

한국 주식시장 산업군별 장기기억 효과 분석

김 수 현(제1저자)

송실대학교 경영학부 (교수)

Long Memory Effects of Sector Indices in the Korean Stock Market

Kim, Soo-Hyun(First Author)

School of Business Administration, Soongsil University (Professor)

Abstract

Return predictability in the stock market has been an important research topic both in academia and industry. Many potential factors for return predictability have been discovered and tested, and a sizable literature in empirical studies have been accumulated. In statistical terms, it can be said that stock return predictability is related to the existence of long-term memory effects in the time series data. Researchers have applied various statistical techniques to verify the long-term memory effect of the Korean stock market, but they have analyzed it mainly using monthly data at the market index level. Although long memory effect is experimented in individual stock units recently in US stock market, Korean stock market has not been studied below market index level. Therefore, in this paper, we would like to provide a statistical overview of long-term memory effects by analyzing 18 KOSPI industry indices, as well as the composite stock index with daily, weekly, and monthly data.

Keywords : Long Memory, Stock Market, Predictability, Fractional Integration
 접수일(2021년 05월 11일), 수정일(2021년 05월 27일), 게재확정일(2021년 05월 28일)

I. 서 론

금융자산의 수익률 혹은 변동성에 대한 예측성은 자산가격 결정 분야의 오랜 연구 주제이며, 지금까지도 중요하게 다루어지고 있다. 효율적 시장가설을 기반으로 하는 랜덤워크(random walk)의 예측 불가능성부터 지속성이 유지되는 가격결정 요인 발굴에 이르기까지 예측력에 대한 이론적, 실증적 연구결과는 대단히 다양하며 심지어 상반된 결론도 상존한다.

경제학적 인과관계를 차치하고 데이터에 기반한 통계학적 측면에서 자산의 수익률 혹은 변동성에 대한 예측 가능성에 대해 살펴보면 소위 장기 기억 효과(Long Memory Effect)와 연관이 있다. Campbell and Ammer(1993)은 어떠한 요인이 장기간 꾸준히 통계적으로 유의하게 미래의 주식 수익률을 예측할 수 있다면, 그것은 시계열 데이터의 장기 의존성, 즉 장기 기억 효과에서 그 원인을 찾을 수 있다고 주장한다. 예측가능성을 시계열의 특성이 오랜기간 유지된다고 해석할 수 있다. 뒤에 다시 장기 기억 효과를 정의하겠지만 간략히 표현하자면 자기상관성(Autocorrelation)이 길게 유지된다고 이해할 수 있겠다. 특히 시계열 자료에서는 과거에 대한 기억의 효과가 모형의 핵심을 이룬다고 볼 수 있고, 최근 딥러닝 분야에서 조차 장기기억, 단기기억을 모두 모형화한 LSTM까지 등장하였고 이를 금융시장에 적용한 논문도 소개되었다(김수현, 2020).

장기 기억 효과는 시계열 자료가 활용되는 아주 많은 분야에서 연구가 이루어져왔는데 물리학과 기상학 등 자연과학부터 경제학과 금융재무학과 같은 사회과학까지 다양한 분야의 시계열 데이터를 통해 실증분석되어 오고 있다. 그 중에 경제학과 금융재무분야에서는 1990년대부터 2010년대 중반까지 국내외에 여러가지 연구가 보고되었으며, 모수 추정 방법 및 검정 방법론 개발 관한 계량경제학 문헌과 주식 수익률과 변동성의 장기 기억 효과 모수를 추정하고 해석하는 실증가격결정 모형 문헌의 두 가지로 대별된다. 본 연구물과 더 연관이 많은 후자의 주요 저작들을 소개하면 다음과 같다. Ding et al(1993)은 미국 주식 수익률을 적절한 지수변형을 통해 장기 기억 현상이 있음을 보였고, Mills(1993)는 영국 주식 시장 자료를 통해 월간 수익률의 경우 약한 장기 기억이 존재를 실증하였다. Henry(2002)는 미국, 독일, 한국 등 9개국의 주가지수 수익률의 장기 기억 모수 추정을 하여 한국, 독일, 일본, 대만의 경우 장기 기억 효과의 증거를 보고하였다. 국내에도 다양한 연구물이 존재하는데, 종합주가지수

와 코스닥 지수를 Hurst 지수를 통해 비교한 분석(김지열, 2004)과 극단치 변동성을 추정하여 그 장기기억효과를 살펴본 논문(권용재, 2010)은 국내 주식시장 수익률에 주목하였다. 또한 ASEAN 여러나라의 주가지수를 분석(김지열, 2009), 미국과 한국 주식시장의 비교 연구(노현승, 강상훈, 2015) 혹은 외환시장에서의 장기 기억효과 모수 추정(김지열, 2010; 강상훈, 윤성민, 2015) 등 국제 금융시장에 대한 연구물도 적지 않다.

한편 최근들어 다시 금융자산에 대한 장기 기억 효과에 대한 분석 결과들이 다수 보고되기 시작했는데, 특히 Nguyen et al.(2020)은 미국주식시장을 개별 주식단위로 장기기억효과 모수를 추정하여 포트폴리오 분석을 자세하게 한 연구물이다. Caporale et al.(2018)은 소위 공포지수로 불리는 VIX의 지속효과를 추정하였으며, 한영욱(2020)은 외환시장에서의 고빈도 매매 데이터를 통해 짧은 시간 구간 안에서의 장기 기억효과를 연구하였다. 주식과 외환시장 이외에도 여러가지 자산 가격 데이터를 활용한 문헌도 축적 되었는데, 원유가격을 분석한 Di Sanzo(2018), 암호화폐의 변동성을 실증분석한 Phillip et al.(2019), 그리고 해상운임 지수들의 변동성 장기기억 효과를 비교한 김창범(2019) 등을 최근 연구로 소개할 수 있다.

국내 주식 시장의 연구의 경우 주가지수 차원에서만 분석되었고 그 데이터의 빈도도 대부분 월간자료로 국한되어 있다. 미국 등 선진 시장에서 지속성이 있다고 알려진 여러 가격결정 인자들이 오히려 국내 시장에서는 그 지속성이 없다는 것이 잘 알려진 실증 결과인데, 오히려 Henry(2002)는 미국의 장기기억 효과보다 한국 주식시장의 장기기억 효과가 훨씬 강하다는 결과를 보이고 있다. 그 이후의 각종 연구물들도 주가지수 레벨에서의 분석이 주종을 이루고 있어 우리나라 주식 데이터의 성격을 좀 더 다양한 각도로 고찰해 볼 필요가 있다. 이에 본 연구에서는 KOSPI 종합주가지수, KOSPI200 뿐만 아니라 그 하위의 산업별 지수 18가지로 세분하여 분석할 뿐 아니라 그 데이터의 빈도도 일간, 주간, 월간 자료로 각각 분석하여 장기 기억 효과를 추정하고자 한다. 준모수적 방법론뿐만 아니라 ARFIMA 모형의 추정 결과를 함께 보고하여 한국 주식시장의 전반적인 장기 기억 효과의 통계적 특성을 전반적으로 살펴보고자 한다. 이 연구는 그간 종합 주가지수 레벨에서만 분석되어 온 국내 주식시장 분석을 산업별, 자료 빈도별로 확장하여 시계열적 기억효과의 통계학적 개관을 제공하고자 한다.

II. 연구 방법

2.1 데이터

이 분석에서 사용되는 데이터는 Fn Data Guide Pro에서 추출되었다. KOSPI에 상장된 전체 종목을 포괄하는 KOSPI 지수, 시가총액 상위 200개의 주식을 포함하고 기관투자자의 주요 벤치마크 대상인 KOSPI200 지수는 전체 시장을 반영하는 지표로 분석에 포함한다. 한국거래소에서는 산업지수로 KOSPI 산업지수들과 KRX 산업지수를 각기 발표하는데, ETF를 비롯한 각종 인덱스 펀드류들이 추종하는 지수는 KRX 산업지수이다. 그럼에도 불구하고 이 연구에서는 KOSPI 산업지수를 분석의 대상으로 선택하였는데, 그 이유는 가용데이터의 길이가 KOSPI 산업지수가 훨씬 길기 때문이다. 이 논문의 목적은 장기 기억 효과에 대한 국내 주식시장의 자세한 통계적 특질의 개관을 제공하는 것이므로 차후의 활용도 보다는 많은 데이터를 포함하는 쪽을 선택하는 것이 합리적이라고 여겨진다.

KOSPI 산업지수는 총 22개의 산업지수로 나뉘어져 있고 대체로 1990년 1월부터 자료가 가용하나 그 중에 의료정밀업, 전기가스업, 통신업, 서비스업의 네 개 지수는 2000년부터 자료가 가용하여 10년의 공백이 있으므로 상기 네 가지의 산업지수는 제외한다. 따라서 전체 지수는 산업지수 18개에 시장지수 2개까지 총 20개의 지수이며, 각기 일간, 주간, 월간의 세가지 빈도의 수익률 자료를 분석한다.

2.2 방법론

2.2.1 장기 기억효과의 정의

X_t 를 정상시계열이라고 하고, $\rho(h)$ 를 h 차 자기 상관계수라고 하면 다음의 조건을 만족할때 X_t 는 장기 기억효과가 있다고 정의한다.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{h=1}^n |\rho(h)| = \infty \quad (1)$$

다시 말해 시차 멀어질수록 자기 상관계수가 점차 작아지지만, 작아지는 속도가 충분히 빠르지 않아 그 급수는 무한대가 된다고 생각할 수 있다. 즉 자기상관계수의 기억이 오랫동안 유지된다고 해석한다. 자기 상관계수의 절대값이 상당히 오랜 기간 큰 크기로 유지된다면 미래에 대한 예측은 과거 자료에 기반하여 가능하다고 볼 수 있다. 시계열이 주가 수익률인 경우에 수익률 예측성의 요인이 장기 기억이라는 통계학적 특질에 있다고 보는 시각도 이러한 해석에 기반한다.

2.2.2 시계열 모형

시계열의 장기 기억을 측정하는 통계학적 방법론은 여러가지가 있지만, 여기서는

금융자산의 가격결정 모형과 거시경제 분야에서 많이 사용되는 ARFIMA(AutoRegressive Fractionally Integrated Moving Average) 모형을 중심으로 분석한다.

시계열 분석의 일반적인 선형 모형인 ARMA 모형으로 분석된 데이터들을 연구하다 보면 자기상관 관계가 ARMA 모형에서 예측된 것 보다 훨씬 느리게 체감하는 현상을 접하고 Madelbrot와 Van Ness(1968)은 시계열에 분수적분(Fractional Integration)을 모형화하였고 이를 바탕으로 Granger와 Joyeaux(1980)에 의해 ARFIMA가 같이 제안되었다. ARFIMA 모형을 간략하게 살펴보면 다음과 같다.

시계열 X_t 와 시차 연산자(Lag Operator) L 에 대하여 ARFIMA(0, d , 0) 모형은 다음을 만족한다.

$$(1 - L)^d X_t = \epsilon_t \quad (2)$$

여기서 ϵ_t 는 백색잡음이며, d 는 분수적분에 대한 모수이자 장기 기억효과에 대한 모수로 해석한다. $d < 1/2$ 일 경우, 이 시계열은 정상성이 있다고 해석하고, 특히 $0 < d < 1/2$ 이면 정상시계열이면서 장기 기억효과가 있다고 말한다. 반대로 $-1/2 < d < 0$ 인 경우에는 차수가 커질수록 자기상관관계가 작아지는 속도가 빨라져 지속성이 없는 시계열, 즉 장기 기억효과가 없는 시계열이라고 판단한다. 마찬가지로 방식으로 ARFIMA(p, d, q)로 모형을 일반화 한다면 다음과 같은 관계로 표현할 수 있다.

$$\Phi(L)(1 - L)^d X_t = \Pi(L)\epsilon_t \quad (3)$$

단, $\Phi(L) = 1 - \theta_1 L - \dots - \theta_p L^p$, $\Pi(L) = 1 + \psi_1 L + \dots + \psi_q L^q$ 이다.

2.2.3 준모수적 추정방법: GPH

장기기억 모수인 d 를 추정하는 여러 방법중에 이 연구에서는 금융분야에 널리 쓰이는 준모수적 방법인 GPH 방법론을 따른다(Geweke와 Porter-Hudak, 1983). 먼저 시계열 X_t 의 스펙트럴 밀도함수를 다음과 같이 정의한다.

$$f_X(\lambda) = [4\sin^2(\lambda/2)]^{-d} f_\epsilon(\lambda) \quad (4)$$

여기서 $f_\epsilon(\lambda)$ 는 ϵ_t 의 스펙트럴 밀도함수이다. 식 (4)의 양변에 로그를 취하여 선형

화하면 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\log(f_X(\lambda)) = \log[f_\epsilon(\lambda)] - d \log[4\sin^2(\lambda/2)] \quad (5)$$

GPH 추정치는 스펙트럴 밀도함수를 $\lambda_j = 2\pi j/T, j = 1, 2, 3, \dots, m$ 에서 주기도(Periodogram)로 계측하는 것으로 대체하여 선형 회귀식을 통해 d 를 추정하는 방법이다. T 는 시계열 자료의 개수이고, $m = T^k$ 로서 주기도를 푸리에 변환할 때 고려해야 하는 주기의 개수이다. 많은 선행연구에서 k 의 선택을 0.5, 0.6, 0.7 근방에서 하였고, 이 연구에서도 0.45부터 0.75까지 0.1씩 증가시키며 4가지 경우에 대해 추정하였음을 밝힌다.

III. 실증결과 분석

먼저 대상 자료의 통계학적 특징, 즉 분포 및 정규성 그리고 정상성에 대한 요약 정보를 <표 1>에 정리하였다. 단위는 모두 % 기준으로 작성되었다.

<표 1> 요약통계

	Mean	St.d	Skewness	Kurtosis	JB	ADF
패널 A: 일간						
KOSPI	0.027	1.580	-0.048	7.972	8371.964	-18.473
KOPSI200	0.031	1.651	0.047	7.746	7628.627	-18.532
음식료	0.034	1.510	0.003	7.809	7830.979	-18.486
섬유의복	0.004	1.669	-0.280	8.231	9371.263	-17.829
종이목재	0.005	1.782	-0.390	8.053	8852.342	-18.704
화학	0.041	1.711	-0.064	6.713	4672.701	-18.783
의약품	0.054	1.931	0.047	8.809	11427.020	-18.803
비금속광물	0.026	1.837	0.119	9.662	15044.823	-17.734
철강 및 금속	0.038	1.934	0.211	7.949	8353.044	-19.355
기계	0.019	2.123	-0.275	9.339	13705.809	-19.649
전기전자	0.060	2.063	0.233	7.388	6593.368	-18.496
운수장비	0.031	2.035	0.122	7.348	6420.483	-18.540
유통업	0.009	1.881	0.032	7.959	8328.379	-18.159
건설업	0.008	2.305	0.349	8.964	12208.273	-19.419
운수창고	0.030	2.142	0.006	7.340	6376.669	-18.641
금융업	0.007	2.066	0.300	7.839	8051.486	-19.277

은행	0.006	2.234	0.371	7.441	6864.368	-19.737
증권	0.029	2.705	0.492	7.674	7725.105	-19.035
보험	0.045	2.160	0.341	7.537	7127.695	-19.530
제조업	0.040	1.639	-0.029	8.079	8734.273	-18.471

패널 B: 주간

KOSPI	0.052	1.464	-0.250	7.712	1523.829	-12.382
KOSPI200	0.051	1.545	-0.125	7.189	1195.522	-12.319
음식료	0.064	1.377	0.229	8.806	2302.320	-12.008
섬유의복	0.062	1.520	-0.155	8.047	1735.714	-11.464
종이목재	0.046	1.600	-0.611	8.044	1828.027	-12.360
화학	0.075	1.642	-0.112	7.345	1284.905	-11.759
의약품	0.139	1.823	0.230	8.649	2180.265	-11.040
비금속광물	0.116	1.675	0.097	8.735	2234.648	-11.075
철강 및 금속	0.046	1.775	0.258	7.663	1493.608	-11.598
기계	0.043	1.936	-0.106	7.465	1356.276	-12.560
전기전자	0.051	2.038	-0.051	8.319	1921.197	-11.811
운수장비	0.078	1.952	0.170	9.077	2514.641	-12.823
유통업	0.042	1.639	-0.273	7.877	1634.399	-11.570
건설업	0.059	2.051	0.035	7.791	1558.216	-12.207
운수창고	0.131	1.943	0.080	7.597	1436.096	-13.123
금융업	0.083	1.907	0.265	6.820	1009.282	-11.327
은행	0.080	2.116	0.508	7.464	1422.651	-11.283
증권	0.185	2.490	0.310	6.891	1053.639	-11.781
보험	0.124	2.041	0.585	7.890	1715.866	-11.506
제조업	0.052	1.563	-0.272	8.953	2425.471	-12.095

패널 C: 월간

KOSPI	0.190	1.418	0.079	5.171	74.005	-6.636
KOSPI200	0.179	1.478	0.167	5.248	80.708	-6.758
음식료	0.303	1.433	0.299	5.837	131.384	-5.902
섬유의복	0.316	1.543	-0.270	5.777	125.052	-6.716
종이목재	0.193	1.680	0.428	7.147	280.188	-6.592
화학	0.253	1.550	0.233	5.014	66.769	-6.218
의약품	0.256	1.710	0.796	10.217	853.420	-6.436
비금속광물	0.290	1.729	1.114	10.236	895.621	-7.141
철강 및 금속	0.091	1.802	0.299	5.125	76.140	-6.410
기계	0.183	1.949	-0.148	8.333	445.752	-6.829
전기전자	0.158	1.904	0.098	5.556	102.651	-6.820
운수장비	0.218	1.804	0.055	3.905	12.976	-6.145
유통업	0.268	1.623	-0.009	4.219	23.208	-6.077
건설업	0.306	2.090	0.753	6.546	231.916	-7.760
운수창고	0.263	1.841	0.369	5.299	91.106	-7.632
금융업	0.230	1.871	0.077	4.660	43.431	-7.571
은행	0.178	2.020	0.331	5.510	105.246	-8.342
증권	0.254	2.421	0.645	5.531	126.124	-7.235

보험	0.449	2.067	0.394	4.677	53.616	-5.706
제조업	0.176	1.490	-0.056	5.052	66.019	-6.349

일간 레벨에서는 비대칭성이 그렇게 크지 않지만 약간 좌왜도가 관찰되며, 주간 수익률의 경우 좀 더 큰 수준의 좌왜도를 보이고 있다. 월간 자료의 경우는 약간의 우왜도이나 그리 높지 않다. 자료의 빈도에 따라 각 산업지수의 왜도가 일정하지 않지만 그 크기가 비대칭성을 논할 만큼 크다고 보여지지는 않는다. 첨도의 경우 정규분포의 첨도가 3인점을 감안하면 모든 빈도 자료별, 산업별 첨도는 이에 크게 웃돌고 있어 정규분포와는 거리가 있다. 더불어 Jaque Bera test도 모두 p-value가 0.001이하로 정규분포라는 귀무가설을 모두 기각하고 있어 종합적으로 판단할 때 정규분포가 아님을 알 수 있고, 이는 주식 수익률 자료에서 잘 나타나는 일반적인 모습이라고 할 수 있다. 특이한 것은 세계 주요 주가지수에 대한 장기기억 효과를 연구한 Henry(2002)에서는 한국만 유일하게 정규성임이 보여졌으나 시계열 자료가 추가된 본 연구의 기초 통계량에서는 그와 일치되지 않는 결과가 추정되었다.

또한 단위근 검정을 위한 ADF(Augmented Dickey-Fuller) 테스트에서도 모든 자료는 1% 유의수준에서 비정상성 귀무가설을 기각하여 정상 시계열임을 보이고 있다.

<표 2> GPH 추정값 및 표준오차

	k=0.45	k=0.55	k=0.65	k=0.75
패널 A: 일간				
KOSPI	-0.021	0.006	0.060	0.000
	0.089	0.051	0.033	0.022
KOSPI200	-0.019	0.016	0.067*	-0.004
	0.085	0.050	0.034	0.022
음식료	-0.051	0.031	0.065	-0.002
	0.089	0.055	0.035	0.022
섬유의복	0.121	0.166**	0.105**	0.038
	0.091	0.063	0.037	0.023
종이목재	-0.052	-0.055	0.004	0.019
	0.089	0.052	0.033	0.023
화학	0.035	0.012	0.030	-0.012
	0.105	0.056	0.035	0.021
의약품	-0.079	-0.051	0.016	-0.050**
	0.105	0.055	0.037	0.023
비금속광물	-0.026	-0.018	0.058	0.034
	0.088	0.053	0.034	0.021
철강 및 금속	0.092	0.036	0.023	-0.038
	0.107	0.062	0.038	0.023
기계	-0.066	-0.082	-0.013	-0.030

	0.110	0.057	0.035	0.022
전기전자	-0.036	0.050	0.062	-0.023
	0.088	0.057	0.038	0.023
운수장비	0.028	-0.005	0.056	0.000
	0.099	0.055	0.035	0.023
유통업	0.080	0.049	0.067	-0.015
	0.099	0.062	0.039	0.023
건설업	0.154	-0.014	-0.019	-0.008
	0.103	0.064	0.035	0.022
운수창고	0.075	0.008	0.044	0.009
	0.105	0.058	0.035	0.023
금융업	0.088	0.042	0.050	-0.003
	0.074	0.054	0.034	0.022
은행	0.128	0.023	0.039	-0.002
	0.095	0.052	0.034	0.023
증권	0.025	-0.041	0.000	-0.008
	0.098	0.060	0.035	0.022
보험	0.052	0.025	0.069*	-0.019
	0.078	0.053	0.036	0.022
제조업	0.015	0.026	0.050	-0.008
	0.107	0.056	0.034	0.022

패널 B: 주간

KOSPI	0.056	0.015	-0.012	-0.070
	0.125	0.093	0.066	0.044
KOSPI200	0.124	0.040	0.004	-0.039
	0.102	0.082	0.058	0.040
음식료	-0.046	-0.095	-0.023	-0.032
	0.158	0.082	0.060	0.042
섬유의복	0.265*	0.132	0.106*	0.092*
	0.130	0.074	0.052	0.045
종이목재	-0.306	-0.031	-0.079	-0.067
	0.137	0.098	0.066	0.042
화학	0.220	0.085	0.030	-0.018
	0.139	0.083	0.057	0.039
의약품	0.040	0.025	0.080	0.017
	0.096	0.074	0.058	0.040
비금속광물	-0.146	-0.054	0.006	-0.080*
	0.163	0.099	0.059	0.041
철강 및 금속	0.316*	0.116	-0.001	-0.005
	0.161	0.092	0.058	0.044
기계	0.133	-0.064	-0.057	-0.117**
	0.173	0.100	0.063	0.040
전기전자	-0.017	-0.091	-0.007	-0.033
	0.108	0.073	0.058	0.043
운수장비	0.157	0.078	-0.065	-0.086

	0.142	0.106	0.064	0.043
유통업	-0.207	0.038	-0.024	-0.031
	0.151	0.111	0.064	0.043
건설업	-0.102	-0.018	-0.021	0.001
	0.144	0.087	0.067	0.052
운수창고	0.176	0.194*	-0.009	-0.104**
	0.122	0.097	0.066	0.042
금융업	0.116	0.154	0.033	0.007
	0.172	0.098	0.063	0.042
은행	0.076	0.115	0.019	0.045
	0.175	0.098	0.060	0.044
증권	0.259	0.158	0.041	-0.002
	0.140	0.082	0.058	0.039
보험	0.196	0.105	0.045	-0.115
	0.123	0.102	0.068	0.041
제조업	0.153	-0.041	-0.039	-0.083
	0.132	0.089	0.060	0.041

패널 C: 월간

KOSPI	0.464	0.254	0.117	0.017
	0.238	0.165	0.116	0.076
KOSPI200	0.554**	0.270	0.118	0.013
	0.247	0.164	0.112	0.074
음식료	0.308	0.189	0.091	0.091
	0.245	0.163	0.110	0.092
섬유의복	0.076	0.067	0.082	0.032
	0.188	0.136	0.088	0.071
종이목재	-0.314	-0.160	-0.049	-0.039
	0.200	0.134	0.100	0.072
화학	0.142	0.260**	0.136	0.077
	0.133	0.110	0.088	0.066
의약품	0.409**	0.100	0.163	0.055
	0.172	0.122	0.089	0.069
비금속광물	0.217	0.013	0.042	0.064
	0.232	0.137	0.095	0.066
철강 및 금속	0.382	0.382*	0.182	0.108
	0.177	0.203	0.128	0.081
기계	0.146	0.119	0.069	0.076
	0.143	0.140	0.095	0.079
전기전자	0.434	0.341**	0.161**	0.084
	0.139	0.133	0.096	0.074
운수장비	0.499	0.325**	0.133**	0.085
	0.223	0.165	0.108	0.076
유통업	0.240	0.048	0.061	0.072
	0.243	0.145	0.098	0.074
건설업	0.056	-0.133	0.145	0.053

	0.192	0.142	0.128	0.090
운수창고	0.397	0.091**	0.006	0.011
	0.137	0.104	0.083	0.072
금융업	0.462	0.042	-0.030	-0.029
	0.253	0.173	0.119	0.079
은행	0.379*	-0.008	-0.044	0.004
	0.177	0.131	0.088	0.060
증권	0.104	-0.030	-0.037	-0.035
	0.233	0.133	0.097	0.070
보험	0.335	0.124	0.097	0.048
	0.289	0.159	0.102	0.069
제조업	0.293	0.374*	0.179	0.063
	0.190	0.177	0.120	0.081

<표 2>는 각 지수별 GPH 추정치를 자료의 빈도별로 세 패널에 나누어 정리했다. *와 ** 표기는 각각 5%와 1%의 유의수준에서 통계적으로 유의함을 나타낸다. 각 지수별로 첫번째 행에 d에 대한 추정치를, 두번째 행에 표준오차를 표시했다. 표준오차는 GPH 추정 절차 중 회귀분석의 기울기 추정치인 d에 대한 표준오차이다. 푸리에 변환을 시행할때 고려할 $m = T^k$ 에서 k의 선택은 선행연구들을 따라 0.45부터 0.75까지 0.1씩 증가시켜 네 가지에 대하여 추정하였다.

전반적인 경향성을 살펴보기에 주요 주기만 푸리에 변환에 반영된 $k=0.45$ 와 $k=0.55$ 경우를 주로 살펴보면 전반적인 추정치가 일간, 주간, 월간으로 더 긴 기간 수익률로 갈수록 d의 추정치가 점차 증가하는 모습을 볼 수 있어 장기 기억효과가 더 강함을 짐작할 수 있다. 이는 고빈도일수록 금융 시장 자료는 예측이 어렵고 무작위 걸음에 가깝다는 우리의 상식과 일치하는 결과라고 할 수 있다.

철강 및 금속 산업지수의 경우, 주간과 월간 자료에서 모두 강한 장기 기억효과로 추정되었으며, 월간 자료만 보자면 전기전자와 운수장비, 보험, 그리고 제조업 산업지수들도 비교적 부호가 일치성 있으면서도 장기 기억효과가 강하게 나타난다. 은행, 증권 그리고 이를 아우르는 금융 산업지수들은 k의 선택을 크게 하면 부호의 반전이 나타나 오히려 단기 기억 효과가 있는 것으로 측정되어 강건한 결과로 해석하기는 어렵다. 반면 종이목재 산업의 경우에는 강건한 음의 추정치를 보여 단기 기억이 강한 산업군으로 추정된다.

현재까지의 분석은 푸리에 변환을 통여 자료를 주파수 영역(Frequency Domain)에서 분석한 것이다. <표 3>은 시간 영역(Time Domain)에서 ARFIMA모형의 ARMA부분을 4가지로 나누어 분수적분 부분에 대한 모수를 추정한 결과이다. 지면 관계상 가장 주요한 월간 자료에 대한 추정 결과만 수록하였다. 각 지수마다 두 가지의 추정치를 기입하였는데 위 행은 d의 추정치이고, 그 아래는 해당 모형에 대한 AIC 점수이

다. 네 가지의 ARFIMA 모형중 AIC가 가장 작은 모형을 선택하였고 선택된 모형은 * 표시해 두었음을 밝힌다.

<표 3> 월간자료를 활용한 ARFIMA 모형 추정

	ARFIMA(0,d,0)	ARFIMA(0,d,1)	ARFIMA(1,d,0)	ARFIMA(1,d,1)
KOSPI	-0.024	0.100*	0.000	0.095
	1328.556	1327.736	1329.433	1329.713
KOSPI200	-0.029	0.111*	0.000	0.105
	1359.802	1357.782	1359.789	1359.760
음식료	0.050*	0.077	0.000	0.191
	1335.277	1338.688	1340.265	1340.861
섬유의복	-0.013*	0.012	0.000	-0.255
	1392.410	1396.220	1396.235	1397.544
종이목재	-0.038	-0.041	-0.045	0.000*
	1455.301	1459.151	1459.144	1455.163
화학	-0.032	0.054	0.000	0.000*
	1395.442	1396.498	1396.642	1391.106
의약품	0.031*	0.071	0.000	-0.024
	1468.847	1472.263	1473.508	1473.573
비금속광물	0.023*	0.011	0.000	-0.288
	1477.715	1481.639	1481.597	1480.441
철강 및 금속	0.012*	0.097	0.000	0.087
	1508.914	1510.515	1512.479	1512.327
기계	-0.047*	-0.013	-0.013	0.000
	1566.263	1569.825	1569.785	1571.815
전기전자	-0.077	0.139*	0.000	0.096
	1545.975	1537.318	1538.525	1538.439
운수장비	0.029*	0.105	0.000	-0.084
	1509.130	1510.972	1513.695	1511.323
유통업	-0.024	0.117*	0.000	0.104
	1430.100	1428.410	1430.479	1430.221
건설업	0.030*	-0.011	-0.018	-0.325
	1619.705	1623.195	1623.149	1621.854
운수창고	-0.056*	-0.050	-0.052	0.066
	1523.129	1526.949	1526.955	1528.475
금융업	0.001*	-0.018	-0.025	-0.065
	1536.903	1540.330	1540.256	1541.668
은행	0.001*	0.003	0.000	-0.175
	1594.539	1598.313	1598.314	1598.413
증권	-0.018	-0.077	-0.071	-0.037*
	1730.083	1732.568	1732.732	1728.899
보험	0.040	0.186*	0.000	0.201
	1610.578	1608.133	1615.476	1609.982
제조업	-0.047	0.145*	0.000	0.114

	1364.589	1357.970	1360.390	1359.345
--	----------	----------	----------	----------

보험과 제조업의 추정치가 가장 높은 편에 속하며, 대체로 전체 주식시장을 대변하는 KOSPI 종합주가지수와 대형주의 대표 지수인 KOSPI200의 모수도 비교적 높은 편으로 추정되어 장기 기억효과가 어느 정도 있는 것으로 보인다. 또한 주파수 영역의 분석에서 높은 장기 기억효과를 보였던 철강 및 금속 산업지수의 장기기억 효과도 약하나 존재하는 것으로 파악된다.

반면 종이목재 산업지수는 모형별로 대체로 음의 추정치로 약한 단기 기억의 효과인 것으로 보이며 이것은 표 2의 GPH 추정의 결과와 일치한다. 종이목재의 경우 최종 선택된 모형은 ARFIMA(1,0,1)로 분수적분 모수가 없는, 즉 ARMA모형의 기억효과를 갖고 있다는 결론을 내릴 수 있다.

전체 18개 산업지수 중에 선택된 모형을 기준으로 장기 기억 효과가 있는 것은 10개, 단기 기억효과는 4개, ARMA 모형에 가까운 것은 4개로 분포되어 있으며 KOSPI와 KOSPI200은 모두 장기 기억효과를 보인다. 우리나라 주가지수를 비슷한 방법론으로 분석한 Henry(2002)는 종합주가지수에 대해 GPH 추정치와 ARFIMA 추정치 모두 이 논문의 결과보다 훨씬 높게 추정되어 보고 되었으므로 최근 우리나라 주식시장의 장기 기억효과가 점차 벌어지고 있음을 유추할 수 있다.

IV. 결 론

시계열의 자기상관계수가 일반 선형모델인 ARMA 모형보다 얼마나 빨리 0으로 수렴해가는지에 따라 각각 장기 기억효과와 단기기억 효과로 해석이 가능하다. 금융분야, 특히 실증가격결정 분야에서 장기 기억효과는 예측력과 크게 연관지어 생각할 수 있다는 점에서 매우 중요하다고 할 수 있겠다. 자산가격의 예측가능성, 혹은 지속성 있는 가격 결정 요인을 발굴할 수 있다는 것은, 시장 데이터에 내재되어 있는 속성의 지속성, 즉 장기 기억의 결과로 볼 수 있기 때문이다.

본 연구는 우리나라 주식시장의 월간 주가지수에 대한 분석만이 선행연구에 존재하기에 앞으로 더 깊은 장기 기억효과와 주식시장의 관련성을 연구하기 위한 통계학적 개관을 살펴보았다. 월간자료 뿐만 아니라 일간, 주간 자료를 분석하였으며, 자료의 길이가 아주 긴 KOSPI 산업지수를 각각 추정하여 보다 우리나라 주식시장의 장기 기억효과에 대해 조금 더 자세히 들여다 보았다. 경제학이나 재무금융 분야에서 많이 사용되는 준모수적 방법인 GPH의 모수추정과, ARFIMA 모형의 모수를 직접 추정하여 비교하였다.

먼저 과거 보고된 연구에 비해서 우리나라 주식시장의 장기기억효과가 일어졌다는 발견을 하였다. 두번째로, 장기 기억효과는 모든 지수에 걸쳐 일간보다는 주간, 주간보다는 월간자료에서 더 강하게 나타나는 경향이 있는데, 이는 자료의 긴 투자기간에 대해 예측력이 더 높아진다는 우리의 상식과 부합한다. 세번째로, 철강 및 금속, 보험, 제조업 지수는 시간 영역 분석에서나 주파수 영역분석에서나 고르게 여러 산업군 중에 비교적 장기 기억효과가 있는 분야로 추정되었다. 반면 종이목재 산업지수는 음의 추정이 지속적으로 관찰되어 단기 기억 혹은 반지속적 성향을 나타내었다.

서론에서 밝혔 듯, 본 논문의 목적은 우리나라 주식 수익률 데이터의 장기 기억효과에 대한 개관을 제공하는데 있다. 따라서 최대한 기간이 길게 확보 되어있는 KOSPI 계열의 산업지수를 사용하였다. 향후 연구에서는 다소 길이는 짧으나 매매가능성(tradable)이 있는 KRX 계열의 산업지수를 연구하여 전략화 하는 작업이 필요해 보인다. KRX 산업지수의 경우 많은 ETF의 벤치마크 역할을 하고 있어 구체적인 매매 전략으로의 발전이 가능하기 때문이다.

참고문헌

- 강상훈, 윤성민 (2015), 현물-선물 외환시장 사이의 장기기억 변동성 분석모형과 예측, *금융지식연구*, 13(3), 95-125.
- 권용재 (2010), 극단값 변동성 추정치의 장기기억과 구조변화 -미국의 주요 주가지수의 경우, *보험금융연구*, 59(0), 187-237.
- 김수현 (2020), LSTM 기반 모형의 주식시장 예측성 분석, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, 22(5), 1989-2000.
- 김지열 (2004), 주식수익률의 장기기억효과에 관한 실증분석: 종합주가지수와 코스닥 종합지수의 비교, *경제연구*, 22(1), 89-109.
- 김지열 (2009), ASEAN 국가 경제의 장기기억에 관한 연구: 주가지수 수익률과 변동성을 중심으로, *POSRI 경영경제연구*, 9(2), 155-192.
- 김지열 (2010), 한,중,일 환율의 수익률과 변동성에 대한 장기기억 분석, *지역과 세계*, 34(1), 213-236.
- 김창범 (2019), 글로벌 금융위기가 해상운임 변동성의 레버리지 효과와 장기기억 과정에 미치는 영향, *해운물류연구*, 104(0), 365-386.
- 노현승, 강상훈 (2015), 미국과 아시아 주식시장 간의 변동성 상관관계 분석: FIGARCH-DCC 모형, *국제지역연구*, 19(1), 265-286.
- 한영욱 (2020), 거래시간대에 따른 고빈도 환율의 일중 시간패턴과 장기기억 변동성, *보험금융연구*, 99(0), 59-94.
- Campbell, J. Y. and Ammer, J. (1993), What moves stock and bond markets? A variance decomposition for long term asset returns, *The Journal of Finance*, 43, 3-37.
- Caporale, G. M., Gil-Alana, L. and Plastun, A. (2018), Is market fear persistent? A long-memory analysis, *Finance Research Letters*, 27, 140-147.
- Di Sanzo, S. (2018), A Markov switching long memory model of crude oil price return volatility, *Energy Economics*, 74, 351-359.
- Ding, Z., Granger, C. W. J. and Engle, R. F. (1993), A long memory property of stock returns and a new model, *Journal of Empirical Finance*, 1, 83-106.
- Geweke, J. and Porter-Hudak, S. (1983), The estimation and application of long memory time series models, *Journal of Time Series Analysis*, 4(4), 221-238.
- Granger, C. W. J. and Joyeaux, R. (1980), An introduction to long memory time

- series models and fractional differencing, *Journal of Time Series Analysis*, 1, 15–39.
- Henry, O. T. (2002), Long memory in stock returns: some international evidence, *Applied Financial Economics*, 12(10), 725–729.
- Mandelbrot, B. and Van Ness, J. W. (1968), Fractional Brownian motions, fractional noises and applications, *SIAM Review*, 10, 422–437.
- Mills, T. C. (1993), Is there long-term memory in UK stock returns?, *Applied Financial Economics*, 3, 303–6.
- Nguyen, D. B. B., Prokopczuk, M. and Sibbertsen, P. (2020), The memory of stock return volatility: Asset pricing implications, *Journal of Financial Markets*, 47, 100487.
- Phillip, A., Chan, J. and Peiris, S. (2019), On long memory effects in the volatility measure of cryptocurrencies. *Finance Research Letters*, 28, 95–100.

*** 저자소개 ***

· **김 수 현(soo_hyun.kim@ssu.ac.kr)**

Georgia Institute of Technology에서 산업공학(금융통계학)으로 박사학위를 취득하였으며, 현재 숭실대학교 경영대학 경영학부 교수로 재직 중이다. 주요관심사는 실증 자산가격결정론이다.