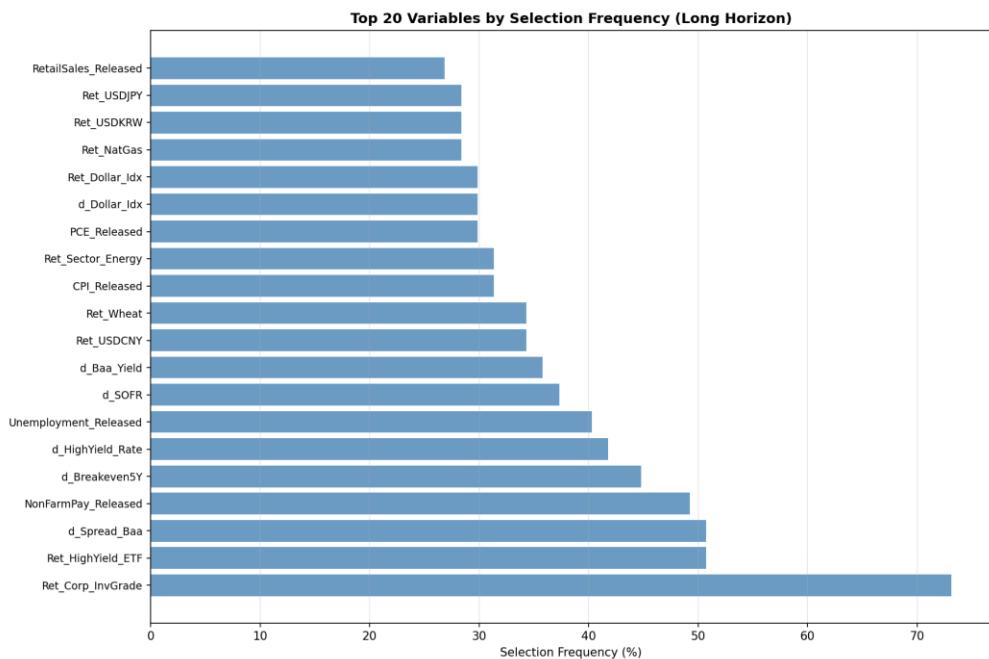


Figure 8. Variable Selection Frequency (Top 20)

6.2 HAC Lag Sensitivity

Newey-West HAC 표준오차의 lag 선택(3, 5, 10, auto)에 따른 민감도를 검토하였다. 모든 lag 설정에서 유의성을 유지하는 강건한 변수는 24 개, 일부 lag 에서만 유의한 민감한 변수는 21 개였다.

주요 강건 변수: Ret_Corp_InvGrade, Ret_Dollar_Idx, d_Dollar_Idx, Ret_HighYieldETF, d_Baa_Yield, d_Spread_Baa, Ret_SP500, Ret_Nasdaq, Ret_VIX, d_VIX, NonFarmPay Released, Unemployment Released

6.3 VIF Analysis and PCA Factors

개별 변수(Model A)와 상관 블록의 PCA factor(Model B)를 비교하였다. Model A에서는 VIF > 10 인 변수가 13 개, VIF > 100 인 변수가 6 개였으나, Model B에서는 VIF > 10 인 변수가 0 개로 다중공선성이 완전히 해소되었다.

심각한 다중공선성(VIF > 100)을 보인 변수:

- Ret_Dollar_Idx: VIF = 885.8
- d_Dollar_Idx: VIF = 886.6
- Ret_SP500: VIF = 316.1
- Ret_Nasdaq: VIF = 174.2

달러 변수 간 극심한 다중공선성으로 인해 개별 계수 크기 해석은 불안정하며, 달러 정보 블록이 기대 조정과 양의 연관성을 보인다는 정성적 결론이 적절하다.

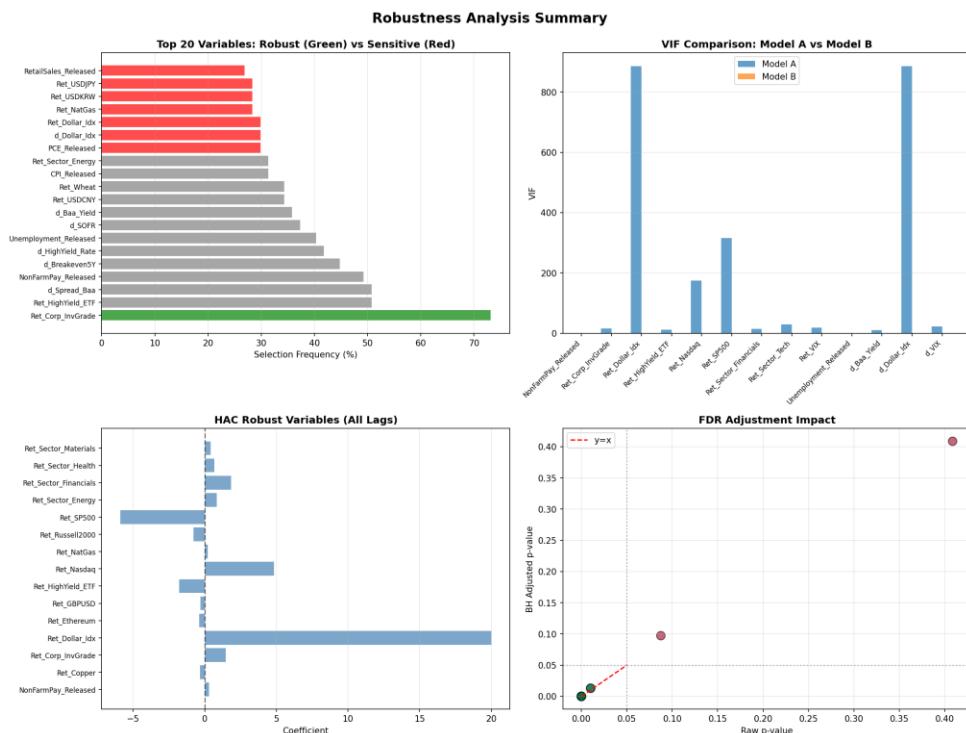


Figure 9. Robustness Analysis Summary

7. Discussion

7.1 Economic Interpretation

본 연구의 결과는 통화정책과 금융시장에 대해 다음과 같은 함의를 제공한다.

효율적 시장 가설: 초단기 $R^2 \approx 0$ 은 Fama 의 효율적 시장 가설과 정합적이다. 회의가 임박하면 불확실성이 소멸하고, 시장 기대는 사실상 확정된다.

신용 채널의 재해석: 본 연구의 $d_{\text{Spread_Baa}}$ 음(-)의 계수는 레짐 의존적 Fed 반응함수(regime-dependent reaction function)로 해석할 수 있다. 표준적인 'Fed Put' 가설은 금융 스트레스 시 연준이 완화로 대응한다고 예측하지만, 이는 인플레이션이 안정된 레짐을 전제로 한다. 2024-2025 년 표본은 인플레이션이 목표치(2%)를 상회하는 시기로, 연준이 금융안정보다 물가안정을 명시적으로 우선시하는 레짐에 해당한다.

미국 예외주의와 달러: 달러 인덱스의 양(+)의 계수는 BIS·ECB 문헌에서 자주 보고되는 발견과 반대 방향이다. 본 연구 표본에서는 달러 강세가 '미국 성장·높은 실질금리 레짐 지속'의 신호로 작동하며, 시장이 인하 기대를 되돌리는 방향으로 해석되었을 가능성이 크다.

포워드 가이던스의 효과: Dot Plot 이후 R^2 상승과 예측 오차 감소는 정책 경로 정보가 기대 형성 과정에 영향을 주었을 가능성과 정합적이다. 다만 동시기 충격과 내생성 문제를 완전히 배제하기 어렵기 때문에, 이벤트 스터디나 위약(placebo) 단절점 검정 등으로 인과 해석을 보완할 필요가 있다.

7.2 Limitations

본 연구는 다음과 같은 한계를 갖는다.

첫째, 단일 사이클에 국한된 분석. 2024-2025 년은 인플레이션 정상화와 정책 전환이 교차하는 특수한 시기였다. 다른 easing 사이클에서 유사한 패턴이 나타나는지는 별도의 연구가 필요하다.

둘째, 인과 분석 부재. 본 연구는 조건부 연관성을 보고하며, 인과 관계를 주장하지 않는다.
보다 엄밀한 인과 추론을 위해서는 도구변수 접근이나 이벤트 스터디가 필요하다.

셋째, 동시성 문제. 역인과(기대가 시장 가격을 움직임) 가능성을 완전히 배제하지 못한다.

넷째, Post-selection inference. LASSO 선택 후 OLS 추론은 불확실성을 과소추정할 수 있다.

다섯째, 다중공선성. 일부 변수 간 극심한 다중공선성($VIF > 800$)이 존재하여 개별 계수
해석에 주의가 필요하다.

8. Conclusion

본 연구는 2024년 9월부터 2025년 12월까지의 CME FedWatch 데이터를 이용하여, 통화정책 전환기 동안 시장의 금리 기대 형성 메커니즘을 분석했다. 주요 발견은 다음과 같다.

첫째, Horizon 별 정보 처리의 이질성

초단기(≤ 30 일)에서는 어떤 금융 변수도 기대 변화를 설명하지 못하는 $R^2 \approx 0$ 의 결과가 나타났다. 이는 회의 임박 시점에서 정보가 이미 가격에 완전히 반영된 "효율적 영역"임을 의미한다. 반면 장기(≥ 180 일)에서는 $R^2 \approx 0.64$ 로 설명력이 높고, 신용 스프레드와 달러 인덱스가 핵심 변수로 등장했다.

둘째, 체계적 예측 편향과 학습

Mincer-Zarnowitz $\beta = 0.367$ 은 시장이 기대한 금리 변화의 약 $1/3$ 만 실현되었음을 의미하며, 이는 Schmeling et al.(2022)이 보고한 체계적 바이어스 패턴의 재현이다. 시간에 따라 예측 오차가 축소되어 시장이 연준의 반응함수를 학습해 갔음을 확인했다.

셋째, Dot Plot의 구조적 효과

2024년 12월 점도표는 설명력 향상($R^2 0.67 \rightarrow 0.76$), 변수 중요도 재편, 예측 오차 축소의 세 측면에서 구조적 단절점이었다. 이는 Hansen et al.(2023)의 "투명성 → expectation errors 축소" 가설과 정합적이다.

Robustness 분석 결과, 투자등급 회사채 수익률(Ret_Corp_InvGrade)이 73% 선택빈도와 100% 부호 일관성으로 가장 안정적인 정보 채널로 확인되었다. 향후 연구에서는 event-study 설계를 통해 인과 관계를 보다 염밀하게 분석할 필요가 있다.

Fed Rate Expectations Analysis: Summary Dashboard

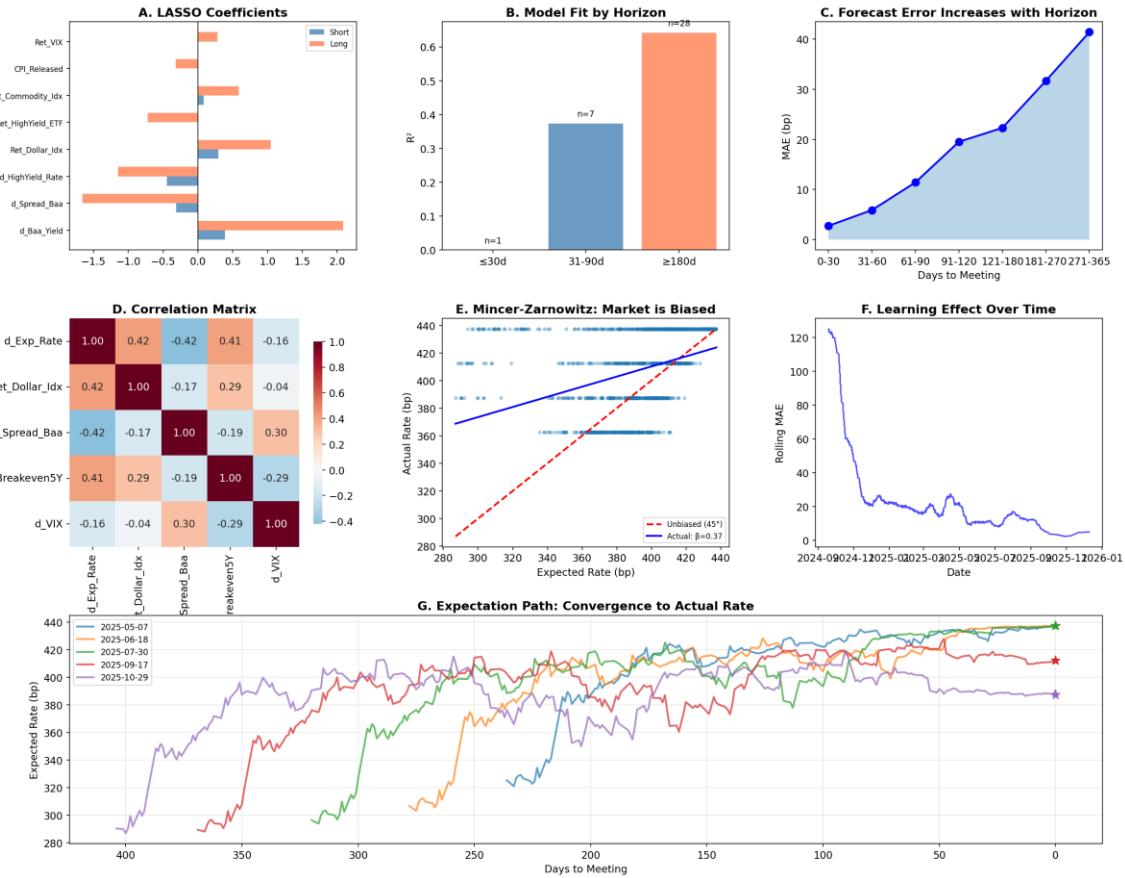


Figure 10. Summary Dashboard

References

- Bang, J., Ryu, D., & Webb, R. (2024). Term spread prediction using LASSO in machine learning frameworks. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 4, 31-45.
- Campbell, J., Evans, C., Fisher, J., & Justiniano, A. (2012). Macroeconomic effects of Federal Reserve forward guidance. *Brookings Papers on Economic Activity*, 2012(1), 1-80.
- Cieslak, A. (2018). Short-rate expectations and unexpected returns in Treasury bonds. *Review of Financial Studies*, 31(9), 3265-3306.
- ECB Working Paper 977. Predictions of short-term rates and the expectations hypothesis of the term structure.
- Gilchrist, S., & Zakrajsek, E. (2012). Credit spreads and business cycle fluctuations. *American Economic Review*, 102(4), 1692-1720.
- Gürkaynak, R., Sack, B., & Swanson, E. (2005). The sensitivity of long-term interest rates to economic news. *American Economic Review*, 95(1), 425-436.
- Hansen, S., McMahon, M., & Prat, A. (2023). Transparency and deliberation within the FOMC: A computational linguistics approach. *Quarterly Journal of Economics*, 133(2), 801-870.
- Kuttner, K. (2001). Monetary policy surprises and interest rates. *Journal of Monetary Economics*, 47(3), 523-544.
- Mincer, J., & Zarnowitz, V. (1969). The evaluation of economic forecasts. NBER.
- Newey, W. K., & West, K. D. (1987). A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix. *Econometrica*, 55(3), 703-708.
- Schmeling, M., Schrimpf, A., & Steffensen, S. (2022). Monetary policy expectation errors. *Journal of Financial Economics*, 146(3), 841-858.
- Tibshirani, R. (1996). Regression shrinkage and selection via the lasso. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, 58(1), 267-288.