

## KOSPI에서 섹터와 시장의 선도 지연 관계 연구\*

김수현(승실대학교 경영학부 부교수)

---

### 요약

---

주식시장의 수익률을 횡단면 또는 시계열 방향을 예측하는 요인에 대한 연구는 실증가격결정 모형의 오랜 연구 주제이다. 인플레이션이나 신용 스프레드와 같은 다양한 거시변수 혹은 변동성, 배당률과 같이 주식시장에 내재되어 있는 요인들을 계측하여 예측에 활용한 모형이 주를 이룬다.

이 연구에서는 개별 산업의 수익률이 시장을 선도하는지를 실증 분석하고자 한다. 다시 말해 업종별로 그룹 지어진 산업별 주식 포트폴리오가 전체 시장 포트폴리오에 대해 예측성이 있는지를 분석한다. 본 연구에서는 국채와 BBB-급 채권 수익률 등 주요 거시변수가 2000년도부터 가용하기 때문에 2020년까지 약 20년의 월간 자료를 활용하여 실증분석을 진행한다. 또한 최대한의 자료 확보를 위하여 KRX 산업지수보다는 KOSPI 산업지수를 산업 포트폴리오의 대응 포트폴리오로 삼는다.

먼저 시장 포트폴리오의 자기상관만을 통제한 후에 산업별로 한 시차 이후의 시장 수익률의 예측성을 검증하고, 이후에 인플레이션율, 신용 스프레드, 시장 배당수익률을 통제한 모형으로 확장하고 마지막으로 시장의 변동성까지 통제한 모형으로 검증을 확대한다. 그 결과 식음료, 기계, 전기전자, 건설 업종에서 통계적으로 유의한 예측력을 보인다. 다만, 전기전자 업종의 경우 통제 변수를 추가한 모형에서는 부호가 바뀌는 것으로 나타나 강건한 유의성이라고 판단할 수 없다. 또한 예측의 기간을 한 달 이상으로 확대하여 세 달까지 실증 분석한 결과 유의성이 산업지수의 예측력은 한 달 이후에는 소멸되는 것으로 보인다. 이는 유사한 미국 주식시장의 실증분석의 세 달 소멸기간과 비교하면 짧다고 할 수 있다.

다음으로 위의 예측력이 경제적으로 얼마나 높은지를 판단하기 위해 경제적 유의성 및 상대 경제적 유의성을 계산한다. 경제적 유의성은 회귀 계수의 변동이 시장 수익률 변동에 영향을 미치는 크기를 계측한 것이고 상대 경제적 유의성은 그 경제적 유의성이 시장의 변동폭에 대비한 크기를 계산한 것이다. 이를 통해 분석한 결과 식음료와 기계, 전자전기 및 건설 업종에서 높은 경제적 의미를 찾을 수 있었고, 통계적 유의성에 더해 경제적 함의도 가지고 있음을 확인한다.

마지막으로 경제 변수만을 예측변수로 삼은 회귀식과 산업지수까지 예측변수에 더한 회귀식을 기반으로 한 간단한 마켓 타이밍 전략을 수행한다. 미국의 실증 결과와는 달리 벤치마크로 삼은 시장 포트폴리오보다 더 높은 수익률을 보인다. 산업지수가 경제 변수가 갖지 못한 추가적인 예측력은 없는 것으로 판단된다.

---

주제어: 산업지수, 선도관계, 정보전이, 섹터로테이션, 마켓타이밍

---

---

· 접수일(2021. 12. 15), 수정일(2021. 12. 22), 게재확정일(2021. 12. 27), 게재일(2021. 12. 31)

\* 본 논문의 심사과정에서 유익한 조언을 해주신 익명의 두 분의 심사위원님께 감사드립니다.

## Lag and Lead Relationship between Sectors and Market\*

Soo-Hyun Kim(Soongsil University)

### Abstract

Research on the factors predicting the cross-sectional or time series direction of the stock market return is a long-standing topic of the empirical asset pricing model. Various macro variables such as inflation and credit spreads, or factors implied in the stock market such as volatility and dividend rates, are mainly measured and used for prediction.

This study aims to empirically analyze whether the return on individual industries leads the market. In other words, it analyzes whether the stock portfolios by industry has predicting power for the entire market portfolio. In this article, an empirical analysis is conducted using monthly data of about 20 years until 2020 since major macro variables such as government bonds and BBB-class bond yields are available from 2000. In addition, in order to secure maximum data length, the KOSPI industry indices rather than the KRX industry indices are employed as a proxy portfolio for the industry portfolio.

First, controlling only the autocorrelation of the market portfolio, we verify the predictability of lagged industry returns for the market. Then we expand towards models with more control variables such as inflation, credit spread, and market dividend yields, and finally market volatility. As a result, food and beverage, machinery, electricity and electronics, and construction industries show statistically significant predictive power. However, in the case of the electric and electronic industry, the coefficient sign appears to change in the model in which the control variables are added, which does not seem robust. In addition, models with extending the period of prediction to more than one month, the predictive power of the industrial index seems to disappear after a month. This can be said to be shorter than the three-month extinction period of similar empirical analysis of the US stock market.

Next, economic significance and absolute relative economic significance are calculated to determine to what extent the predictive power means economically. Economic significance is a measure of the magnitude of the variation of industry returns affecting the variation of the market return, and absolute relative economic significance is a measure of the magnitude of the fluctuation of the market. This analysis confirms that high economic significance are found in the food and beverage, machinery, electronic elec-

---

· Received: December 15, 2021  
Accepted: December 27, 2021

Revised: December 22, 2021  
Published: December 31, 2021

tricity, and construction industries, and that they also had economic implications.

Finally, a simple market timing strategy is implemented based on two regressions; the one with only economic variables as predictors and the other with economic variables and industrial indices. Contrary to the empirical results of the United States, it shows that both strategies have higher returns than the market portfolio used as a benchmark. It is also found that there is no additional predictive power implied in the industrial indices than economic variables.

*Keywords:* Sector Index, Lead and Lag, Information Diffusion, Sector Rotation, Market Timing

### Contents

I. Introduction	III. Results and Discussion
1.1 Motivation	3.1 Predictive Regressions
1.2 Literature Review	3.2 Economic Significances
1.3 Research Structure	3.3 Market Timing Simulation
II. Methodology	IV. Conclusions
2.1 Data	<References>
2.2 Methods	

## 1. 서론

### 1.1 연구동기

주식시장을 예측할 수 있는 요인의 발굴과 검증은 실증 가격결정 모형 분야의 중심 연구 주제이다. 거시경제 변수와 같이 외부적인 요인 뿐만 아니라 주가가격에 내포되어 있는 내재적 요인 또한 시장예측에 활용되곤 한다(Huang et al., 2015). 주식시장을 구성하고 있는 개별 산업 또한 그 요인의 하나라고 할 수 있다.

자산운용업계에서 오랫동안 연구되고 있는 투자 전략 중 하나로 산업순환, 즉 섹터 로테이션 전략이 있다. 산업별로 주가의 오르고 내리는 시기가 다를 것이므로 적절한 시점에 특정 산업에 투자하는 행위를 반복하는 전략이다. 산업별로 주가에 영향을 미치는 정보 요인이 시차를 두고 다른 섹터에 전이되고 또 사전에 그 메커니즘을 파악할 수 있다면 그 전략이 작동하는 논리가 성립할 것이다. 섹터별로 정보가 영향을 미치는 시기가 다를 수 있다는 것은 투자자가 무한한 정보처리 능력을 갖고 있는 것은 아니므로 제한적이고 때로는 요약된 정보를 바탕으로 투자행위를 한다는 Sims(2003)의 연구에 근거한다. 논의를 조금 확장해 보면, 특정 산업에 미치는 정보가 점차 전이가 된다면 시장포트폴리오 자체에 영향을 미치게 되고 이것은 곧 특정 산업지수 수익률이 시장 포트폴리오 수익률을 예측할 수 있다는 가설이 가능해진다. 더 구체적인 상황으로 이러한 현상을 Hong et al.(2007)은 다음과 같이 설명하고 있다. 부동산이나 철강과 같은 특정 산업으로부터 비롯된 정보를 취합하여 시장지수에 투자하는 투자자가 있다면 그 투자행위로 인해 그 특정 산업지수와 시장지수는 시차를 두고 자연스롭

게 연관성이 생긴다는 것이다. 특히 거시경제 변수와 같이 근원적인 요인, 즉 체계적 리스크와 연관이 된 산업이라면 이러한 현상이 두드러질 것이다.

본 연구에서는 산업지수의 수익률이 시장 수익률을 예측하는지를 실증 검증하고자 한다. 상술한 바와 같이 학술적으로나 실무적으로 흥미롭고 중요한 주제이나 국내에는 아직 이와 관련된 연구물이 많지 않다. 거시경제 변수와 연관 지어 실증되어야 하기에 그간 우리나라의 거시경제변수 시계열 자료가 충분히 축적되지 않은 것도 그 이유가 될 것으로 짐작된다. 뿐만 아니라 산업지수 또한 그 자료가 축적되기 시작된지 얼마 되지 않았기에 이와 같은 연구를 할 수 있는 여건이 부족했다고 여겨진다. 이제 우리나라도 어느 정도 자료가 축적되었기에 이와 같은 연구를 통해 국내 주식시장의 산업지수와 시장지수의 메커니즘을 실증할 수 있는 시기가 되었다고 생각된다.

### 1.2 선행연구

본 연구에서 살펴볼 산업지수의 수익률의 시장 포트폴리오에 대한 예측성과 관련 있는 선행연구를 살펴보면 다음과 같다. 먼저 주식시장에서 정보 전이를 이론적으로 바라본 Hong and Stein(2007)은 모멘텀 효과나 평균회귀 현상 등 주식시장의 예측성을 설명하기 위하여 Disagreement 모형을 제안하였다. 이 모형을 통해 제한적인 정보를 기반으로 하는 투자행위 및 정보가 전체 주식시장으로 전이되는 현상을 설명할 수 있다고 주장한다. 이 이후에 Menzly and Ozbas(2010)은 산업별로 횡단면적 예측성이 있다는 사실을 실증하였고, 정보거래자(informed trader)가 증가할수록 그 예측성이

사라진 다는 것을 보였다. 산업지수의 시장예측성을 고찰한 연구물로는 앞서 언급한 Hong, Torous, and Valkanov(2007)과 Wang, Pan, Wu, and Wu(2020)을 들 수 있는데 전자는 거시 경제변수와 더불어 각 산업지수가 시차를 두고 주식시장 자체를 예측할 수 있는지를 직접적으로 실증하였고, 후자는 산업지수간의 상관관계수의 변화가 시장 포트폴리오의 변화와 관련이 있음을 보인 연구물이다. 이와 비슷한 연구로 Li, Singh, and Shi(2021)을 들 수 있는데, 대상 국가를 확대하여 개도국과 선진국의 여러 나라에 산업별 상관관계수의 시장 포트폴리오에 대한 예측성을 검증하였다. Chong and Phillips(2015)는 거시경제학적 요인을 토대로 산업순환 전략, 즉 섹터 로테이션 전략의 수익성을 연구하였다.

국내 연구는 주로 산업지수 자체에 대한 연구에 치중되어 있다. 예를 들어 박창래(2013)은 경기 변동 상황별 산업별 주가 수익률에 대하여 연구하였고, 이우식(2019)는 업종별 지수 수익률을 활용하여 산업간의 연계성을 추정하였다. 이정호 · 이웅용(2020)은 최적성장 포트폴리오 모형을 개별 산업지수에 적용하여 포트폴리오를 구성하였고, 김민진 · 강상훈(2013), 김수현(2021)은 산업지수 수익률의 시계열의 장기기억 효과를 분석하였다. 시장을 예측하는 방향의 연구물로는 박종해 · 조동환(2015)을 들 수 있는데, IT 산업지수가 다른 산업지수와의 선도/지연 관계를 실증하였다. 김태혁 · 강종민 · 박종해(2014)는 산업지수 수익률 시계열 자료의 Granger 인과관계 검증과 각 산업의 구조변화를 분석하였다.

### 1.3 연구의 구조

주제의 중요성에도 불구하고 여러 산업지수와 시장 포트폴리오와의 예측성을 실증분석한 국내 연구물은 부족한 실정이다. 이 논문에서는 주로 Hong et al.(2007)의 방법론을 차용하여 KOSPI 산업지수 중 시계열 자료가 충분한 18개 업종과 KOSPI 종합주가지수의 선도/지연 관계를 실증분석하고자 한다.

한 달간의 시차를 고려한 예측성을 추정한 결과 식음료와 기계 업종은 통제변수를 달리한 세 가지 실증 모형에서 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 건설업종은 거시경제학적 변수를 통제한 모형들에서는 유의하지 못한 결과를 보였고, 전자업종의 경우 시장 변동성을 통제하면 유의하지 않았다. 또한 선도/지연의 시차를 한 달에서 세 달까지 달리하여 적용한 결과 기계 업종만이 두 개의 시차에서 유의성을 보였고 나머지 업종에서는 지속성이 발견되지 못했다. 통계적 유의성을 넘어서 경제학적 유의성을 분석한 결과 제조업, 식음료, 건설, 운송 순서로 상대적 유의성이 높은 것으로 나타났다. 마지막으로 거시경제 변수만으로 시장을 예측하는 모형과 산업지수를 모두 포함하는 모형을 활용하여 단순한 마켓타이밍 전략을 구사한 시뮬레이션에서 두 모형 모두 시장포트폴리오를 보유하는 모형에 비해 우수한 성과를 나타냈지만, 산업지수를 포함하는 모형이 오히려 거시경제변수를 활용한 모형에 비해 예측력이 떨어지는 것을 발견하였다.

본 논문의 이후 구성은 다음과 같다. 먼저 2장에서 자료 및 방법론에 대해 간략하게 서술하고, 3장에서 모형별 실증결과를 소개하며 해석한 후 4장의 결론으로 논문을 마무리한다.

**Table 1**  
**Descriptive Statistics**

Industry	Mean	Min	Max	Std.	Skewness
Beverage	0.310	-5.690	4.450	1.311	-0.326
Fabrics	0.368	-7.030	6.380	1.594	-0.453
Woods	0.292	-5.380	9.270	1.654	0.786
Chemicals	0.299	-5.070	7.460	1.512	0.427
MedicalProducts	0.322	-6.750	12.240	1.670	1.035
Non_metal	0.381	-6.530	11.800	1.794	1.471
Steel	0.186	-4.880	8.750	1.816	0.623
Mechanics	0.277	-10.600	11.160	1.987	-0.121
Electronics	0.114	-6.230	5.690	1.703	-0.290
Transportation	0.194	-6.950	5.800	1.790	-0.169
Logistics	0.367	-4.420	5.350	1.495	0.322
Construction	0.402	-4.630	10.190	1.990	0.826
Warehousing	0.402	-6.240	8.180	1.792	0.238
Financial	0.196	-5.360	6.180	1.623	0.058
Banking	0.125	-5.740	5.240	1.749	0.070
Investment	0.170	-8.260	9.220	2.121	0.525
Insurance	0.599	-6.020	7.970	1.981	0.356
Manufacturing	0.188	-5.290	4.670	1.359	-0.235
MKT	0.202	-4.470	4.550	1.262	-0.110
INF	0.185	-0.745	1.188	0.370	0.168
MDY	1.219	0.369	5.576	0.714	2.101
VOL	1.808	0.983	3.373	0.532	0.571
DSPR	5.758	3.100	8.610	1.339	-0.503

Note. 월간 수익률로 % 단위로 표기함. 2000년 10월 ~ 2020년 12월.

## II. 방법론

### 2.1 데이터

실증 분석에 사용될 데이터는 Fn Dataguide와 한국은행 경제통계 시스템의 두 데이터베이스를 기반으로 하였다. 먼저 시장 포트폴리오의 대응치인 KOSPI 종합주가지수 월별 수익률(MKT), 18개 KOSPI 산업지수의 월별 수익률, 시장변동성(VOL) 및 시장 배당수익률(MDY)은 Fn Dataguide를 통해 수집하였다. 이외의 거시경제 지표는 한국은행 경제통계 시스템에서 추출하였다. 소비자 물가지수의 성장률로 계산된 인플레이션율(INF), 3년물 BBB-회사채 수익률과 3년물 국고채 수익률의 차이로 계산된 신용스프레드(DSPR)를 분석에 활용하였다. 또한 무위험 수익률(Rf)은 3개월 CD 수익률을 대응치로 삼았다. 자료 기간은 2000년 1월 1일부터 2020년 12월 31일까지이다. 사용된 기초 통계량은 <표 1>에 정리하였다.

### 2.2 방법론

산업지수로 대표되는 산업별 포트폴리오가 시장 포트폴리오를 선도하는지, 즉 예측성이 있는지를 검증하기 위한 방법론으로 본 논문에서는 Hong et al.(2007)의 실증 프로세스를 따르기로 한다. 먼저 다음과 같이 직전기의 시장수익률만 통제된 후 각각의 산업지수를 설명변수로 삼은 예측 회귀분석이다.

$$MKT_t = \alpha + \beta_1 MKT_{t-1} + \beta_2 SEC_{t-1} + \epsilon_t \quad (1)$$

이에 더해 주식시장에 예측성이 있다고 알려

진 경제 변수들을 추가로 통제 변수로 추가하여 다음과 같은 회귀 모형을 설정한다.

$$MKT_t = \alpha + \beta_1 MKT_{t-1} + \beta_2 SEC_{t-1} + AECON_{t-1} + \epsilon_t \quad (2)$$

ECON에는 인플레이션, 시장 배당수익률, 신용 스프레드 포함된다. 최종적으로 여기에 시장 변동성(MVOL)까지 통제된 회귀 모형, 즉 식(3)으로 산업지수의 시장수익률 선도 여부를 실증분석한다. 시계열 회귀분석임을 감안하여 3기 lag의 Newey-West 오차수정법으로 통계검정을 실시한다.

$$MKT_t = \alpha + \beta_1 MKT_{t-1} + \beta_2 SEC_{t-1} + AECON_{t-1} + \beta_3 MVOL_{t-1} + \epsilon_t \quad (3)$$

상술한 예측 회귀분석에서 나온 산업지수의 예측성을 인플레이션, 배당수익률, 신용스프레드 등 경제변수의 예측성과 비교하기 위하여 경제적 유의성(Economic Significance)을 변수별로 계산하여 비교한다. 경제적 유의성은 변수의 표준편차 2배에 해당 변수의 회귀 계수 추정치를 곱한 것으로 정의한다. 그 경제적 유의성을 변수별로 비교하기 위하여 상대적 경제 유의성의 절대치(Absolute Relative Economic Significance)를 계산하였고 이는 경제적 유의성의 절대값을 시장 포트폴리오의 표준편차로 나눈 값을 사용한다(Hong et al., 2007).

마지막으로 위에서 검증한 예측 회귀분석을 기반으로 간단한 마켓타이밍(Market Timing) 전략을 시뮬레이션한다. 시장 포트폴리오를 투자하여 계속 보유하는 전략을 벤치마크로 삼고, 거시경제 변수만을 예측변수로 삼은 회귀 추정 수익률이 무위험 수익률보다 높다고 예측이 되

먼 시장 포트폴리오에 투자를 하고, 낮다고 예측이 되면 무위험 수익률에 투자하는 전략을 테스트 한다. 또한 경제변수 뿐만 아니라 산업지수 18개를 모두 예측변수로 추가한 모형도 함께 테스트하여 경제 변수에 추가로 산업지수가 시장 수익률 예측에 기여하는 바가 있는지 살펴보도록 한다.

### III. 분석 결과

#### 3.1 예측 회귀분석

식 (1), (2), (3)에 각각의 산업지수를 대입하여 추정한 회귀분석의 결과를 살펴보도록 한다. 18개 산업지수에 대한 모든 결과를 수록하는데에는 지면의 제한 상 산업지수의 추정계수가 통계적으로 유의한 4개 산업지수에 대한 결과만 정리하기로 한다. 다시 말해 나머지 산업지수들의 경우에는 5%의 유의수준에서 통계적으로 유의하지 않았다. <표 2>에 그 결과를 요약하였는데, 패널 A, B, C는 각각 회귀식 (1), (2), (3)에 해당된다.

**Table 2.**  
**Predictive Regressions**

	Bever	Mech.	Electro	Constr
Panel A				
Const	0.176 (0.039)	0.212 (0.013)	0.205 (0.015)	0.196 (0.019)
RM	-0.295 (0.002)	-0.224 (0.013)	0.007 (0.934)	-0.285 (0.014)
Sect	0.247** (0.005)	0.099* (0.011)	-0.118 (0.051)	0.140* (0.049)

Panel B				
Const	1.052 (0.028)	1.222 (0.010)	1.174 (0.010)	1.214 (0.005)
RM	-0.306 (0.001)	-0.246 (0.007)	-0.002 (0.979)	-0.304 (0.011)
Sect	0.240** (0.005)	0.103* (0.011)	-0.125* (0.037)	0.141 (0.065)
INF	-0.354 (0.097)	-0.341 (0.125)	-0.366 (0.090)	-0.302 (0.197)
MDY	-0.151 (0.358)	-0.188 (0.283)	-0.179 (0.297)	-0.193 (0.249)
DSPR	-0.093 (0.142)	-0.105 (0.091)	-0.100 (0.104)	-0.106 (0.062)
Panel C				
Const	0.886 (0.051)	1.026 (0.022)	0.978 (0.027)	1.025 (0.015)
RM	-0.338 (0.000)	-0.281 (0.002)	-0.092 (0.355)	-0.336 (0.003)
Sect	0.217* (0.011)	0.088* (0.028)	-0.089 (0.151)	0.126 (0.077)
INF	-0.349 (0.088)	-0.339 (0.109)	-0.362 (0.079)	-0.302 (0.173)
MDY	-0.285 (0.120)	-0.323 (0.095)	-0.312 (0.102)	-0.328 (0.085)
DSPR	-0.085 (0.167)	-0.095 (0.117)	-0.090 (0.137)	-0.096 (0.089)
MVOL	0.306 (0.004)	0.321 (0.002)	0.322 (0.003)	0.318 (0.003)

Note: *p*-value in the parenthesis.  
\*\*, \* represent 1% and 5% significance level. Only coefficients for sectors are marked.

먼저 패널 A를 살펴보면, 시장 포트폴리오의 1기에 대한 자기회귀만을 통제한 후에, 식음료, 기계, 건설 산업지수는 시장에 대해 양의 예측력이 있는 것으로 나타난다. 패널 B에서 인플레이



이전, 시장 배당수익률, 신용 스프레드까지 통제한 다음에도 식음료 산업지수와 기계 산업지수는 여전히 양의 예측성을 보이고 추가로 전자업종에서는 음의 예측력을 보인다. 건설업종도 p-value가 0.065로 약하게 유의함을 보였다. 마지막으로 시장 변동성까지 통제한 패널 C에서는 식음료, 기계, 건설업종에서 양의 예측력을 보이고 있다. 이로써 식음료, 기계, 건설업종의 경우 세 가지 모형 모두에서 양의 예측성이 통계적으로 유의함을 보여 대체로 강건한 결과라고 해석할 수 있겠다. 경기에 비교적 덜 민감하다고 알려진 대표적인 업종인 식음료가

시장에 대해 선도관계가 있다는 실증 결과는 다소 이채롭다고 할 수 있겠다.

다음으로 모든 산업지수에 대해 식 (3)의 회귀식을 통해 얻은 산업지수별 계수 추정치를 table 3에 요약하였다. 식 (3)은 1기, 즉 1개월에 대한 예측 회귀식이지만, <표 3>에는 이와 더불어 2기와 3기에 대한 예측도 함께 추정하여 정리하였다.

이전 결과와 비교해 보자면, 식음료는 1기를 초과하는 예측력은 없는 것으로 나타났으며, 전자와 기계업종의 경우 2기에도 유의한 예측성을 보이는 것으로 추정되었다. 2기 예측성은 섬

**Table 3**  
**Expended Predictive Regressions**

	Sector(t)		Sector(t+1)		Sector(t+2)	
	Estimate	p-value	Estimate	p-value	Estimate	p-value
Beverage	0.217*	0.011	0.021	0.815	-0.134	0.101
Fabrics	-0.007	0.883	-0.113*	0.019	-0.042	0.603
Woods	0.001	0.994	0.120*	0.023	-0.089	0.282
Chemicals	0.100	0.275	-0.109	0.163	-0.099	0.257
MedProducts	0.002	0.969	0.074	0.139	-0.059	0.224
Non_metal	0.047	0.301	0.051	0.329	0.015	0.792
Steel	0.025	0.625	0.116	0.057	-0.039	0.555
Mechanics	0.088*	0.028	-0.047	0.465	-0.124*	0.021
Electronics	-0.089	0.151	-0.021	0.819	0.196	0.031
Transportation	0.135	0.093	-0.091	0.187	0.068	0.283
Logistics	-0.027	0.731	0.130	0.257	-0.250**	0.000
Construction	0.126*	0.077	0.077	0.110	-0.050	0.323
Warehousing	-0.074	0.255	-0.028	0.671	-0.062	0.385
Financial	0.063	0.430	0.066	0.461	0.015	0.872
Banking	0.046	0.475	0.043	0.509	0.043	0.468
Investment	-0.044	0.401	0.018	0.752	-0.051	0.396
Insurance	0.002	0.975	-0.004	0.948	-0.065	0.355
Manufacturing	0.224	0.371	-0.204	0.596	0.549	0.083

Note. p-value in the perenthesis. \*\*, \* represent 1% and 5% significance level.

유의복과 종이목재 업종에서 각각 음과 양으로 추정되었다. 다만, 1기 예측 회귀식 그 어느 모형에서도 유의성을 보이지 않았으므로 강건한 결과로 받아들이는 것은 합당하지 않아 보인다. 3기 예측 모형에서는 기계, 전자, 그리고 유통업종에서 통계적 유의성이 있었는데, 기계와 유통업에서는 음의 계수를, 전기전자 업종에서는 양의 계수로 확인되어 2, 3기 예측모형에서는 그 해석이 대단히 불분명하다. 미국의 경우와는 달리 우리나라의 실증분석에서는 산업의 시장 선도경향이 2기부터 완전히 없어진다고 보는 것 여진다. 참고로 Hong et al.(2007)은 산업의 선도 예측 효과가 사라지는데 대략 2개월이 걸린다고 보고하고 있다.

### 3.2 경제적 유의성

다음으로 각 산업지수의 예측력이 각기 얼마만큼 높은지를 계측하기 위하여 경제적 유의성을 계산한다. 경제적 유의성은 (3)의 회귀분석의 각 산업지수의 계수 추정치에 산업지수 수익률의 2 표준편차를 곱하여 계산하였는데 산업지수 수익률의 변화가 시장수익률의 변화에 얼마만큼의 영향을 미쳤는지를 보는 지표라고 해석할 수 있다. 더불어 경제적 유의성의 절대값을 시장수익률의 표준편차로 나누어 상대 경제적 유의성 절대치를 계산하여 경제적 유의성이 시장 수익률의 변화의 얼마만큼을 설명하는지 살펴본다. <표 4>에 해당 결과가 담겨 있으며 괄호 안은 경제적 유의성의 95%의 신뢰구간이다.

두 수치를 살펴보면 식음료 산업이 경제적 유의성과 상대 경제적 유의성 절대치로 각각 0.569, 0.452를 보여 그 변동에 대한 유의성이 상당히 높음을 알 수 있다. 이에 더해 기계, 전기

전자, 건설 업종의 경우에도 0.24 이상의 상대 유의성을 보여 시장 포트폴리오 변동에 상당히 영향을 미치는 것으로 나타난다. 이상 네개 업종의 경우에는 회귀분석에서도 통계적 유의성을 보임과 동시에 그 영향력의 크기 또한 상당한 것으로 나타나 시장 포트폴리오 미래 수익률을 상당히 설명한다고 볼 수 있다.

반면 유통업종의 경우 시장 수익률 대비 경제적 유의성이 0.064로 미미하게 나타나 통계적으로는 유의하나 경제적으로 반영되는 크기는 많지 않다고 해석할 수 있겠다. 반대로 제조업의 경우 경제적 유의성과 상대 경제적 유의성이 각각 0.609와 0.483으로 높게 나타나지만 이는 회귀식에서 추정된 계수가 통계적으로 유의

**Table 4**  
**Economic Significance**

	Economic Significance	Absolute Relative Economic Significance
Beverage	0.569	0.452
Fabrics	-0.023	0.019
Woods	0.002	0.001
Chemicals	0.302	0.240
MedProducts	0.008	0.007
Non_metal	0.170	0.135
Steel	0.090	0.071
Mechanics	0.351	0.278
Electronics	-0.301	0.239
Transport.	0.483	0.383
Logistics	-0.080	0.064
Construction	0.500	0.397
Warehousing	-0.265	0.210
Financial	0.206	0.164
Banking	0.162	0.129
Investment	-0.187	0.148
Insurance	0.010	0.008
Manufact.	0.609	0.483

하지 않으므로 유의미하게 해석하는 것은 어렵다고 보겠다.

### 3.3 마켓 타이밍 시뮬레이션

경제변수들에 비해 산업지수의 예측성에 대한 정보가 더 있는지 다른 각도로 살펴보기 위하여 두 가지 예측 회귀식에 기반한 마켓타이밍 포트폴리오 전략을 시뮬레이션 한다. 첫 번째 예측 회귀식은 한 달 앞선 시장 포트폴리오의 수익률을 경제변수, 즉 인플레이션, 배당수익률, 신용스프레드에 시장 변동성으로 회귀하는 것이고, 두 번째 회귀식은 첫 번째 회귀식에 18개 산업지수를 모두 설명변수로 추가하여 회귀한 식이다. 만약 120개월, 즉 10년의 자료로 회귀식을 추정하여 다음 기의 포트폴리오 수익률이 무위험 수익률보다 높다고 예측되면 시장 포트폴리오에 투자하고 그렇지 않으면 무위험 수익률에 투자하는 간단한 방식의 시뮬레이션이다. 벤치마크로는 시장포트폴리오에 계속 투자하는 방식을 택한다. 월 평균 수익률과 표준편차 그리고 해당 포트폴리오의 Maximum Drawdown(MDD)를 <표 5>에 요약해 두었다.

놀랍게도 벤치마크 수익률에 비하여 두 회귀식에 근거한 전략의 수익률이 월등하게 높은 결과를 보이고 있다. 이는 Hong et al.(2007)이 실시한 미국의 결과와 반대의 결과이다. 그러나 이 결과가 단적으로 경제변수 혹은 산업지수가 대단히 높은 예측력이 있다고 단정할 수는 없다. 왜냐하면 해당 기간의 시장포트폴리오 평균 수익률이 0.048%로 대단히 낮으므로 운이 좋게 몇 번 시장 대신에 무위험 수익률에 투자한 것이 하락장에 대비해 손실방어가 잘 이루어진 결과일 수 있기 때문이다.

산업 수익률이 경제변수가 갖지 못하는 예측

력이 있는지 평가해 보면 이 시뮬레이션 결과는 그렇지 못한 것으로 보인다. 경제변수만 가지고 마켓타이밍을 실시한 전략에 비해 수익률도 낮고 변동성도 높으며, 최고 손실율(MDD) 또한 높기 때문이다. 18개 전체 산업지수의 수익률은 경제변수에 비해 새로운 예측력은 갖지 못하는 것으로 설명할 수 있겠다. 이 역시 미국의 결과와는 상반되는데, 미국 주식시장에서는 산업지수들의 추가적인 예측력이 다소 존재하는 것으로 분석되었다.

**Table 5**  
**Market Timing Simulations**

	Mean	St.Dev	Cumm Ret.	MDD
Port ECON	0.185	0.516	25.148	2.199
Port ALL	0.165	0.618	22.047	3.369
BenchMark	0.048	0.941	5.508	8.713

Note. Monthly returns in %.

## IV. 결 론

본 논문에서는 개별 산업지수의 수익률이 시장을 예측할 수 있는지 실증분석을 하였다. 주식시장에 대한 예측력이 존재하는 것으로 알려진 거시경제 변수 및 시장 변동성을 통제하고도 새로운 예측력이 있는지를 검증하였다.

실증분석을 통해 몇 가지를 발견하였는데, 첫째로 1개월 미래 수익률에 대한 예측성을 갖고 있는 산업으로는 식음료, 기계, 건설 업종들을 수 있겠다. 모두 양의 계수로 추정되었고 2개월 이상의 기간에 대해서는 예측력이 없는 것으로 나타나 예측력은 1개월에서 소멸됨을

알 수 있다. 둘째로 통계적으로는 유의하나 시장포트폴리오의 변동에 대비해 실질적인 영향력이 있는지 여부를 경제적 유의성으로 살펴보았다. 식음료 업종의 경우 0.452의 높은 상대적 유의성을 나타내 시장 포트폴리오의 변동에 상당히 영향이 있는 것으로 보여지며, 기계와 건설 업종도 각각 0.278과 0.397의 높은 유의성을 보여 경제적 유의성이 적지 않았다. 마지막으로 간단한 마켓 타이밍 전략을 시뮬레이션하여 미래수익률에 대한 예측성이 있는지를 검증한 결과 기존의 변수를 기반으로 하는 전략과 기존 변수에 산업지수를 모두 추가한 경우의 전략이 모두 벤치마크를 상당히 상회하는 수익률을 거두는 것으로 나타났다. 다만, 산업지수는 기존의 경제적 변수 및 시장변동성이 가지고 있는 예측력에 추가적인 예측력이 있다고 보여지지는 않는다.

서두에서 밝힌 바와 같이 간단하지만 중요한 주제임에도 불구하고 그간의 데이터가 충분치 못하여 행하지 못했던 연구를 수행했다는 데에 이 논문의 의의를 찾을 수 있겠다. 그럼에도 불구하고 이 논문에서 사용한 데이터 역시 20년 정도의 월간 데이터이므로 아주 충분한 데이터 양이라고 하기는 어렵겠다. 특히 마켓타이밍 전략에 있어 시장 수익률이 급락하여 회복하는 정도의 기간이 포함되어 있어 벤치마크 수익률 자체가 높지 않아 이를 비교대상으로 삼은 두 마켓타이밍 전략의 유효성이 충분히 검증되었다고는 하기 어렵다는 점이 본 연구의 한계라고 할 수 있겠다. 뿐만 아니라 미국에서의 결과와 달리 선도/지연관계가 포착된 섹터도 다르며, 그 효과가 사라지는 시차도 더 짧다는 것을 밝힌 것도 의미가 있다 하겠다.

또한 다량의 데이터를 포함해야하는 실증 분석의 성격으로 인해 현재의 업권을 대표로 재

조정된 KRX 산업지수 대신 오래된 KOSPI 산업지수를 사용한 것 역시 추가적인 한계로 볼 수 있다. 현재 거래되고 있는 섹터 ETF를 비롯한 다양한 금융 상품들이 지수로 삼고 있는 KRX 지수를 기반한 연구가 선행되어야 실제 매매가능한 전략으로의 발전이 가능하다고 할 수 있겠다. 앞으로 KRX 산업지수에 대한 연구가 심도 있게 전개되어야 할 것으로 보인다.

## References

- 김민건 · 강상훈 (2013). 시간가변 장기기억 특성 분석: KOSPI 주요 산업지수 중심으로. *금융공학연구*, 12(1), 31-50.
- 김수현 (2021). 한국 주식시장 산업군별 장기기억 효과 분석. *서비스경영학회지*, 22(2), 170-185.
- 김태혁 · 강종민 · 박종해 (2014). 산업지수별 구조변화 시점과 선도지연 관계에 관한 실증분석. *Journal of The Korean Data Analysis Society*, 16(4), 2021-2032.
- 박종해 · 조동환 (2015). IT산업지수와 타 산업지수간의 선도지연관계에 관한 실증분석. *인터넷전자거래연구*, 15(1), 147-157.
- 박창래 (2013). 경기순환국면별 산업의 주가수익률. *회계와정책연구*, 18(2), 317-340.
- 이우식 (2019). 주가지수를 통한 한국산업 간 상호연계성 연구. *경영컨설팅연구*, 19(3), 27-34.
- 이정호 · 이용웅. (2020). KOSPI200 섹터지수를 이용한 최적성장포트폴리오 (GOP) 실증분석. *Korea Business Review*, 24(1), 119-144.
- Chong, J., & Phillips, G. M. (2015). Sector rotation with macroeconomic factors. *The Journal of Wealth Management*, 18(1), 54-68.
- Hong, H., & Stein, J. C. (2007). Disagreement and the stock market. *Journal of Economic Perspectives*, 21(2), 109-128.
- Hong, H., Torous, W., & Valkanov, R. (2007). Do industries lead stock markets? *Journal of Financial Economics*, 83(2), 367-396.
- Huang, D., Jiang, F., Tu, J., & Zhou, G. (2015). Investor sentiment aligned: A powerful predictor of stock returns. *Review of Financial Studies*, 28(3), 791-837.
- Li, X., Chen, X., Li, B., Singh, T., & Shi, K. (2021). Predictability of stock market returns: New evidence from developed and developing countries. *Global Finance Journal*, 100624.
- Menzly, L., & Ozbas, O. (2010). Market segmentation and cross predictability of returns. *The Journal of Finance*, 65(4), 1555-1580.
- Sims, C. A. (2003). Implications of rational inattention. *Journal of Monetary Economics*, 50(3), 665-690.
- Wang, Y., Pan, Z., Wu, C., & Wu, W. (2020). Industry equi-correlation: A powerful predictor of stock returns. *Journal of Empirical Finance*, 59, 1-24.

## 저자사항(author(s) note)

## 김수현(Soo-Hyun Kim)

- soo\_hyun.kim@ssu.ac.kr
- 2014년 3월 ~ 현재 : 숭실대학교 경영학부 교수
- 관심분야 : 투자론, 재무방법론
- Ph.D., Associate Professor, School of Business Administration, Soongsil, Seoul, Korea