

Journal of Insurance and Finance

보험금융연구

경제주체들에게 관측되지 않은 미래 통화정책
충격의 효과 분석

Joonyoung Hur

Corporate Social Responsibility and the R&D Risk
Choices in a Product Differentiated Market

Sangho Lee · Sumi Cho

Predicting Korean Stock Market Return with Financial
and Macro variables
- Focusing on In-sample and Out-of-sample Tests -

Sungju Chun

Stock Return, Volume and Volatility
in the EGARCH model

Yi Jiang

Understanding the Effects of Unanticipated
Future Monetary Policy Shocks

Joonyoung Hur

기업의 사회적 책임과 상품차별화된 시장의
R&D 리스크 선택

이상호 · 조수미

금융·거시경제변수들의 한국 주식수익률
예측가능성 검정
- 표본 내 검정과 표본 외 검정 결과 비교를 중심으로 -

전성주

Stock Return, Volume and Volatility
in the EGARCH model

Yi Jiang

Understanding the Effects of Unanticipated Future Monetary Policy Shocks*

경제주체들에게 관측되지 않은 미래 통화정책 충격의 효과 분석

Joonyoung Hur**

This paper studies the effects of future monetary policy shocks unanticipated by private agents using an estimated new Keynesian dynamic stochastic general equilibrium model framework. Analysis of U.S. data from 1967 Q1 to 2008 Q1 shows that the information structure on monetary policy substantially improves the model's fit to data compared to the conventional contemporaneous-shocks-only counterpart. To examine the role of agents' foresight about future monetary policy shocks, a counterfactual analysis on agents' information flows is conducted. If, throughout the sample period, agents had possessed perfect foresight about future monetary policy shocks, the business cycle fluctuations would have been milder as the volatility of key macroeconomic variables drops markedly. In addition, we find that the model-implied uncertainty about future monetary policy contains significant explanatory power for disagreement—cross-sectional dispersion of forecasts—in the Survey of Professional Forecasters.

Key words: New Keynesian Model, Information Flows, News Shocks, Imperfect Information, Bayesian Estimation

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B030300, B030601, B030108

* This work is supported by the Hankuk University of Foreign Studies Research Fund of 2020.

** First author: Associate Professor, Division of Economics, Hankuk University of Foreign Studies(joonyhur@gmail.com)

논문 투고일: 2019. 08. 27, 논문 최종 수정일: 2019. 12. 24, 논문 게재 확정일: 2020. 2. 21

I. Introduction

The effects of “news” in monetary actions appear in the empirical macro literature (Milani and Treadwell, 2012). Coincident with news about fiscal actions existing work typically posits that monetary policy shocks—the non-systematic component of policy distinguished from its systematic responses to inflation and output fluctuations—which will be realized in the future are well anticipated by private agents.

Given the nature of institutional structure of policy decisions, it is remarkable that degrees of foresight about future monetary actions are intrinsically different from news about changes in taxes or government spending. In the context of fiscal policy, there is a plethora of literature documenting how agents would learn today about shocks that will hit far into the future, as well as well-established evidence of this happening (Poterba, 1988; Ramey and Shapiro, 1998; Yang, 2005; Mertens and Ravn, 2010; Ramey, 2011; Leeper et al., 2013). However, it may be different in the monetary policy context. As both Blinder et al. (2001) and Goodfriend (2010) point out, the Federal Reserve’s communicating more openly with the public in terms of interest rate policy is a relatively recent phenomenon that has occurred since the mid-1990s. This finding suggests that any ability of the public to anticipate future monetary policy shocks may have to be a lot more limited than that in the existing literature.

The main objective of this paper is to examine the role of an alternative assumption about how information about future monetary policy shocks flows to private agents. In particular, I study the empirical implications of future monetary policy shocks unanticipated by agents, using an estimated new Keynesian dynamic stochastic general equilibrium (NK-DSGE) model

framework. Before detailing the main information structure of this article, I introduce two benchmark specifications for ease of explanation. Both information structures assume agents' perfect observation on exogenous shocks, but the only difference between them is the presence of anticipated components of monetary policy shocks. In the first benchmark structure, there is only a contemporaneous innovation in monetary policy, and any changes in the innovation are directly observed by agents. In reference to Milani and Treadwell (2012), the second benchmark specification posits that they receive news about future monetary policy shocks which take the i.i.d. form as examined in Schmitt-Grohe and Uribe (2012).

In contrast to the information flows as above, the main information specification of this paper employs agents' incapability of accessing future shocks on monetary policy. In this specification, agents know that the underlying monetary policy rule obeys the i.i.d. specification as in the second benchmark. In addition, they possess perfect information about current exogenous shocks, including the current component of monetary policy shocks. Agents, however, have no foresight on the future components of monetary policy shocks. Consequently, the difference between the second benchmark and main information structures is attributable entirely to the anticipation of future monetary policy shocks.

These information structures are inserted into an otherwise standard NK-DSGE model. Together with monetary policy at various horizons, two more shocks drive economic fluctuations in the NK-DSGE model. They are shocks to technology and household preference, both of which are modeled as first-order autoregressive processes. The models are estimated on quarterly U.S. data ranged from 1967:Q1 to 2008:Q1. The estimation results are then compared across the information structures based on the following criteria:

Overall model fit, impulse responses, and spectrums of model-implied data.¹⁾ The only difference across the three models is their information structures, thus, any variations in these quantities should correspond to an assessment of the information specifications.

The first contribution of this paper is to illuminate the role of the information structure endowed with the unanticipated future monetary policy shocks. Three main findings are obtained regarding this issue. First, this information structure turns out to be the best favored specification by the U.S. time series data. It significantly improves the model's fit to the data compared to the conventional contemporaneous-shocks-only counterpart. On the other hand, there is almost no gain of embedding monetary policy news shocks in enhancing model fit. Note that this finding is robust to various measures of model fit, including the posterior marginal density as in Geweke (1999), deviance information criterion as in Spiegelhalter et al. (2002), and Bayesian predictive information criterion as in Ando (2007).

Second, incorporating future components of monetary policy disturbances unobservable to agents improves the model's performance by producing more data-consistent short-run fluctuations in interest rate dynamics. I find that embedding the information structure generates additional high frequency variations in the nominal interest rate, which fosters the statistical relationships between the model-generated interest rate series and actual data.

Third, the information structure induces a more persistent equilibrium even though it relies less on the persistence generated by internal propagation mechanisms, such as habit formation in consumption. The underlying

1) The choice of model-implied spectrums as a part of model comparison is guided by Walker and Leeper (2011), who argue that alternative information structures, such as news or noise, alter the persistence of a model's equilibrium.

mechanism of this phenomenon is in line with Granger (1966), who argues that the “typical spectral shape” of macroeconomic time series allocates most of the spectral power to low frequencies. The less persistent equilibrium interest-rate process caused by augmenting unanticipated future monetary policy shocks is corrected through higher estimates for the shock autocorrelation parameters. Consequently, the equilibrium dynamics induced by non-policy shocks becomes relatively more persistent than the other information structures assuming agents’ complete information.

Having established these empirical properties, the second contribution of the article is to explore the quantitative importance of agents’ foresight about future monetary policy shocks to the business cycle. Based on the estimates from the model with the unanticipated future monetary policy shocks, I conduct a counterfactual analysis on agents’ information flows for future monetary policy shocks in which they are assumed to be perfectly anticipated by agents. This analysis makes two key points. First, the fluctuations in output and inflation as well as nominal interest rate would have been milder if agents had possessed perfect foresight about future monetary policy shocks. More importantly, the gap between the actual and counterfactual series is much more pronounced in the sample prior to the 1990s, indicating that agents’ observability of future monetary policy shocks matters more for the macroeconomic performance of this period than the later sample. Note that this finding is consistent with the historical evidence on changes in the Federal Reserve’s communication strategy toward greater transparency since the early to mid-1990s, as in Blinder et al. (2001), Blinder et al. (2008), and Goodfriend (2010).

Second, uncertainty about future monetary policy emerged from the model has significant explanatory power for disagreement—cross-sectional dispersion

of forecasts—in the Survey of Professional Forecasters (SPF). In particular, the model-implied output series driven by the policy uncertainty tracks the trend component of the corresponding SPF disagreement series quite closely. This finding provides a supportive view of Dovern et al. (2012), who insist that a crucial factor affecting variations in the cross-sectional dispersion of forecasts is uncertainty about monetary policy.

This paper is closely related to the literature seeking the role of either “news” or “noise” in NK-DSGE models. Milani and Treadwell (2012) illustrate the effects of anticipated (news) and unanticipated monetary policy shocks. A primary difference of this paper from Milani and Treadwell (2012) is to explore the implications of future monetary policy shocks unanticipated by agents. From a different perspective, Collard et al. (2009) and Levine et al. (2012) argue that the agents’ imperfect information assumption improves the models’ fit relative to the models that possess complete information. A common feature of both studies is to exploit agents’ imperfect knowledge of the occurrence of exogenous shocks in the current period by positing that the number of fundamental shocks exceeds the number of observable variables measured with errors.²⁾ Then this setup creates confusion in agents so that imperfect information models benefit from the anonymity of the types of current shock. Unlike these works, the main source of imperfect information that this paper utilizes is private agents’ inability to observe future shocks on monetary policy, while they have perfect knowledge of the occurrence of exogenous shocks in the current period.

2) In this context, agents’ misperception between permanent and transitory shocks is employed extensively for specifying total factor productivity shocks in the business cycle literature. For example, see Boz et al. (2011) and Blanchard et al. (2012).

II. The Model

This section presents the baseline model. The model is a standard new Keynesian model featuring both nominal price rigidities à la Calvo (1983) and Yun (1996) and real rigidity in the form of internal habit formation in consumption.

1. Households

A representative household chooses sequences $\{c_t, n_t, b_t\}_{t=0}^{\infty}$ to maximize expected lifetime utility, given by,

$$E_0 \sum_{t=0}^{\infty} \beta^t u_t \left\{ \frac{(c_t - \vartheta c_{t-1})^{1-\sigma}}{1-\sigma} - \chi \frac{n_t^{1+\eta}}{1+\eta} \right\}, \quad (1)$$

where β is the subjective discount factor, $1/\sigma$ is the intertemporal elasticity of substitution, $1/\eta$ is the Frisch elasticity of labor supply, c_t is consumption of the final good, ϑc_{t-1} is an internal habit stock where $\vartheta \in [0, 1)$, and n_t is labor hours. u_t is a preference shock that follows

$$u_t = \bar{u} (u_{t-1} / \bar{u})^{\rho_u} \exp(\varepsilon_{u,t}),$$

where \bar{u} is the mean, $0 \leq \rho_u < 1$, and $\varepsilon_{u,t} \sim N(0, \sigma_u^2)$.

The representative household's choices are constrained by

$$c_t + b_t = w_t n_t + r_{t-1} b_{t-1} / \pi_t + \tau_t,$$

where $\pi_t = p_t / p_{t-1}$ is the gross inflation rate, w_t is the real wage, τ_t is a lump-sum tax, b_t is a one-period real bond, and r_t is the gross nominal

interest rate. The representative household's optimality conditions imply

$$\Lambda_t = u_t(c_t - \vartheta c_{t-1})^{-\sigma} - \beta \vartheta E_t[u_{t+1}(c_{t+1} - \vartheta c_t)^{-\sigma}],$$

$$\Lambda_t = (\chi u_t n_t^\eta)/w_t,$$

$$\Lambda_t = \beta r_t E_t(\Lambda_{t+1}/\pi_{t+1}),$$

where Λ_t denotes the Lagrange multiplier on the budget constraint.

2. Firms

The production sector consists of monopolistically competitive intermediate goods producing firms who produce a continuum of differentiated inputs and a representative final goods producing firm. Each firm $i \in [0,1]$ in the intermediate goods sector produces a differentiated good, $y_t(i)$, with identical technologies given by $y_t(i) = n_t(i)$, where $n_t(i)$ is the level of employment used by firm i . Each intermediate firm chooses its labor supply to minimize its operating costs, $w_t n_t(i)$, subject to its production function.

Using a Dixit and Stiglitz (1977) aggregator, the representative final goods producer purchases $y_t(i)$ units from each intermediate firm to produce the final good, $y_t \equiv \left[\int_0^1 y_t(i)^{(\theta_p-1)/\theta_p} di \right]^{\theta_p/(\theta_p-1)}$, where $\theta_p > 1$ is the price elasticity of

demand for good i . Maximizing profits for a given level of output yields the demand function for intermediate inputs, $y_t(i) = (p_t(i)/p_t)^{-\theta_p} y_t$, where $p_t \equiv \left[\int_0^1 p_t(i)^{1-\theta_p} di \right]^{1/(1-\theta_p)}$ is the price of the final good. Following Calvo (1983), a fraction of intermediate firms, ω cannot update their prices each period. Firms that are unable to optimally reset their price partially index their

price to past inflation according to $p_t(i) = p_{t-1}(i)\pi_{t-1}^\lambda \overline{\pi^{1-\lambda}}$, where $\lambda \in [0,1]$ is the degree of indexation and $\overline{\pi}$ is steady state inflation. Thus, firms that are able to reset their price at t choose their optimal price, p_t^* , to maximize the expected discounted present value of real profits, $E_t \sum_{k=t}^{\infty} w^{k-t} q_{t,k} d_k(i)$,

where $q_{t,k} \equiv 1$ and $q_{t,k} \equiv \prod_{j=t+1}^k q_{j-1,j}$ is the discount factor between periods t and $k > t$. The optimality

condition is given by

$$\frac{p_t^*}{p_t} = \frac{\theta_p}{\theta_p - 1} \frac{E_t \sum_{s=t}^{\infty} (\beta\omega)^{s-t} \Lambda_s [p_s / (\widetilde{\pi_{t,s} p_t})]^{\theta_p} w_s y_s}{E_t \sum_{s=t}^{\infty} (\beta\omega)^{s-t} \Lambda_s [p_s / (\widetilde{\pi_{t,s} p_t})]^{\theta_p - 1} w_s y_s} \equiv \frac{\theta_p}{\theta_p - 1} \frac{x_{1,t}}{x_{2,t}}, \quad (2)$$

where $\widetilde{\pi_{t,t}} = 1$ and $\widetilde{\pi_{t,s}} = \prod_{j=t}^{s-1} \pi_j^\lambda \overline{\pi^{1-\lambda}}$ for $s > t$. Written recursively $x_{1,t}$ and $x_{2,t}$ are given by

$$\begin{aligned} x_{1,t} &= \Lambda_t w_t y_t + \beta\omega \overline{\pi^{(\lambda-1)\theta_p}} E_t \left[\pi_{t+1}^{\theta_p} \pi_t^{-\lambda\theta_p} x_{1,t+1} \right], \\ x_{2,t} &= \Lambda_t y_t + \beta\omega \overline{\pi^{(1-\lambda)(1-\theta_p)}} E_t \left[\pi_{t+1}^{\theta_p-1} \pi_t^{\lambda(1-\theta_p)} x_{2,t+1} \right]. \end{aligned}$$

The optimal firm pricing equation, (2), and the aggregate price index imply

$$\overline{\pi^{(1-\lambda)(1-\theta_p)}} \pi_t^{\theta_p-1} \pi_{t-1}^{\lambda(1-\theta_p)} = 1 - (1-\omega)(\mu_p^p x_{1,t}/x_{2,t})^{1-\theta_p},$$

where $\mu_p = \theta_p/(\theta_p - 1)$ is the markup of price over marginal cost when prices are flexible.

Aggregate output is given by $\Psi_t y_t = n_t$, where $\Psi_t \equiv \int_0^1 (p_t(i)/p_t)^{-\theta_p} di$

measures price dispersion, which, written recursively, is given by

$$\Psi_t = (1 - \omega)(\mu^p x_{1,t}/x_{2,t})^{-\theta_p} + \omega \pi^{(\lambda-1)\theta_p} \pi_t^{\theta_p} \pi_{t-1}^{-\lambda\theta_p} \Psi_{t-1}.$$

3. Monetary Policy

Before describing the main information structure on monetary policy rules of this article, which is named as the partial-foresight information structure, I introduce two benchmark specifications for ease of explanation. In the first benchmark specification, the monetary authority sets policy according to

$$r_t = r_{t-1}^{\rho_r} \left[\bar{r} (\pi_t/\bar{\pi})^{\phi_\pi} (y_t/y_{t-1})^{\phi_y} \right]^{1-\rho_r} \exp(\varepsilon_{r,t}), \quad (3)$$

where ϕ_π and ϕ_y measure the policy responses to inflation and output growth, and $\varepsilon_{r,t} \sim N(0, \sigma_r^2)$. This monetary policy rule is the conventional one that appears throughout the modern macroeconomics literature. In this specification, agents have no foresight about future realizations of the monetary policy shocks. I denote this “No-Foresight.”

The second benchmark specification simplifies the news process in Schmitt-Grohe and Uribe (2012) and is given by

$$r_t = r_{t-1}^{\rho_r} \left[\bar{r} (\pi_t/\bar{\pi})^{\phi_\pi} (y_t/y_{t-1})^{\phi_y} \right]^{1-\rho_r} \exp(\varepsilon_{r,t}^0 + \varepsilon_{r,t}^{k_1} + \varepsilon_{r,t}^{k_2} + \varepsilon_{r,t}^{k_3} + \dots), \quad (4)$$

where $\varepsilon_{r,t}^{k_j}$ denotes the k_j -period anticipated changes in the log deviation of the nominal interest rate from its steady state and $\varepsilon_{r,t}^{k_j} \sim N(0, (\sigma_r^{k_j})^2)$. These shocks are assumed to be independent across time and anticipation horizon, i.e., $E(\varepsilon_{r,t-j}^j \varepsilon_{r,t-k}^k) = 0$ for any $k \neq j$ and $E(\varepsilon_{r,t}^j \varepsilon_{r,t}^k) = 0$ for any $k \neq j$. The information set of the agent consists of current and past realizations of the exogenous shocks $\varepsilon_{r,t}^j$. By observing $\varepsilon_{r,t}^2$, for example, agents know precisely how this shock will impinge upon r_{t+2} and agents will respond as soon as the

shock is observed. I refer to this information structure as “Complete-Foresight.”

The main information structure on monetary policy is similar to Complete-Foresight except for agents’ incapability of anticipating future monetary policy shocks. In this specification, agents know that the underlying monetary policy rule obeys the same specification as in Complete-Foresight, given by equation (4). They observe contemporaneous realizations of the exogenous shocks, including the current component of monetary policy shocks ($\varepsilon_{r,t}^0$), but not the future components of monetary policy shocks ($\varepsilon_{r,t}^{k_j}$ for all $k_j > 0$). This information structure on monetary policy shocks is denoted as “Partial-Foresight.”

In sum, the difference between Complete- and Partial-Foresight is attributable entirely to the anticipation of future monetary policy shocks. Under the Complete-Foresight specification, agents have foresight over discretionary monetary policy changes in the future, whereas Partial-Foresight assumes that they are unaware of realizations of future monetary policy shocks. Both specifications, however, would coincide regarding the agents’ ability to perfectly specify the current components of exogenous shocks.

4. Equilibrium

In equilibrium, good market clearing imposes $c_t = y_t$. Under the No-Foresight specification, the log-linear equilibrium system is given by

$$\widehat{\Lambda}_t = \frac{\sigma}{(1-\vartheta)(1-\beta\vartheta)} [\beta\vartheta E_t(\widehat{c}_{t+1}) - (1+\beta\vartheta^2)\widehat{c}_t + \vartheta\widehat{c}_{t-1}] - \frac{1}{1-\beta\vartheta} [\beta\vartheta E_t(\widehat{u}_{t+1}) - \widehat{u}_t] \quad (5)$$

$$\widehat{\Lambda}_t = \eta\widehat{n}_t - \widehat{w}_t + \widehat{u}_t \quad (6)$$

$$\widehat{\Lambda}_t = E_t\widehat{\Lambda}_{t+1} + (\widehat{r}_t - E_t\pi_{t+1}) \quad (7)$$

$$\widehat{x}_{1,t} = (1 - \beta\omega)(\widehat{w}_t + \widehat{y}_t + \widehat{\Lambda}_t) + \beta\omega E_t\{\widehat{x}_{1,t+1} + \theta_p \widehat{\pi}_{t+1} - \lambda \theta_p \widehat{\pi}_t\} \quad (8)$$

$$\widehat{x}_{2,t} = (1 - \beta\omega)(\widehat{y}_t + \widehat{\Lambda}_t) + \beta\omega E_t\{\widehat{x}_{2,t+1} + (\theta_p - 1)\widehat{\pi}_{t+1} - \lambda(1 - \theta_p)\widehat{\pi}_t\} \quad (9)$$

$$\omega(\widehat{\pi}_t - \lambda \widehat{\pi}_{t-1}) = (1 - \omega)(\widehat{x}_{1,t} - \widehat{x}_{2,t}) \quad (10)$$

$$\widehat{r}_t = \rho_r \widehat{r}_{t-1} + (1 - \rho_r)[\phi_\pi \widehat{\pi}_t + \phi_y(\widehat{y}_t - \widehat{y}_{t-1})] + \varepsilon_{r,t} \quad (11)$$

$$\widehat{y}_t = \widehat{z}_t + \widehat{n}_t \quad (12)$$

$$\widehat{u}_t = \rho_u \widehat{u}_{t-1} + \varepsilon_{u,t}, \quad (13)$$

where \widehat{z}_t represents the technology shock process, which is common across firms and follows

$$\widehat{z}_t = \rho_z \widehat{z}_{t-1} + \varepsilon_{z,t}, \quad (14)$$

$0 \leq \rho_z < 1$, and $\varepsilon_{z,t} \sim N(0, \sigma_z^2)$.

To simplify the system, subtract (8) from (9) to obtain

$$\widehat{x}_{1,t} - \widehat{x}_{2,t} = (1 - \beta\omega)\widehat{w}_t + \beta\omega(E_t \widehat{x}_{1,t+1} - E_t \widehat{x}_{2,t+1} + E_t \widehat{\pi}_{t+1} - \lambda \widehat{\pi}_t).$$

Then use (10), which implies

$$\widehat{x}_{1,t} - \widehat{x}_{2,t} = \frac{\omega}{1 - \omega}(\widehat{\pi}_t - E_t \widehat{\pi}_{t+1}),$$

to substitute for $\widehat{x}_1 - \widehat{x}_2$ and simplify to obtain

$$\widehat{\pi}_t = \frac{(1 - \beta\omega)(1 - \omega)}{\omega(1 + \beta\lambda)}\widehat{w}_t + \frac{\beta}{1 + \beta\lambda}E_t \widehat{\pi}_{t+1} + \frac{\lambda}{1 + \beta\lambda}\widehat{\pi}_{t-1}. \quad (15)$$

The equilibrium system is given by (11) through (14), a New Keynesian Phillips curve (derived by combining (5), (6), and (15)), and the IS equation (obtained jointly from (5) and (7), together with $y_t = c_t$). Finally, the equilibrium system for the Complete- and Partial-Foresight specifications can

be derived by altering the equation (11).

The baseline specifications in this paper assume no price indexation (i.e., $\lambda = 0$). Backward indexation is often added to a NK-DSGE model to generate inertia in inflation dynamics observed in the data. Hence, having no indexation is a reasonable benchmark for the main purpose of this work, which examines how alternative specifications of information flow affect the persistence of model-generated processes. The sensitivity analysis in the later sections considers alternative specifications including the models with estimated price indexation as well as the models with perfect price indexation (i.e., $\lambda = 1$) as in Christiano et al. (2005) and Collard et al. (2009).

III. Inference

The model parameters $\Theta = \{\sigma, \eta, \vartheta, \phi_\pi, \phi_y, \rho_r, \rho_z, \rho_u, [\sigma_r^k]_{k \geq 0}, \sigma_z, \sigma_u, \omega, \bar{\pi}, \bar{r}\}$ are estimated using Bayesian inference methods to construct the parameters' posterior distribution, which integrates the likelihood function with prior information (see An and Schorfheide (2007) for a survey). I use U.S. quarterly data on the output, inflation, and nominal interest rate from 1967:Q1 to 2008:Q1 as observable variables. I detrend the logarithm of each time series with its own linear trend as in Collard et al. (2009), except for the nominal interest rate, which is detrended by the trend in inflation.

1. Identification of Various Information Structures

As a first step for the estimation procedure, the log-linearized system (5)–(15) is solved by Sims's (2002) gensys algorithm. In particular, the No-Foresight

specification assumes that agents' information set at date t consists of the model endogenous variables as well as structural innovations dated t and earlier, including the shocks, $\{\varepsilon_{z,t}, \varepsilon_{u,t}, \varepsilon_{r,t}\}$. The agents' information set associated with Complete-Foresight is an extension of the No-Foresight specification so that it contains variables dated t and earlier, including the shocks, $\{\varepsilon_{z,t}, \varepsilon_{u,t}, \varepsilon_{r,t}^0, \varepsilon_{r,t}^1, \varepsilon_{r,t}^2, \dots\}$. Given the monetary policy rule in (4), this implies that at t the agent has (perfect) knowledge of monetary policy shocks which will be realized in the future.

For the Partial-Foresight specification, I use the partial information version of gensys algorithm by Chris Sims. As mentioned in the previous section, the primary difference between Complete-Foresight and Partial-Foresight is agents' capability of anticipating future monetary policy shocks, whereas both information structures posit that they have perfect knowledge about contemporaneous shocks. In order to be consistent with the Partial-Foresight setup, the usage of the partial information version of gensys algorithm is to take out the anticipated component of monetary policy shocks, $\{\varepsilon_{r,t}^1, \varepsilon_{r,t}^2, \dots\}$, from the agents' information set. Now, the agents only observe the model endogenous variables dated t and earlier, and contemporaneous structural shocks. Therefore, although the agents are aware that monetary policy follows the rule in (4), they have no foresight about future monetary policy disturbances under the Partial-Foresight specification.³⁾

3) By construction, solving the model associated with the monetary policy rule in (3), instead of (4), by using the partial information version of gensys algorithm yields the identical solution to that using its complete information counterpart.

2. Bayesian Inference Procedure

Having obtained the model solution, I then use the Sims optimization routine `csminwel` to maximize the log posterior function, which combines the priors and the likelihood of the data. For this step, I check whether multiple modes exist by initiating the search for the posterior mode from 50 initial values. For all the estimated specifications, more than half of the searches converge to the same likelihood values. Finally, the random walk Metropolis-Hastings (MH) algorithm simulates 1,000,000 draws, with the first 400,000 used as a burn-in period and every 20th thinned, leaving a sample size of 30,000.

Columns 2 to 3 in Table 2 list the prior distributions for all estimated parameters. The prior specifications in this work are mainly taken from Collard et al. (2009), which is similar to Smets and Wouters (2007). The prior distribution of risk aversion, σ , is a Gamma with mean 1.5 and standard deviation 0.375, whereas that of the inverse of the Frisch elasticity of labor, η , follows a Gamma with mean 2 and standard deviation 0.75. The mean and standard deviation values of these priors are drawn from Smets and Wouters (2007). The prior for the consumption habit formation, ϑ , and the average probability of price non-resetting, ω , are drawn from Collard et al. (2009) so that they follow Beta distribution of mean 0.5 and the 95% confidence interval covers from 0.096 to 0.903. Prior distributions for the rest of the parameters are coherent with Collard et al. (2009). The nominal interest rate reactions to inflation, ϕ_π , and output growth, ϕ_y , are assumed to be positive, with a normal distribution centered at 1.5 and 0.125, respectively.

For the shock AR(1) parameters, I assume that they follow a beta distribution with a mean of 0.5 and standard deviation of 0.25 so that the 95%

percentile interval is ranged from 0.1 to 0.9. An inverse gamma distribution with a mean of 0.38 and standard deviation of 0.18 is given to the shock standard deviation parameters, except for the monetary policy shock. I assume inverse Gamma distribution with mean 0.1 and standard deviation 2 for the standard deviation of current monetary policy shocks as in Milani and Treadwell (2012). I further assume that the priors on the future components of monetary policy shocks have mean 0.05 and standard deviation 1, which are 50% of the values used for the current component of monetary policy shocks. This selection reflects the prior view that the forward-looking components (whether or not they are anticipated by agents) of discretionary changes in monetary policy are less significant than their contemporaneous component in determining the nominal interest rate today. As discussed in Blinder et al. (2001), the Federal Reserve's communicating more openly with the public is a relatively recent phenomenon. Given that a large fraction of the data used for estimation is associated with a period when the Federal Reserve was not transparent, the asymmetric priors between current and future components of monetary policy shocks seem to be a reasonable strategy in controlling for the relative importance of monetary policy shocks of different horizons.

IV. Estimation Results

1. Optimal Horizon for Future Monetary Policy Shocks

The Complete- and Partial-Foresight information structures entail a selection of future monetary policy shock horizons. In this paper, I choose the optimal horizon based on various goodness-of-fit statistics, the strategy

employed by Fujiwara et al. (2011) and Milani and Treadwell (2012).⁴⁾ To do so, I use three measures of model fit: (1) the average log marginal density; (2) the deviance information criterion (DIC) as in Spiegelhalter et al. (2002); and (3) the Bayesian predictive information criterion (BPIC) as in Ando (2007). The average log marginal density, calculated by using the Geweke's (1999) modified harmonic mean estimator, is a conventional measure of model fit for the class of linearized DSGE models. However, the log marginal densities may tend to prefer models with extra free parameters to be estimated. Compared to the No-Foresight specification, Complete- and Partial-Foresight both have additional parameters, the future component of monetary policy shocks. In order to explore this issue, the latter two measures are considered which penalize over-fitted models with more free parameters.

In doing so, I set the maximum anticipation horizon to be 4 quarters, a lot lower than the values employed in the literature on news about technology shocks (Schmitt-Grohé and Uribe, 2012; Fujiwara et al., 2011). Compared to technology shocks, however, any ability of private agents to anticipate future monetary policy shocks should be small and limited to a few quarters ahead. As illustrated above, this is particularly because the sample span used for estimating the model largely overlaps with a period when the Federal Reserve's guidance on future monetary policy actions was opaque (Blinder et al., 2001; Blinder et al., 2008).

Table 1 reports the negative of average log marginal densities for models with various horizons of future monetary policy shocks, together with the two alternative measures of model fit.⁵⁾ By any criterion, there is a gain in terms of model fit when incorporating the future components of monetary policy

4) Unlike this work, however, both Fujiwara et al. (2011) and Milani and Treadwell (2012) only consider the average log marginal density in evaluating model fit.

5) Models with smaller measure should be preferred to models with larger one.

shocks unanticipated by agents. The data prefers the model with Partial-Foresight to the No-Foresight specification. In contrast, augmenting anticipated monetary policy shocks cannot enhance the model's ability to fit the data better, which contrasts with the finding by Milani and Treadwell (2012).⁶⁾ The average log marginal data densities become larger under the Complete-Foresight specification, relatively to No-Foresight. A similar finding is observed for the DIC and BPIC measures, with an exception of the combination of horizon $k = 0, 2$.

Regarding the best-fitting combination, the log marginal density criterion is in favor of the model with the combination of horizon $k = 0, 1, 2, 3, 4$, whereas the DIC and BPIC both prefer that with $k = 0, 1, 2, 3$. In order to be free from the overfitting issue discussed above, I rely on the DIC and BPIC measures in judging the best-fitting combination of future monetary policy shock horizons under the Partial-Foresight specification. Accordingly, I set the horizons to 0, 1, 2, and 3 for the empirical results of the Partial-Foresight information structure. In addition, I present the results of Complete-Foresight with the same combination of horizons for comparison.

6) A prominent explanation for the discrepancy between the results herein and that of Milani and Treadwell (2012) is the choice of the anticipation horizon. Their best-fitting model is augmented with the anticipation horizons of 4, 8, and 12 quarters, whereas the maximum anticipation horizon in this work is restricted to 4 quarters.

〈Table 1〉 Log Marginal Data Densities, Deviance Information Criterion(DIC), and Bayesian Predictive Information Criterion (BPIC) of the Models with Various Information Structures

Log Marginal Data Densities	Complete Foresight	Partial Foresight
$k = 0$ (No Foresight)	170.96	
$k = 0, 1$	171.71	166.01
$k = 0, 2$	172.15	166.08
$k = 0, 3$	172.21	166.13
$k = 0, 4$	171.73	166.10
$k = 0, 1, 2$	172.77	164.07
$k = 0, 1, 2, 3$	173.66	162.60
$k = 0, 1, 2, 3, 4$	174.49	162.03*
DIC	Complete Foresight	Partial Foresight
$k = 0$ (No Foresight)	239.95	
$k = 0, 1$	240.11	237.21
$k = 0, 2$	239.53	237.07
$k = 0, 3$	242.29	236.88
$k = 0, 4$	241.57	238.12
$k = 0, 1, 2$	242.40	236.95
$k = 0, 1, 2, 3$	243.99	235.88*
$k = 0, 1, 2, 3, 4$	244.78	238.64
BPIC	Complete Foresight	Partial Foresight
$k = 0$ (No Foresight)	245.54	
$k = 0, 1$	244.62	243.77
$k = 0, 2$	244.15	243.62
$k = 0, 3$	248.65	243.28
$k = 0, 4$	247.60	245.53
$k = 0, 1, 2$	247.84	243.95
$k = 0, 1, 2, 3$	249.69	242.07*
$k = 0, 1, 2, 3, 4$	249.91	246.66

Notes: 1) The log marginal data densities use Geweke's modified harmonic mean estimator.

2) An asterisk (*) denotes the best-fitting combination of horizons under each goodness-of-fit measure.

2. Posterior Estimates

The last three columns of Table 2 provide the mean, and 95th percentile intervals from the posterior distributions.⁷⁾ Overall, the data seems to be informative in identifying the parameters of the models as the comparison of the prior to posterior densities reveals. Throughout this section, I focus on comparing the results of the models with No- and Partial-Foresight since the estimates of the Complete-Foresight are almost identical to that of No-Foresight as their 95th percentile intervals largely overlap.

The estimates of the risk aversion parameter become higher under Partial-Foresight with the mean of 1.86, compared to the No-Foresight model. On the contrary, the estimates of the inverse of the Frisch elasticity of labor supply parameter, η , are not sensitive to the information structures. For both parameters, the posterior estimates are slightly larger than the values estimated in Smets and Wouters (2007).

The model in this paper embeds with real rigidity given as the form of internal consumption habit. It turns out that there are trade-offs between the information structures and consumption habit formation. The parameter estimates tend to be smaller under the Partial-Foresight specification than the other information structures considered. Interestingly, this result is a reminiscent of the finding proposed by Walker and Leeper (2011), who argue that alternative information structures, such as news or noise, alter the persistency of a model's equilibrium. As Del Negro et al. (2007) illustrate, consumption habit is an important propagation mechanism that generates model endogenous persistency consistent with the data. The gap between the habit parameter estimates of the No- and Partial-Foresight specifications suggests that the information flow assuming agents' partial foresight on

7) Although not reported herein, the companion estimation appendix includes details of the distribution of the posterior estimates.

monetary policy shocks alters the spectral properties of the equilibrium.

〈Table 2〉 Prior and Posterior Distributions of Each Estimated Parameter

Parameter	Prior		Posterior		
	Dist.	Mean (Std)	No- Foresight	Complete- Foresight	Partial- Foresight
σ	G	1.5 (0.38)	1.59	1.64	1.86
(Risk Aversion)		[0.86, 2.32]	[1.10, 2.21]	[1.13, 2.27]	[1.32, 2.50]
η	G	2.0 (0.75)	2.59	2.61	2.65
(Inverse Frisch Elasticity)		[0.81, 3.72]	[1.34, 4.28]	[1.32, 4.37]	[1.35, 4.45]
ϑ	B	0.5 (0.25)	0.38	0.39	0.31
(Cons. Habit)		[0.10, 0.90]	[0.24, 0.56]	[0.25, 0.57]	[0.17, 0.44]
ϕ_π	N	1.5 (0.25)	1.53	1.54	1.49
(MP Rule Inflation)		[1.09, 1.91]	[1.20, 1.89]	[1.21, 1.90]	[1.17, 1.86]
ϕ_y	G	0.13 (0.1)	0.86	0.82	0.60
(MP Rule Output Growth)		[0.01, 0.39]	[0.56, 1.21]	[0.53, 1.16]	[0.29, 0.93]
ρ_r	B	0.5 (0.25)	0.87	0.88	0.91
(MP Rule AR(1))		[0.10, 0.90]	[0.84, 0.90]	[0.85, 0.91]	[0.88, 0.93]
ρ_z	B	0.5 (0.25)	0.94	0.94	0.95
(Technology AR(1))		[0.10, 0.90]	[0.89, 0.98]	[0.89, 0.98]	[0.90, 0.98]
ρ_u	B	0.5 (0.25)	0.85	0.85	0.86
(Preference AR(1))		[0.10, 0.90]	[0.73, 0.92]	[0.74, 0.92]	[0.79, 0.92]
σ_r^0	IG	0.1 (2.00)	0.15	0.14	0.05
(Current MP Std.)		[0.02, 0.40]	[0.13, 0.17]	[0.12, 0.17]	[0.02, 0.10]
σ_r^1	IG	0.05 (1.00)		0.02	0.08
(1-qrt ahead MP Std.)		[0.01, 0.21]		[0.01, 0.04]	[0.01, 0.15]
σ_r^2	IG	0.05 (1.00)		0.02	0.07
(2-qrt ahead MP Std.)		[0.01, 0.21]		[0.01, 0.04]	[0.01, 0.15]

Note: This table reports the mean and associated [2.5%, 97.5%] percentile intervals(in brackets).

〈Table 2〉 Prior and Posterior Distributions of Each Estimated Parameter
(continued)

Parameter	Prior		Posterior		
	Dist.	Mean (Std)	No- Foresight	Complete- Foresight	Partial- Foresight
σ_r^3	IG	0.05 (1.00)		0.02	0.08
(3-qrt ahead MP Std.)		[0.01, 0.21]		[0.01, 0.04]	[0.01, 0.15]
σ_z	IG	0.38 (0.18)	3.91	3.89	3.59
(Technology Std.)		[0.20, 0.83]	[2.30, 6.93]	[2.26, 6.95]	[2.16, 6.33]
σ_u	IG	0.38 (0.18)	2.00	2.08	1.38
(Preference Std.)		[0.20, 0.83]	[1.38, 2.95]	[1.43, 3.04]	[0.92, 2.07]
ω	B	0.5 (0.25)	0.93	0.93	0.93
(Calvo Param.)		[0.10, 0.90]	[0.89, 0.96]	[0.89, 0.96]	[0.89, 0.96]
$\bar{\pi}$	G	0.62 (0.1)	0.87	0.87	0.86
(SS Inflation)		[0.44, 0.83]	[0.63, 1.14]	[0.63, 1.14]	[0.62, 1.11]
\bar{r}	G	0.25 (0.1)	0.81	0.81	0.74
(SS Real Interest Rate)		[0.09, 0.48]	[0.51, 1.09]	[0.53, 1.09]	[0.45, 1.02]

Note: This table reports the mean and associated [2.5%, 97.5%] percentile intervals(in brackets).

The posterior estimates for the Calvo parameter are much larger than the range typically reported in existing literature. The mean values are around 0.93 for all specifications, and these values are substantially higher than the estimates in Smets and Wouters (2007), which have a mean of 0.66. The estimates of the Calvo parameters are, however, relatively close to the value of 0.90 which Milani and Treadwell (2012) obtain using a similar sample period.

Turning to the parameters appeared in the monetary policy rule, the inflation responsiveness parameter, ϕ_π , remains unaltered by various information structures. In contrast, its responsiveness to output growth, ϕ_y , and the autoregressive parameter, ρ_r , are quite sensitive across the information flows. The parameter on the reaction of the Taylor rule to output

growth is estimated to be lower under Partial-Foresight with the range of 0.29 to 0.93, whereas its 95th percentile interval is from 0.56 to 1.21 under No-Foresight. Regarding the interest rate smoothing parameter, the Partial-Foresight specification makes the monetary policy rule more persistent as its posterior mean increases from 0.87 to 0.91.

The estimated autoregressive parameters of the exogenous shocks tend to be slightly higher when the model is associated with the Partial-Foresight structure. Although the mean estimates are similar across the information structures, this tendency is particularly pronounced for the preference shock AR(1) parameter, ρ_u . Under Partial-Foresight, its 95% interval becomes a lot tighter with a significantly higher estimate for the lower 2.5th percentile. As will be discussed formally below, the relatively higher estimates of the shock AR(1) and interest rate smoothing parameters under Partial-Foresight play a crucial role in explaining the model endogenous persistence produced by the information structure.

Regarding the shock standard deviation parameters, the Partial-Foresight specification alters the relative magnitude of the two demand shocks—preference and monetary policy shocks. In order to illustrate this aspect, I compare the estimates under Partial-Foresight to their complete information counterpart. The Complete-Foresight model's mean standard deviation estimates of the current monetary policy shock are as much as seven times that of the future shocks. This finding illustrates that the unanticipated component is the most important in characterizing the monetary policy behavior under the assumption of agents' perfect foresight. This pattern is in contrast to the results in Milani and Treadwell (2012), which state that the anticipated component of monetary policy shocks is given more weight than the unanticipated component.

In contrast, the posterior distributions of the monetary policy standard deviation parameters for Partial-Foresight display a substantially different pattern. In terms of the mean and 95th percentile intervals, the standard deviation is lowest for the current shock. This finding implies that the data puts more weight on the future monetary policy shocks than the current one, when agents fully characterize the underlying structure of monetary shock processes but have no foresight about them. As the future components of monetary policy shocks become more volatile, the standard deviation of a preference shock declines substantially under Partial-Foresight. In terms of the mean estimates, the standard deviations of a preference shock are 1.38 and 2.00 under the Partial- and No-Foresight, respectively. This finding indicates that there is a trade-off between the two demand shocks, influenced by the relative magnitude of the current and future monetary policy shocks.

Finally, the steady state real interest rate, \bar{r} , is estimated to be lower under Partial-Foresight. Its 95th percentile interval is from 0.45 to 1.02, which implies the discount factor, calculated by $\beta = 1/(1 + \bar{r}/100)$, ranges from 0.9899 to 0.9955. The estimates under No-Foresight have the 95th percentile interval of [0.53, 1.09] that corresponds to the interval for the discount factor from 0.9892 to 0.9947. It turns out that the steady state inflation, $\bar{\pi}$, is not affected by the information flows as its 95th percentile intervals remain invariant across the models.

V. The Role of Information Flows

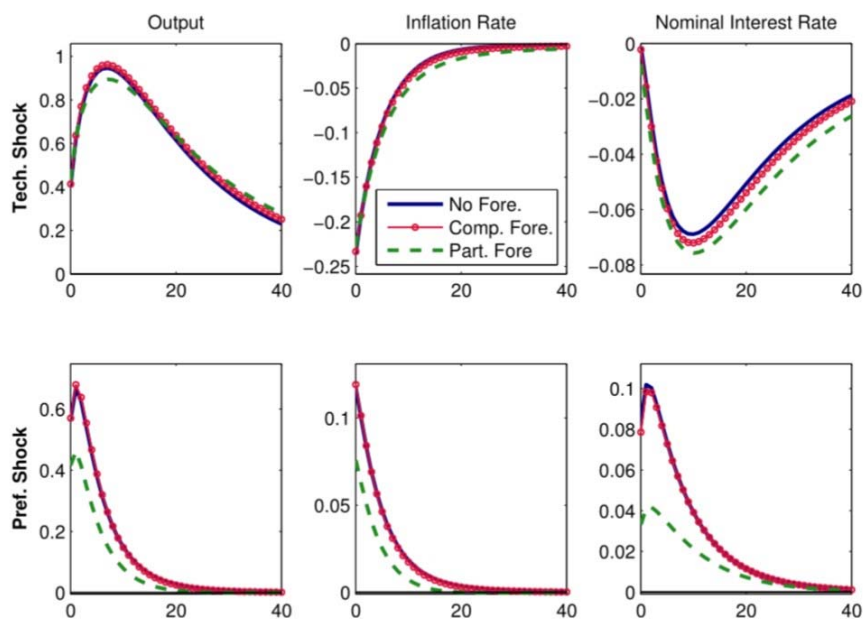
This section draws on empirical implications of the information structures. In particular, I demonstrate how the information flows affect a model's

equilibrium dynamics by focusing on the following quantitative results—the impulse response functions and properties of model-implied data.

1. Impulse Response Functions

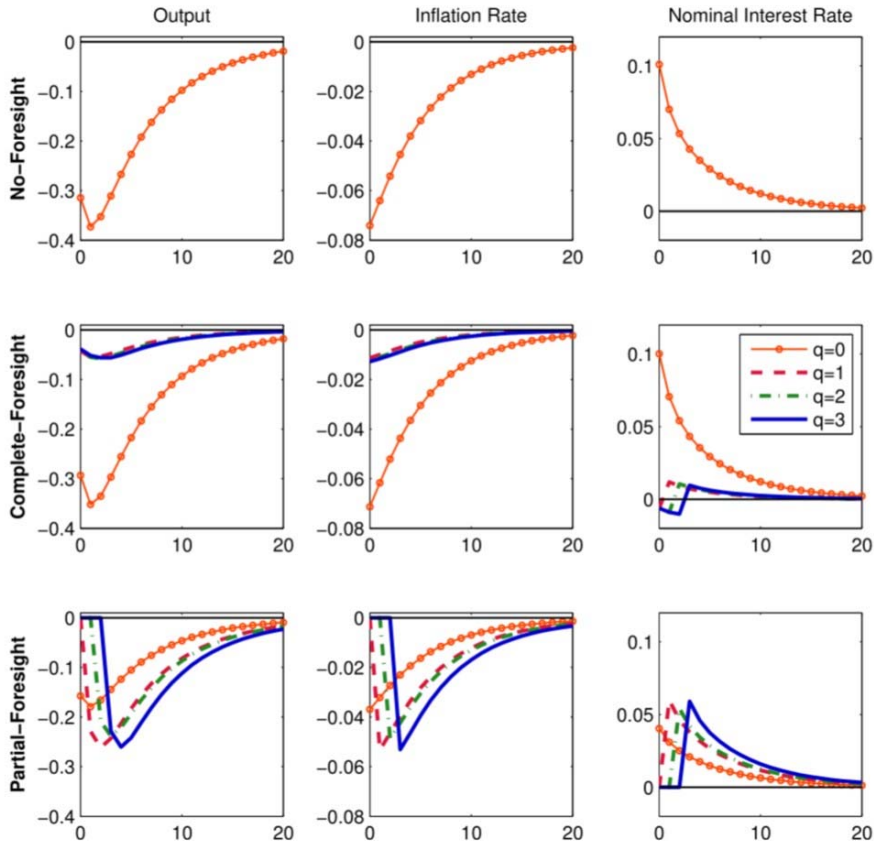
Figure 1 displays the estimated mean impulse responses of some key variables to technology and preference shocks across the various information flows. The overall features of the impulse responses to a technology shock are almost unaltered by the information structures. Output surges, and nominal interest rate as well as inflation rate fall in response to a positive technology shock. This pattern in the responses are consistent with those obtained in the existing DSGE literature (e.g., Smets and Wouters (2007)).

(Figure 1) Mean Impulse Responses to Technology(Top Panel) and Preference(Bottom Panel) Shocks Across the Models with Various Information Structures



Notes: 1) In each figure, impulse responses for No-Foresight(solid lines), Complete- Foresight(solid lines with circles), and Partial-Foresight(dashed lines) specifications are reported.
2) The x-axis measures quarters.

〈Figure 2〉 Mean Impulse Responses to Monetary Policy Shocks of Various Horizons (q) across the Models with Various Information Structures



Note: The x-axis measures quarters.

Similarly, the effects of a preference shock are invariant across the information specifications. A minor difference emerges from the Partial-Foresight specification, in that the magnitude of impulse responses is consistently smaller than the other structures. This finding attributes to the decline in the preference shock standard deviation under Partial-Foresight.

Figure 2 reports the estimated mean impulse responses of output, inflation, and interest rate to monetary policy shocks with various horizons. The effects of current monetary policy shocks display quite similar patterns across the

three specifications, with mild level-differences under Partial-Foresight originated from the smaller shock volatility estimates. Regarding the consequences of future monetary policy shocks, however, the results vary substantially across the information structures. If the shock is perfectly observable, inflation plummets when agents receive news about future monetary policy shocks and then, given the the AR(1) structure on the shock, it would gradually rise over time. The same pattern is observed in the output impulse responses. Consequently, nominal interest rate responds negatively to a future monetary policy tightening throughout the anticipation horizon with a sharp increase in the period immediately before the interest rate hike. Note that the response pattern of nominal interest rate in response to anticipated monetary policy shocks is due to the expectational effects of foresight. Driven by the intertemporal consumption smoothing motive, contractionary monetary policy shocks in the future produce declines in current consumption which is, in turn, mapped into lower inflation in the current period. The nominal interest rate, governed by the monetary policy rule as in (11), responds negatively to a future monetary policy shock throughout the anticipation horizon.

If the future shock components are unobservable, by contrast, agents recognize no changes in those variables until a monetary policy shock is realized. This makes the impulse responses stay at zero for the time being. The agents react to the changes in interest rate only when they perceive a monetary policy shock, which precludes fluctuations in the impulse responses caused by the expectational effects of foresight. Future monetary policy shocks result in similar response patterns to a current policy disturbance once the shock is materialized.

2. Information Flows and The Effects of Monetary Policy Shocks

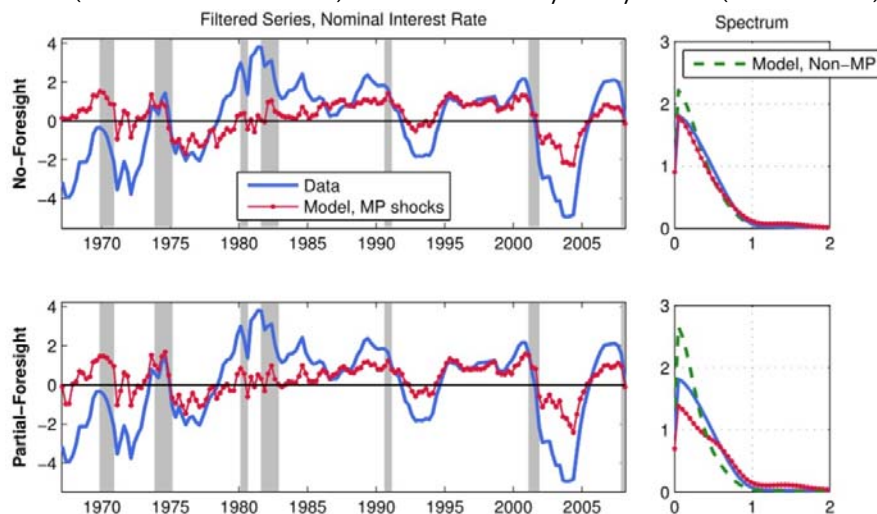
In order to explore how the alternative information structure affects interest rate dynamics, the left panels of Figure 3 display the demeaned filtered and actual series of annualized nominal interest rate. The filtered series are obtained by feeding the model only the estimated monetary policy shocks in which the difference in information structure occurs. To facilitate comparison, I repeat this exercise for the two information structures—No-Foresight and Partial-Foresight. A common feature of these two panels is that monetary policy shocks mainly account for the short-run fluctuations in the interest rate, which can be attributed to the i.i.d. nature of the monetary policy disturbances.

Nevertheless, embedding unobservable future components of monetary policy shocks has an important implication for the equilibrium interest rate dynamics. The right panels of Figure 3 show the spectrums of the filtered and actual series. I additionally report the spectrums of the filtered series obtained by feeding the model only the non-monetary policy shocks. Compared to the No-Foresight specification, introducing the additional i.i.d. shocks in monetary policy rules makes the equilibrium interest-rate process less persistent, with higher frequencies—those further away from the origin in the figure—are given relatively more importance. Meanwhile, the equilibrium dynamics induced by non-monetary shocks becomes relatively more persistent than that of the No-Foresight specification. This finding is consistent with Granger (1966) who argues that the “typical spectral shape” of macroeconomic time series allocates most of the spectral power to low frequencies. The Partial-Foresight information structure pushes spectral power of the interest rate into higher frequencies, which the estimation is in need of propagation

mechanisms to correct this pattern. In this regard, the higher estimates for the shock AR(1) parameters reported in Section 4.2 may play a key role in generating a more persistent equilibrium dynamics of the interest rate via the non-monetary policy shocks.

Given that how monetary policy shocks are modeled is crucial for the higher frequency components of the interest-rate fluctuations, a natural concern is whether the Partial-Foresight specification is more consistent with the data. In order to illustrate this issue, Table 3 reports two statistics regarding the relationship between the nominal interest rate data and model-implied series generated only by the estimated monetary policy shocks—correlation

(Figure 3) [Left panels] Actual Nominal Interest Rate Data(Solid Lines) and the Mean of Model-implied Series Simulated by Feeding Only the Estimated Monetary Policy Shocks(Solid Lines with Circles). [Right panels] Spectrums of Actual Nominal Interest Rate Data(Solid Lines), and the Mean Spectrums of Model-implied Series Simulated by Feeding Only the Estimated Monetary Policy Shocks(Solid Lines with Circles) and Non-monetary Policy Shocks(Dashed Lines).



Notes: 1) Shaded areas in the left panels indicate NBER recession dates.

2) In the right panels, the x-axis measures frequencies between 0 and 2 out of the entire domain $[0, 2\pi]$.

〈Table 3〉 Correlation Coefficients and R^2 between the Actual Nominal Interest Rate Data and Model-implied Series Simulated by Feeding Only the Estimated Monetary Policy Shocks

	No Foresight	Partial Foresight
Correlation Coefficient	0.62	0.67
	[0.51, 0.71]	[0.54, 0.80]
R^2	0.38	0.46
	[0.26, 0.51]	[0.29, 0.64]

Note: This table reports the mean and associated [2.5%, 97.5%] percentile interval(in brackets) estimates.

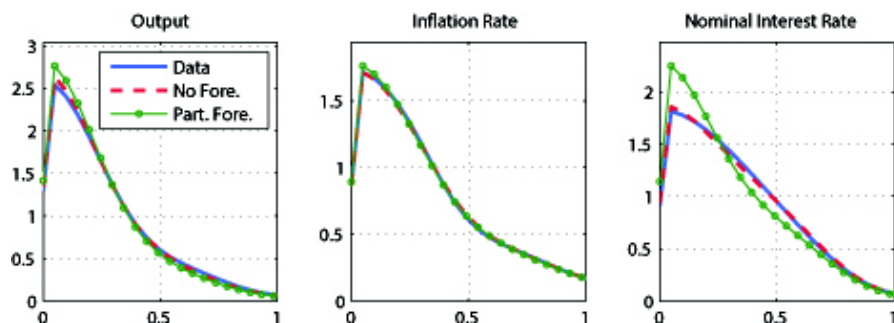
coefficients and R^2 from the regression of the data on the model-implied series. It turns out that both measures rise when the Partial-Foresight specification is considered. This result suggests that incorporating future components of monetary policy disturbances unobservable to agents can improve the model's performance by producing more data-consistent higher frequency variations bared in interest rate dynamics.

3. Spectrums of Information Flows

Having delineated the effects of individual shocks, I now examine the aggregate effects of the whole model shocks on the equilibrium dynamics. This section explores the model's ability to generate the persistence observed in the actual time series. To this end, I compare the spectrums of model-implied output, inflation, and interest rate to that of the actual data. The model-implied series are obtained by feeding sequences of all the model shocks into the model's equilibrium system.

Figure 4 makes a comparison between the spectrums of the actual time series and the mean estimates of model-implied spectrums under the No- and Partial-Foresight information structures. The Partial-Foresight specification,

(Figure 4) Actual Data Spectrums(Solid Lines), and the Mean Spectrums of Model-implied Series under No-Foresight(Dashed Lines) and Partial-Foresight(Solid Lines with Circles)



Note: The x-axis measures frequencies between 0 and 1 out of the entire domain $[0, 2\pi]$.

as it turns out, tilts the spectrum of all variables so that lower frequencies are given relatively more weight. This tendency is more pronounced for output and nominal interest rate than inflation. Based on the posterior estimates in Section 4.2, it is worthwhile to mention that Partial-Foresight induces a more persistent equilibrium even though it relies less on the persistence generated by internal propagation mechanisms, such as habit formation in consumption. A part of the factors explaining this, as illustrated in the previous section, may be the higher estimates for the shock AR(1) parameters, which make the propagation mechanism of exogenous shocks more persistent. Given the enhanced data fit by the Partial-Foresight specification, this finding also reconfirms the argument in Collard et al. (2009), in that the model's capability of generating inertia in endogenous variables can play a crucial role in determining the data fit for small-scale new Keynesian DSGE models.

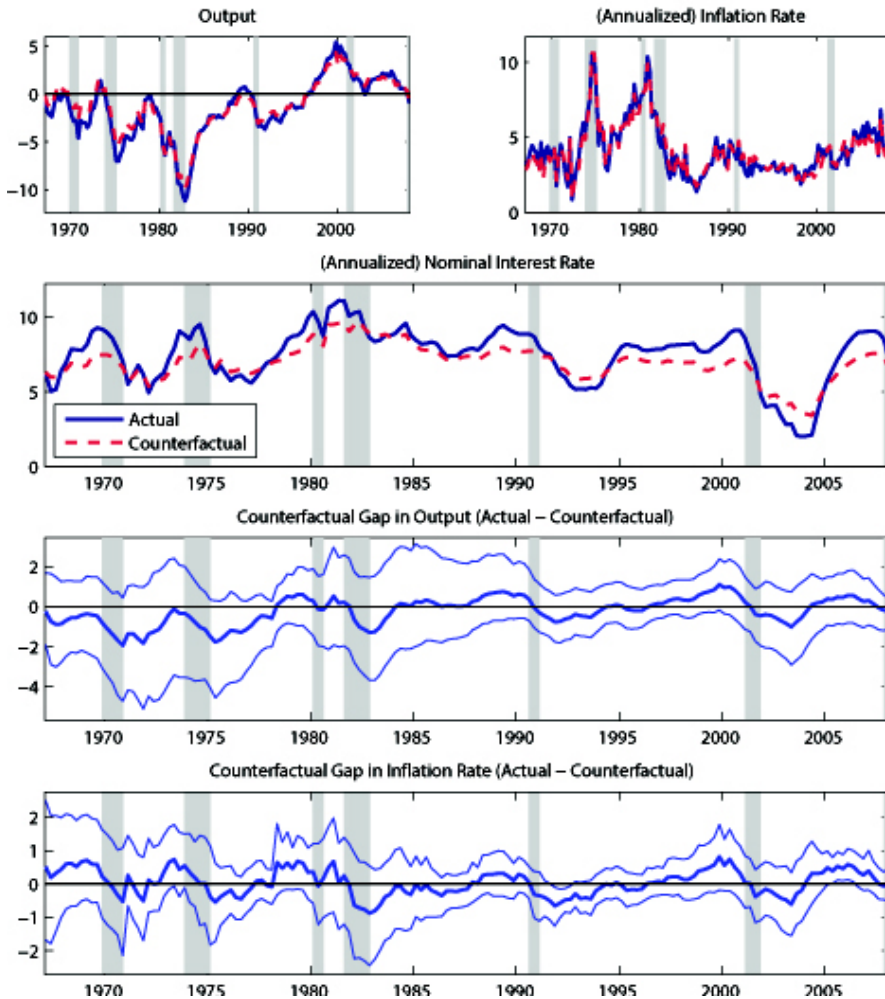
VI. Counterfactual Analysis

1. Observability of Future Monetary Policy Shocks and Business Cycles

The equilibrium dynamics induced by unobservable future monetary policy shocks can have quite distinct business-cycle implications from the case in which those shocks are perfectly anticipated by private agents. In order to explore this issue, I conduct a counterfactual experiment on agents' information flows for future monetary policy shocks. Using the best-fitting model (Partial-Foresight) as a benchmark, the counterfactual scenario considered in this section asks how the business cycle fluctuations would have been altered if the future components of monetary policy shocks were in agents' information sets. To make the results consistent with this scenario, the counterfactual exercise is constructed by re-solving the Partial-Foresight model, but assuming that agents have perfect foresight about future changes in monetary policy shocks.

The first three panels of Figure 5 report the actual and counterfactual series for output, inflation, and interest rate. It is clear that these variables would have been less volatile if agents had been able to perfectly foresight future changes in monetary policy shocks. To highlight this aspect, Table 4 compares the volatilities of the actual and counterfactual series. One finding is that the reduction in volatility is most pronounced in the interest rate series, which can be attributed to the spectral property of the Partial-Foresight equilibrium illustrated in the previous section. Embedding unobservable future components of monetary policy shocks tilts the spectrum so that higher frequencies are given relatively more weight. And this effect is particularly

〈Figure 5〉 The First Three Panels Report the Mean Estimates of Actual(Solid Lines) and Counterfactual(Dashed Lines) Series. The Last Two Panels Report the Mean and Associated [2.5%, 97.5%] Percentile Intervals of the Gap between the Actual and Counterfactual Output and Inflation Rate Series



Notes: 1) The counterfactual series are obtained under the assumption that future monetary policy shocks are perfectly anticipated by agents.

2) Shaded areas indicate NBER recession dates.

〈Table 4〉 Standard Deviations of Actual and Counterfactual Series

	Actual	Counterfactual
Output	3.16	2.88
	[2.91, 3.72]	[2.00, 4.04]
Inflation Rate	1.78	1.71
	[1.74, 1.87]	[1.42, 2.06]
Nominal Interest Rate	1.84	1.24
	[1.80, 1.93]	[0.94, 1.65]

Notes: 1) This table reports the mean and associated [2.5%, 97.5%] percentile intervals (in brackets).

2) The counterfactual series are obtained under the assumption that future monetary policy shocks are perfectly anticipated by agents.

emphasized in the nominal interest rate dynamics. Hence, switching from the Partial- to Complete-Foresight assumption induces a more persistent equilibrium, which, in turn, suppresses high frequency fluctuations in interest rate.

The nature of the counterfactual experiment characterizes the source of the significantly diminished volatility of nominal interest rate. As Doornik et al. (2012) illustrate, volatility of the policy interest rate is often used as a proxy indicator for monetary policy uncertainty. In this regard, the relatively lower volatility of nominal interest rate indicates a reduction in policy uncertainty under the counterfactual scenario. Recall that in the model agents are aware of the presence of future components of monetary policy shocks. The only difference across the actual and counterfactual interest rate series is agents' capability of anticipating discretionary policy actions which will be realized in the future, so the reduced interest-rate volatility under the complete-foresight assumption can be ascribed to the resolution of future policy uncertainty.

The last two panels of Figure 5 detail the effects of the counterfactual scenario on output and inflation by showing the mean and associated 95%

error bands for the differences between their actual and counterfactual series. Overall, two notable features are commonly observed for both variables. First, the counterfactual gaps are strongly cyclical. The gap series expand over the boom phases and collapse during the economic downturns. This tendency implies that output and inflation increase (fall) less during expansions (recessions) under the counterfactual scenario, which reconfirms the aforementioned finding that the fluctuations in the key macroeconomic variables would have been milder if agents had possessed perfect foresight about future monetary policy shocks.

Second, there is evidence of a structural change in the width of the error bands, occurring in the late 1980s. Compared to the earlier sample period, the error bands become tighter since the 1990s. This finding suggests that agents' information structure about future monetary policy shocks matters more for the macroeconomic performance of the earlier sample period. One prominent explanation regarding the source of this phenomenon might be the change in the Federal Reserve's communication strategy. Blinder et al. (2001) demonstrate that the Fed has changed its communication strategy dramatically toward greater transparency since the early 1990s. As they argue, a more transparent communication stance contains the Fed's clearer guidance about the future path of interest rates. In a similar vein, Goodfriend (2010) find that, ever since the mid-1990s, the Fed has begun to communicate with financial markets more actively in terms of interest rate policy. The results emerged from the counterfactual exercise are consistent with the findings in the literature, in that assuming agents' perfect foresight about future monetary policy shocks alters the pre-break trajectory of the variables more profoundly. Also, the break point identified by the counterfactual analysis accords well with the historical evidence that these previous studies document.⁸⁾

2. Observability of Future Monetary Policy Shocks and Disagreement

This subsection seeks economic insights of the counterfactual gap series of output and inflation. To this end, I compare them to the corresponding disagreement series in the Survey of Professional Forecasters (SPF) collected by the Federal Reserve Bank of Philadelphia. The choice of the disagreement data for comparison is guided by Dovern et al. (2012), who argue that a crucial factor affecting variations in the cross-sectional dispersion of forecasts is uncertainty about monetary policy.

The first two panels of Figure 6 present the SPF disagreement series for real GDP and inflation rate, together with the corresponding counterfactual gap series.⁹⁾ At first glance, the two series exhibit substantially different degree of persistence. Compared to the model-implied series, high frequency variations are relatively more emphasized in the SPF disagreement data. Focusing on the low-frequency movements of output, however, both series seem to display similar trends, which peak in the 1970s and decline afterward. To

8) There is an alternative framework which might be useful to interpret this finding—the state-dependent information rigidity framework as in Coibion and Gorodnichenko (2010). They argue that the degree of agents' information rigidity is negatively related to the size of fundamental shocks perturbing the economy. Given that the post-break period largely overlaps with the Great Moderation, this framework could be useful in understanding the time-varying behavior of the error bands. The logic of the mechanism, however, reaches exactly the opposite of the empirical finding presented—the counterfactual gaps should be wider during the Great Moderation period. This is because the mechanism predicts a higher degree of information rigidity in the latter part of the sample period, which implies that the perfect foresight assumption should change the time paths of the variables more dramatically. The empirical results suggest that the mechanism discerned by the state-dependent information rigidity framework is not a crucial driving force of the counterfactual exercise performed herein.

9) In doing so, I take the absolute value of the counterfactual gap series to make them compatible to the construction of the SPF disagreement series, cross-sectional dispersions in GDP and inflation forecasts.

detail this aspect, the last two panels of Figure 6 make explicit comparisons between the model-implied series and low-frequency variations of the SPF disagreement data, approximated by four-quarter moving averages. A notable feature is that the model-implied output series tracks the low-frequency movements in the SPF disagreement series quite closely, with an exceptional period in the early 1980s. Nevertheless, this tendency is rather weaker for the inflation series.

Table 5 explores how the SPF disagreement series correlates with the model-implied counterfactual gap series by running a regression:

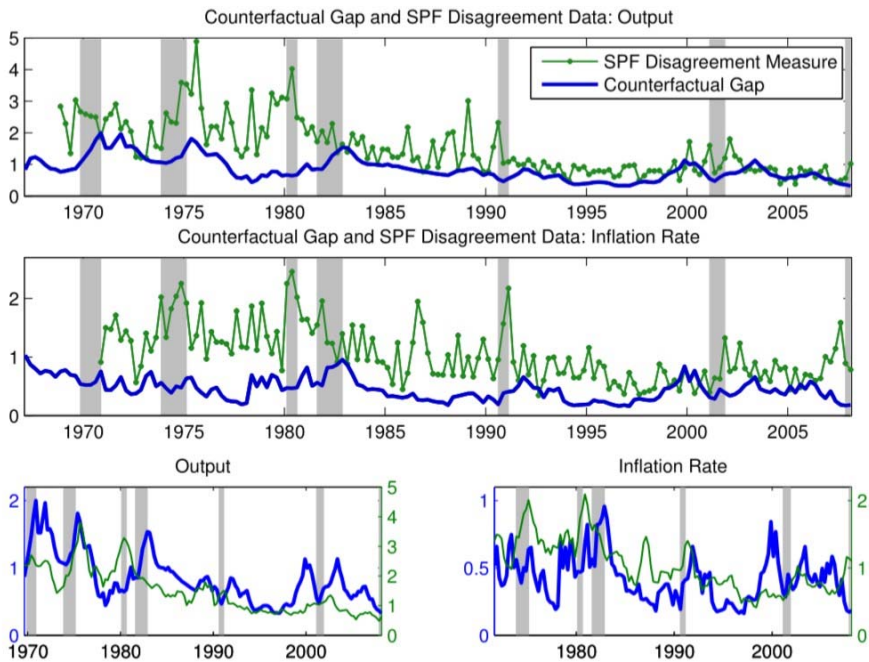
$$disagreement_t = \beta_0 + \beta_1 |counterfact.gap_t| + u_t \quad (16)$$

where $|counterfact.gap_t|$ denotes the mean estimates of the absolute value of the counterfactual gap series emerged from the model. For comparison, I additionally consider an alternative regression:

$$disagreement_t = \beta_0 + \beta_1 \Delta FFR_t^2 + u_t \quad (17)$$

where ΔFFR_t^2 denotes squared change in the federal funds rate, used as a proxy index for policy uncertainty in Dovern et al. (2012).

〈Figure 6〉 The First Two Panels Report Disagreement about Real GDP and Inflation in the Survey of Professional Forecasters(SPF) Dataset(Solid Lines with Circles) and the Mean Estimates of the Absolute Value of Counterfactual Gap Implied by the Model with Partial-Foresight(Solid Lines). The Last Two Panels Report the Moving Average of the SPF Disagreement Series(Thin Solid Lines with the Right Y-axis) and Mean Estimates of the Absolute Value of Counterfactual Gap Implied by the Model with Partial-Foresight(Thick Solid Lines with the Left Y-axis)



Notes: 1) The counterfactual series are obtained under the assumption that future monetary policy shocks are perfectly anticipated by agents.
2) Shaded areas indicate NBER recession dates.

〈Table 5〉 Regression Coefficients, GMM Corrected Standard Errors(in parenthesis, lag=4), and R^2 for Output and Inflation Rate

	β_0	β_1	R^2
	$disagreement_t = \beta_0 + \beta_1 counterfact.gap_t + u_t$		
Output	0.47	1.22	0.28
	(0.27)	(0.29)	
Inflation Rate	0.76	0.66	0.06
	(0.12)	(0.30)	
	$disagreement_t = \beta_0 + \beta_1\Delta FFR_t^2 + u_t$		
Output	1.44	0.21	0.02
	(0.16)	(0.16)	
Inflation Rate	0.98	0.18	0.05
	(0.08)	(0.07)	

Note: “disagreement t ” denotes the SPF disagreement measures for output and inflation rate, while “*counterfact gap_t*” and “ ΔFFR_t^2 ” denote the absolute value of the mean estimates of the counterfactual gap in output and inflation implied by the model with Partial-Foresight, and squared change in the federal funds rate, respectively.

The regression results for (16) show that the slope coefficients both for output and inflation are positive and significantly different from zero. Compared to the regression results for (17), employing the model-implied series substantially increases the explanatory power of the output regression, whereas its gain is likely to be limited for inflation rate. These findings suggest that the model-implied uncertainty about future monetary policy shocks can be a significant source of fluctuations in disagreement about output and inflation rate as they are positively related to one another. Meanwhile, the effect is particularly pronounced for output.

VII. Robustness

In order to examine the robustness of the main results and rankings presented above, this section illustrates the implications of considering alternative procedures for the empirical analyses.

1. Estimation of the Price Indexation Parameter

The baseline specifications restrict the price indexation parameter λ to be zero. Because of this restriction, one might wonder how the results change if the parameter is estimated from the data. In order to address this issue, I re-estimate extended baseline models with a different assumption. Now the indexation parameter can take any value between zero and one to maximize posterior likelihood. The prior for this parameter is chosen to be the same as the Calvo parameter, a beta distribution with a mean of 0.5 and a standard deviation of 0.25, which is fairly diffused and covers a reasonably large range of the parameter space.

Table 6 provides the mean and 95th percentiles of the posterior distribution for the price indexation parameters across various information structures. The estimated price indexation parameters are considerably low for all the information specifications (the means of 0.05 or below for all the specifications). All these estimates are relatively lower than the estimated mode of 0.21 reported in Smets and Wouters (2007) using the post-1983 sample. The estimates of this work, however, are relatively close to the value of 0.08 obtained by Levin et al. (2006). Meanwhile, the other estimates remain quite similar to the baseline model parameters which are summarized in Table 2.

〈Table 6〉 The Prior and Posterior Distributions of the Price Indexation Parameter from the Models with Flexible Price Indexation (i.e., $\lambda \in [0, 1]$)

Parameter	Prior		Posterior		
	Dist.	Mean (Std)	No Foresight	Complete Foresight	Partial Foresight
λ	B	0.5 (0.25)	0.04	0.05	0.05
(Price Index)		[0.10, 0.90]	[0.00, 0.13]	[0.00, 0.13]	[0.00, 0.14]

Note: This table reports the mean and associated [2.5%,97.5%] percentile intervals (inbrackets).

〈Table 7〉 Average Log Marginal Densities for the Baseline Models with No Price Indexation (i.e., $\lambda = 0$), Models in which the Price Indexation Parameter is Estimated (i.e., $\lambda \in [0, 1]$), Models with Perfect Price Indexation (i.e., $\lambda = 1$), and Models for the Post-1983 Sample

	No Foresight	Complete Foresight	Partial Foresight
Baseline	170.96	173.66	162.60
Estimated price indexation	175.46	177.46	166.75
Perfect price indexation	205.11	206.64	193.23
Post-1983 sample	42.80	45.92	34.00

The second row of Table 7 presents the average log-marginal data densities for these alternative specifications. There is no change made in the ordering of model fit, compared to the baseline specification with no backward price indexation. Still, Partial-Foresight is the most preferred specification by the data.

2. Estimation with Perfect Indexation to Past Inflation

Many empirical DSGE researches advocate that price indexation to past inflation is a key model feature that improves a model's fit by capturing the sluggish response of inflation to exogenous shocks. Accordingly, Collard et al.

(2009) set the parameter to be one, followed by Christiano et al. (2005). To access the sensitivity in this dimension, I again re-estimate the baseline models under perfect price indexation, parameterized by $\lambda = 1$.

The third row of Table 7 reports the average log-marginal densities for the alternative models assuming perfect backward price indexation. Inspection of the table shows a decrease in the posterior log-likelihood for all models, compared to each model's no-price-indexation counterpart. This finding indicates that the complete indexation hampers data fit. Nonetheless, the ranking of the alternative models remains unchanged.

3. Estimation with Post-1983 Sample

Economists generally agree that there is a structural break in monetary policy, occurred in the mid-1980's (e.g., Clarida et al., 2000; Cogley and Sargent, 2005). Accordingly, I re-estimate the models using the post-1983 sample to examine if the main results of this paper are preserved when a more recent set of data is used for the estimation. The last row of Table 7 displays the average log-marginal densities for each information specification for the post-1983 sample. The rankings of model fit are not affected by the selection of this data period. The Partial-Foresight model performs better than the complete information models. The margins in model fit are quite similar to the baseline specifications that use data from 1967.

4. Estimation with Diffuse Priors

To show the sensitivity of the main empirical results to the priors, I re-estimate the baseline models under more uninformative, flatter priors. The priors mainly follow Collard et al. (2009) and are summarized in Table 8. Table

9 reports the average log-marginal data densities for the baseline models when the diffuse priors are employed.

Diffuse priors raise the posterior log-likelihood for all information specifications, but this does not alter the ranking of the alternative models' fit.¹⁰⁾ This finding suggests that the main results of this paper are not driven by a specific choice of the prior distributions.

VIII. Conclusion

In this paper, I formulate and estimate a small-scale new Keynesian DSGE model to examine the effects of alternative information flows in monetary policy. In particular, I focus on the empirical implications of embedding future components of monetary policy shocks unanticipated by private agents. I find that the information structure which assumes agents' inability to foresight future monetary policy shocks, in general, enhances the models' fit relative to that which is obtained from models under the "conventional" complete information assumption. The information structure induces a more persistent equilibrium of the NK-DSGE model with less reliance on internal propagation mechanisms, such as habit formation in consumption. In addition, it generates high frequency variations in interest-rate dynamics consistent with the data more than the other information specifications.

10) There are two parameters weakly identified, the steady-state inflation $\bar{\pi}$ and real interest rate \bar{r} , for all the information specifications. The parameter estimates under the diffuse priors are provided in the estimation appendix.

〈Table 8〉 Diffuse Prior Distributions

Parameter	Prior		
	Dist.	Mean (Std)	95% Interval
σ (Risk Aversion)	G	1.5 (0.75)	[0.41, 3.29]
η (Inverse Frisch Elasticity)	G	2.0 (1.5)	[0.20, 5.83]
ϑ (Cons. Habit)	U	[0, 1]	[0.025, 0.975]
ϕ_π (MP Rule Inflation)	N	1.5 (0.5)	[0.52, 2.47]
ϕ_y (MP Rule Output Growth)	G	0.13 (0.2)	[0.00, 0.71]
ρ_r (MP Rule AR(1))	U	[0, 1]	[0.025, 0.975]
ρ_z (Technology AR(1))	U	[0, 1]	[0.025, 0.975]
ρ_u (Preference AR(1))	U	[0, 1]	[0.025, 0.975]
σ_r^0 (Current MP Std.)	IG	0.1 (2.00)	[0.02, 0.40]
σ_r^1 (1-qrt ahead MP Std.)	IG	0.05 (1.00)	[0.01, 0.21]
σ_r^2 (2-qrt ahead MP Std.)	IG	0.05 (1.00)	[0.01, 0.21]
σ_r^3 (3-qrt ahead MP Std.)	IG	0.05 (1.00)	[0.01, 0.21]
σ_z (Technology Std.)	IG	0.37 (0.18)	[0.20, 0.83]
σ_u (Preference Std.)	IG	0.37 (0.18)	[0.20, 0.83]
ω (Calvo Param.)	U	[0, 1]	[0.025, 0.975]
$\bar{\pi}$ (SS Inflation)	U	[0, 4]	[0.10, 3.90]
\bar{r} (SS Real Interest Rate)	U	[0, 4]	[0.10, 3.90]

〈Table 9〉 Average Log Marginal Densities for the Baseline Models and Models with Diffuse Prior Distributions

	No Foresight	Complete Foresight	Partial Foresight
Baseline	170.96	173.66	162.60
Diffuse Prior	156.87	160.05	151.79

Compared to the case in which agents cannot anticipate future monetary policy shocks, assuming their perfect foresight about the shocks could reduce the volatilities of key macroeconomic variables. Also, I show that uncertainty about future monetary policy can be a significant source of disagreement about output. These findings can be potentially linked to the literature emphasizing the role of the Fed's communication strategy in enhancing the effectiveness of monetary policy (Woodford, 2005; Blinder et al., 2008).

In sum, all these findings have implications that extend beyond the exercises performed here. More complicated models that are used to draw policy conclusions also employ frictions of various kinds—real, nominal, financial—to improve model fit. The main findings in this paper suggest that information structures on monetary policy shocks deserve careful scrutiny.

References

- An, S., and F., Schorfheide (2007). "Bayesian Analysis of DSGE Models", *Econometric Reviews*, 26:113-172.
- Ando, T. (2007). "Bayesian Predictive Information Criterion for the Evaluation of Hierarchical Bayesian and Empirical Bayes Models", *Biometrika*, 94:443-458.
- Blanchard, O., J.-P. L'Huillier, and G., Lorenzoni (2012). "News, Noise, and Fluctuations: An Empirical Exploration", *Forthcoming in American Economic Review*.
- Blinder, A., M., Ehrmann, M., Fratzscher, J., Haan, and D.-J., Jansen (2008). "Central Bank Communication and Monetary Policy: A Survey of Theory and Evidence," *NBER Working Paper*, No. 13932.
- Blinder, A., C., Goodhart, P., Hilderbrand, D., Lipton, and C., Wyplosz (2001). "How Do Central Banks Talk?", *Geneva Report on the World Economy*, No. 3, International Center for Monetary and Banking Studies.
- Boz, E., C., Daude, and C., Durdu Urdu (2008). "Emerging Market Business Cycles: Learning about the Trend," *Journal of Monetary Economics*, 58:616-631.
- Calvo, G. (1983). "Staggered Prices in a Utility-Maximizing Framework", *Journal of Monetary Economics*, 12:383-398.
- Christiano, L., M., Eichenbaum, and C., Evans (2005). "Nominal Rigidities and the Dynamic Effects of a Shock to Monetary Policy," *Journal of Political Economy*, 113:1-45.
- Clarida, R., J., Gali, and M., Gertler (2000). "Monetary Policy Rules and Macroeconomic Stability: Evidence and Some Theory", *Quarterly Journal of Economics*, 115:147-180.

- Cogley, T., and T., Sargent (2005). "Drifts and Volatilities: Monetary Policies and Outcomes in the Post WWII US", *Review of Economic Dynamics*, 8:262-302.
- Coibion, O, and Y., Gorodnichenko (2010). "Information Rigidity and the Expectations Formation Process: A Simple Framework and New Facts," *NBER Working Paper*, No. 16537.
- Collard, F., H., Dellas, and F., Smets (2009). "Imperfect Information and the Business Cycle", *Journal of Monetary Economics*, 56:38-56.
- Del Negro, M., F., Schorfheide, F., Smets and R., Wouters (2007). "On the Fit of New Keynesian Models", *Journal of Business and Economic Statistics*, 25:123-143.
- Dixit, A., and J., Stiglitz (1977). "Monopolistic Competition and Optimum Product Diversity," *American Economic Review*, 67:297-308.
- Dovern, J., U., Fritsche, and J., Slacalek (2012). "Disagreement among Forecasters in G7 Countries", *Review of Economics and Statistics*, 94:1081-1096.
- Fujiwara, I., Y., Hirose, and M., Shintani (2011). "Can News Be a Major Source of Aggregate Fluctuations? A Bayesian DSGE Approach", *Journal of Money, Credit and Banking*, 43:1-29.
- Geweke, J. (1999). "Using Simulation Methods for Bayesian Econometric Models: Inference, Development, and Communication", *Econometric Reviews*, 18:1-73.
- Goodfriend, M (2010). *Policy Debates at the FOMC: 1993-2002*, Federal Reserve Bank of Atlanta Conference, A Return to Jekyll Island: The Origins, History, and Future of the Federal Reserve System.
- Granger, C. (1966). "The Typical Spectral Shape of an Economic Variable", *Econometrica*, 34:50-161.

- Leeper, E., T., Walker, and S.-C., Yang (2013). "Fiscal Foresight and Information Flows", *Econometrica*, 81:1115-1145.
- Levin, A., A., Onatski, J., Williams, and N., Williams (2006). "Monetary Policy under Uncertainty in Micro-Founded Macroeconometric Models," *NBER Macroeconomics Annual 2005*, MIT Press, Cambridge.
- Levine, P., J., Pearlman, G., Perendia, and B., Yang (2012). "Endogenous Persistence in an Estimated DSGE Model Under Imperfect Information", *The Economic Journal*, 122:1287-1312.
- Mertens, K., and M., Ravn (2010). "Measuring the Impact of Fiscal Policy in the Face of Anticipation: A Structural VAR Approach", *Economic Journal*, 120:393-413.
- Milani, F., and J., Treadwell (2012). "The Effects of Monetary Policy 'News' and 'Surprises'", *Journal of Money, Credit and Banking*, 44:1667-1692.
- Poterba, J. (1988). "Are Consumer Forward Looking? Evidence from Fiscal Experiments", *American Economic Review Papers and Proceedings*, 78:413-418.
- Ramey, V. (2011). "Identifying Government Spending Shocks: It's All in the Timing," *Quarterly Journal of Economics*, 126:1-50.
- Ramey, V., and M., Shapiro (1998). "Costly Capital Reallocation and the Effects of Government Spending", *In Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, 48:145-194, North-Holland.
- Schmitt-Grohe, S., and M., Uribe (2012). "What's 'News' in Business Cycles?", *Econometrica*, 80:2733-2764.
- Sims, C. (2002). "Solving Linear Rational Expectations Models", *Journal of Computational Economics*, 20(1-2):1-20.
- Smets, F., and R., Wouters (2007). "Shocks and Frictions in U.S. Business

- Cycles: A Bayesian DSGE Approach”, *American Economic Review*, 97(3):586-606.
- Spiegelhalter, D., N., Best, B., Carlin, and A., Van Der Linde (2002). “Bayesian Measures of Model Complexity and Fit”, *Journal of the Royal Statistical Society*, 64:583-639.
- Walker, T., and E., Leeper (2011). “Information Flows and News Driven Business Cycles”, *Review of Economic Dynamics*, 14:55-71.
- Woodford, M. (2005). “Central Bank Communication and Policy Effectiveness,” *NBER Working Paper*, No. 11898.
- Yang, S.-C. (2005). “Quantifying Tax Effects Under Policy Foresight”, *Journal of Monetary Economics*, 52:1557-1568.
- Yun, T. (1996). “Nominal Price Rigidity, Money Supply Endogeneity, and Business Cycles”, *Journal of Monetary Economics*, 37:345-370.

요 약

본 연구는 민간 경제주체들에게 관측되지 않는 미래 통화정책 충격의 거시경제적 효과를 동태적확률균형모형을 추정하여 분석한다. 미국의 1967년 1분기부터 2008년 1분기까지의 데이터를 이용하여 분석한 결과 이와 같은 민간주체 정보집합의 가정은 모형의 데이터 적합도를 향상시켜주는 것으로 나타났다. 이러한 민간주체 정보집합이 가지는 거시경제적 함의를 분석하기 위하여 반사실적 실험을 실시한 결과 만약 민간 경제주체들이 미래의 통화정책 충격을 미리 관측할 수 있었다면 분석기간 동안 거시경제 변동성이 훨씬 감소했을 것이라는 결과를 얻었다. 마지막으로 이와 같은 미래 통화정책 충격의 관측 불가능성이 미국 전문가 설문조사(Survey of Professional Forecasters) 상의 미래 경제상황에 대한 불일치(Disagreement)를 설명하는 중요한 원인이 된다는 것을 보였다.

※ 국문 색인어 : 신케인지언 모형, 정보집합, 뉴스 충격, 불완전 정보, 베이지언 추정

기업의 사회적 책임과 상품차별화된 시장의 R&D 리스크 선택*

Corporate Social Responsibility and the R&D Risk Choices in a Product Differentiated Market

이 상 호**·조 수 미***

Sangho Lee · Sumi Cho

본 연구는 복점시장에서 경쟁하는 두 기업이 선택하는 R&D 리스크가 사회적 책임(CSR)의 정도와 상품차별화의 정도에 따라 어떠한 영향을 받는지 살펴보기 위해 가격 경쟁과 생산량 경쟁을 비교한다. 생산량 경쟁에서는 CSR을 추구하는 기업이 선택하는 R&D 리스크가 사기업의 그것보다 항상 높고, 두 기업간 R&D 리스크의 차이는 상품대체성 및 CSR 정도에 따라 단조적으로 증가한다. 가격 경쟁에서는 상품대체성이 낮은 경우에는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크가 사기업의 그것보다 높지만, 상품대체성이 높은 경우에는 결과가 역전된다. 생산량 경쟁과 가격 경쟁의 R&D 리스크를 비교하면 CSR의 정도에 상관없이 가격 경쟁에서 R&D 리스크가 높지만, 상품차별화의 정도가 낮은 (높은) 경우에는 가격 경쟁을 하는 CSR기업(사기업)의 R&D 리스크가 가장 높고 생산량 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 낮다 (높다). 마지막으로, CSR기업이 전략적으로 CSR의 정도를 선택하는 경우에는 생산량 (가격) 경쟁에서 상품대체성의 정도가 클수록 (작을수록) CSR에 미치는 영향이 크게 나타난다.

국문 색인어: 복점시장, R&D 리스크, 상품 대체성, 사회적 책임, 시장 경쟁

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B030503, B030904, B030908

* 이 논문은 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었습니다 (NRF-2017S1A5B8059731). 논문을 보완하는데 유익한 논평을 해주신 두 분 심사위원에게 감사드립니다.

** 전남대학교 경제학부 교수(sangho@jnu.ac.kr), 제1저자

*** 전남대학교 지역개발연구소 학술연구교수(esumii@jnu.ac.kr), 교신저자

논문 투고일: 2019. 08. 30, 논문 최종 수정일: 2020. 1. 9, 논문 게재 확정일: 2020. 2. 21

I. 서론

국가의 생산활동에 기업이 차지하는 비중이 높아지면서 기업의 사회적 책임(Corporate Social Responsibility, 이하 ‘CSR’이라 함) 수행에 대한 사회적 요구가 확대되고 있다. 이에 따라 글로벌 기업을 선두로 CSR 활동이 전 세계적으로 활발하게 진행되고 있으며, 이들이 사회의 문제를 해결하는 CSR 활동에 참여하는 동기에 대한 학문적 논쟁 또한 점차 커지고 있다.¹⁾

전통적인 관점에서 기업은 이윤을 극대화하는 주주에 의해 통제되고, 그 외의 이해관계자는 규제, 계약 및 법률에 의해 보호되어야 한다는 주주이론이 널리 받아들여져 왔다. 그러나, Baron (2001)과 Lantos (2001)은 주주이론과 이해관계자이론을 재정의하였다. 이들은 두 이론의 차이는 내부자가 특정 자선활동을 달성하기 위해 CSR활동을 선택했는지의 여부와 CSR 활동을 내부적으로 어떻게 결정하게 되었는지의 여부에 따라 달라진다고 하였다. 더 나아가 Benabou and Tirole (2010)은 심리학과 행동경제학에 근거하여 기업 활동에 있어서 CSR에 대한 다양한 비용과 편익에 대해 제시하였다.

먼저, 주주이론 관점에서 볼 때 기업들은 CSR을 경영진 또는 이사회 구성원의 자선사업에 대한 참여욕구를 반영하여 이윤창출의 전략적 도구로 사용한다. 대표적으로 Porter (1991)와 그의 후속연구(Porter and Van der Linde, 1995; Porter and Kramer, 2006)에서는 “좋은 결과를 보여줌으로써 좋은 결과를 얻는” 윈-윈 전략을 제안하였다. 또한 많은 연구에서 자발적인 자율규제를 통한 CSR이 비즈니스에서 이익을 얻을 수 있는지의 여부와 그 방법에 대해 분석하였다. 예를 들어, 스타벅스가 공정무역 커피와 차를 구입함으로써 수요를 늘리는 전략이 대표적인 사례인데, 이는 윈-윈 전략을 통해 기업의 명성을 높이고 기업가치를 높이는 전략이라고 볼 수 있다. 또한, 일부 다국적 기업들은 지역의 기업이미지 문제에 상당한 주의를 기울이고 있으며 직원들이 지역사회봉사에 참여할 수 있

1) KPMG (2017)에 따르면, 2016년 Fortune 500이 선정한 전세계 수입규모가 가장 큰 기업(G250)의 CSR 보고율이 지난 4년간 90~95%에 달하며, 2017년 49개국 4,900개 조사대상 기업 중 수입이 가장 높은 N100을 기준으로 하면 75%를 차지한 것으로 조사되었다. 특히 미국 N100 기업의 경우 CSR에 대한 정보를 재무보고서에 포함시키고 있으며 2015년, 30%의 기업에서 2017년 81%의 기업으로 증가하였다.

는 인센티브를 제공함은 물론 지역사회에 기여할 수 있는 직원을 고용하고 있다. 이처럼 CSR 활동을 채택하는 기업의 전략적 동기에 대한 최근의 논문들은 CSR을 채택하는 것이 시장경쟁에서 기업의 이윤을 증가시킬 수 있기 때문에 이윤창출을 위해 기업이 CSR에 참여할 수 있다는 전략적 선택 모형을 분석하고 있다.

반면, 이해관계자이론의 관점에서 CSR은 기업이 사회적 계약에서 정한 규범적인 표준 목표를 달성해야 하는 기업지배구조의 요소이기 때문에 CSR이 기업의 사회가치관을 표현하는 통로로 간주한다. 즉, 사회에서 위임된 행위로서 CSR에 대한 동기는 이해관계자의 요구나 좋은 목적을 위해 희생하려는 의지를 나타낸다. 예를 들어, 투자자, 고객, 종업원 등의 이해관계자는 기업이 자선활동에 참여할 것을 요구하고 있으며, 사회적 목표를 달성하기 위해 기업의 이윤을 기꺼이 소비자의 구매력과 노동자의 임금에 희생할 의사가 있다. 이해관계자가 자신의 명백한 이익을 희생하는 사회적 활동은 기업이 자발적으로 법적인 요구사항 및 계약상의 의무를 넘어서야 가능하다. 따라서, 이해관계자 관점의 CSR은 소비자 친화적, 직원 친화적, 그리고 환경 친화적인 활동으로 윤리의식이 강하고 기업이 소재한 지역사회를 존중하며 기업의 업무영역을 넘어서는 업무를 수행하는 등의 포용적 행동을 한다.

따라서, 주주이론은 고객만족이라는 협의의 개념이며 기업의 이익에 대한 기업 내부적 문화인 반면 이해관계자이론은 모든 소비자의 후생과 같은 법적 요구사항을 초월하는 기업의 모든 사회적 및 환경친화적인 활동을 포함하는 더 넓은 의미를 갖는다.²⁾ 또한, 그동안의 실증분석에 따르면 기업이 CSR을 채택하면 더 높은 이윤을 얻을 수도 있지만 오히려 낮아지는 경우도 종종 발견되고 있다. 따라서, CSR에 대한 주주이론과 이해관계자 이론이 일방적으로 받아들여지기 어렵다.³⁾

최근의 CSR에 대한 연구는 시장경쟁의 구조론적 접근에서 이윤을 극대화하는 기업과

2) Planer-Friedrich and Sahn (2018)은 기업문화와 경제학 연구에서 CSR에 대한 협의 개념에서부터 최근 광범위한 개념으로의 변화에 대한 이론적 설명을 제공하였다. 또한, Kim et al. (2019)는 기업간 경쟁에서 기업구조의 이질성의 차이가 CSR 수준과 정부정책에 중요한 영향을 미친다는 점을 시사하였다.

3) 예를 들어, CSR과 재무성과와의 관계가 음(-)인 경우는 Davidson and Worrel (1988), Bromiley and Marcus (1989) 등의 연구가 있고, 양(+)인 경우는 Dhaliwai et al. (2012), Schramm-Klein et al. (2015) 등의 연구가 있다.

CSR 활동을 수행하는 기업의 경쟁 성과를 상호 비교분석하고 있다.⁴⁾ 이들 연구에서는 CSR을 소비자 편익을 고려하는 “소비자 친화적” 활동으로 파악하고 CSR을 수행하는 기업이 이윤 뿐만 아니라 소비자잉여를 고려해서 생산활동에 참여하는 경우 시장가격이나 생산량에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하고 있다. 즉, CSR을 수행하는 기업은 소비자잉여를 CSR을 고려하기 위한 대리 변수로 사용하고 있으며, CSR과 관련된 인센티브는 수익 성과 소비자 잉여의 결합 형태로 표현하여 시장 성과와 사회적 가치를 파악하게 된다.⁵⁾

한편, 기업들은 시장에서 생산량이나 가격에 대한 경쟁을 할 뿐만 아니라 제품 R&D에서도 치열한 경쟁을 수행한다.⁶⁾ 전세계 많은 국가에서 의료, 의약, 생명공학 및 에너지 산업 등에서 치열한 R&D 경쟁을 하고 있다.⁷⁾ R&D는 혁신을 촉진할 뿐만 아니라 국가의 혁신체제를 개발하는데 결정적인 역할을 한다는 점에서 기업의 역할이 중요하다(Ishibashi & Kaneko, 2008). 또한, 기업관리자의 관점에서 R&D 지출뿐만 아니라 성과를 관리하기 위한 R&D의 지출 방법도 중요하다. 특히, 전기통신, 반도체, 에너지, 항공, 철도 및 철강 산업 등은 실패 위험이 매우 높다(Nie and Yang, 2015; Xing, 2018). 따라서 기업의 고위험 R&D 프로그램에 대한 투자 의향이 어떠한 결정 요소에 영향을 받는지와 위험도가 다른 R&D 전략을 어떻게 선택할 것인지는 매우 중요하다(Anderson and Cabral, 2007).

R&D 투자는 성공과 실패에 불확실성이 항상 존재하기 때문에 R&D 투자의 불확실성에 대한 연구가 최근에 중요하게 다루어지고 있다.⁸⁾ 특히, R&D 투자 시점과 리스크 분석

4) 이와 관련된 연구는 Brand and Grothe (2015), Liu et al. (2015), Lambertini and Tampieri (2015), 그리고 Planer-Friedrich and Sahm (2018) 참조한다.

5) CSR을 반영하기 위한 대안으로서 소비자 잉여를 고려하는 방법은 Fershtman and Judd (1987)와 Vickers (1985)가 제시한 관리자의 전략적 위임 및 판매 연구와도 매우 밀접한 관련이 있다. Fanti and Buccella (2016), Lambertini and Tampieri (2015), Leal et al. (2019) 등을 참조한다.

6) 기업의 CSR 관련 연구는 많지만, 헬스케어, 의료, 에너지 및 생명공학과 같은 R&D 집약적인 산업에서 종종 R&D 투자에 대한 중요성이 종종 무시되었다. 그러나 CSR 활동과 R&D 확산효과간의 관계를 분석하는 것은 이질적인 목적을 가지고 있는 기업간 시장경쟁을 이해하는데 중요한 요소 중의 하나이다.

7) 경제학 문헌에서 R&D 지출에 대한 최적 선택에 대한 초기 연구는 Dasgupta and Stiglitz (1980)와 D'Aspremont & Jacquemin (1988) 등을 들 수 있다.

8) 이윤을 추구하는 사기업들이 수행하는 R&D 투자의 불확실성에 대한 리스크 선택에 대한 대표적인 연구는 Anderson and Cabral (2007), Tishler (2008), Whalley (2011), Zhang, et al. (2013), Xing (2014; 2017) 등을 들 수 있다.

에 대한 연구는 1990년대 이후 시작되었고, 최근에는 R&D 투자의 성공 확률과 분산을 고려한 R&D 리스크를 전략적으로 선택하는 연구가 이루어지고 있다. 예를 들어, Xing (2014)은 네트워크 외부성이 존재하는 시장에서 R&D 리스크 선택을 분석하였으며, 양(+)의 외부성이 존재하는 경우의 R&D 리스크 수준이 사기업의 수준보다 높다고 보였다. 또한, Xing (2017)은 비협조적 R&D 투자의 기술확산은 R&D 리스크 수준을 감소시키지만, 협조적 R&D 투자하에서는 R&D 리스크 수준을 증가시킨다고 하였다. 한편, 이상호 (2017)는 혼합복점시장에서 생산량 경쟁을 할 때 공기업과 사기업간 R&D 리스크 선택과 민영화 효과에 대해 분석하였으며, 공기업과 사기업의 리스크 선택의 차이는 상품대체성의 정도에 의존한다고 보였다. 이에 반해, Xing (2019)은 생산량 경쟁과 가격 경쟁을 고려한 R&D 리스크 수준을 분석하는 연구로 확장하였으며, 공기업과 사기업 모두 가격 경쟁의 경우가 더 높은 리스크를 선택한다고 보였다. 마지막으로, Xing and Wang (2019)는 기업간 경쟁에서 환경을 고려한 ER&D 리스크 분석을 경쟁 형태에 따라 분석하였으며 환경세 정책은 생산량 경쟁과 가격 경쟁 모두 ER&D 리스크 수준을 증가시키지만, 가격 경쟁에서의 ER&D 리스크 수준이 더 높다는 점을 보였다.

본 연구에서는 기업의 CSR이 시장 경쟁과 R&D 리스크의 선택에 미치는 영향을 연구하고자 한다. 기업의 CSR 활동은 기업의 생산결정과정이나 가격결정과정에 영향을 미치기 때문에 당연히 CSR이 기업의 R&D에 영향을 미칠 수 밖에 없으며 더 나아가 CSR이 R&D 리스크 선택에도 영향을 미치게 된다. 기업이 직면하고 있는 경쟁 환경과 경쟁 전략에 영향을 미치는 CSR 활동과 R&D 리스크 선택에 대한 연구는 중요함에도 불구하고 이에 대한 분석을 시도하고 있는 연구는 거의 없다. 따라서 본 연구는 R&D 투자에 대한 리스크가 존재할 때 복점 경쟁에 놓여있는 기업의 CSR 활동이 기업의 R&D 투자 리스크 선택에 어떻게 반영하는지를 구체적으로 분석하고자 한다. 이를 위해 본 연구에서는 CSR에 대한 이해관계자 관점에서 CSR을 수행하는 기업과 그렇지 않은 기업을 구분하여 두 기업이 상품차별화된 시장에서 생산량 경쟁과 가격 경쟁을 하는 경우를 각각 비교하여 R&D 정책에 대한 시사점을 제시하고자 한다.

본 논문의 주요 결과는 다음과 같다. 첫째, 생산량 경쟁에서는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 항상 더 높다. 그리고, 두 기업의

R&D 리스크 수준의 차이는 두 기업간의 상품대체성의 정도 및 CSR의 정도에 따라 증가하는 단조성(Monotone)의 관계를 가지고 있다. 둘째, 가격 경쟁에서 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준과 사기업의 R&D 리스크 수준의 차이는 상품의 대체성에 의존한다. 상품의 대체성이 낮은 경우에는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 더 높다. 그러나, 상품의 대체성이 큰 경우에는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 오히려 더 낮다. 그리고, 두 기업의 R&D 리스크 수준의 차이는 두 기업간의 상품대체성의 정도에 따라 증가하는 단조성(Monotone)의 관계를 갖고 있는 반면, CSR의 정도에 대해서는 비단조성(Non-monotone)의 관계를 지니고 있다. 셋째, 생산량 경쟁과 가격 경쟁의 R&D 리스크 수준을 비교하면 CSR의 정도에 상관없이 두 기업 모두 가격 경쟁에서의 R&D 리스크 수준이 생산량 경쟁보다 더 높다. 그리고, 상품대체성과 CSR정도의 증가에 따른 R&D 리스크 수준의 차이도 가격 경쟁의 경우에 더 높게 증가한다. 넷째, 경쟁 전략에 따른 각 기업의 R&D 리스크의 선택은 상품차별화의 정도에 따라 다르게 반응한다. 상품차별화의 정도가 낮은 경우에는, 가격 경쟁을 하는 CSR기업의 R&D 리스크가 가장 높은 반면 생산량 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 낮다. 그러나, 상품차별화의 정도가 충분히 큰 경우에는, 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크가 가장 높은 반면 생산량 경쟁에 있는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 낮다.

마지막으로 본 연구에서는 주주이론의 관점을 적용하고자 기업의 CSR 활동이 전략적으로 선택된 경우에 대한 확장적 분석을 추가적으로 시도하였다. 특히, CSR기업이 이윤을 추구하는 과정에서 CSR의 정도를 선택하는 경우를 시뮬레이션 분석을 통해 검토하였다. 그 결과, 생산량 경쟁과 가격 경쟁하에서 상품차별화의 정도에 따라 CSR에 미치는 효과가 서로 상반되게 나타났으며, R&D 성과에 대한 기대 평균의 차이에 따라 CSR에 미치는 영향도 서로 상반되게 나타났다. 이러한 점에서 이해관계자 관점의 CSR 활동과 주주이론 관점의 CSR 활동이 시장에 서로 다른 영향을 가져다 준다는 점을 확인할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제Ⅱ절은 CSR기업과 사기업이 경쟁하는 복점 경쟁 시장을 분석하기 위한 기본 모형을 제시한다. 제Ⅲ절은 복점시장의 생산량 경쟁 모형의 균형에서 선택되는 R&D 리스크를 분석하고, 제Ⅳ절은 가격 경쟁 모형의 균형에서 선택되는 R&D 리스크를 각각 분석한다. 제Ⅴ절은 CSR의 정도가 R&D 리스크에 미치는 영향에 대

해 생산량 경쟁 모형과 가격 경쟁의 결과를 비교분석한다. 제Ⅵ절은 전략적으로 CSR의 정도를 선택할 경우로 확장하여 시뮬레이션을 통해 생산량 경쟁과 가격 경쟁을 비교분석한다. 마지막으로 제Ⅶ절은 결론과 정책적 시사점을 제시한다.

II. 기본모형

서로 다른 차별화된 상품을 생산하는 두 기업($i = 0, 1$)이 경쟁하는 복점시장을 고려하기로 한다. 대표적인 소비자의 효용함수를 사용하는 Singh and Vives (1984)의 모형에 따라 소비자 효용은 식(1)로 가정한다.

$$U(q_0, q_1) = (a_0 q_0 + a_1 q_1) - \frac{1}{2}(q_0^2 + 2b q_0 q_1 + q_1^2) \quad (1)$$

여기서 $a_i > 0$ 는 수요의 크기를 나타내는 상수이고, q_i 는 각 기업의 생산량, $b \in (0, 1)$ 는 상품 차별화의 정도를 나타낸다. 즉, b 값이 1에 가까울수록 상품차별화의 정도는 줄어들기 때문에 두 기업간 상품의 대체성은 커지는 것으로 해석할 수 있다. 식(1)이 준선형(Quasi-linear)이라는 점에서 한계효용인 $\frac{\partial U(q_0, q_1)}{\partial q_i} = p_i$ 이기 때문에 각 기업이 직면하는 역수요함수는 다음과 같이 선형으로 나타난다.⁹⁾

$$p_i = a_i - q_i - b q_j, i, j = 0, 1, i \neq j \quad (2)$$

여기서 p_i 는 각 기업이 생산하는 상품의 시장가격이다. 따라서, 소비자의 효용 $U(q_0, q_1)$ 에서 총지출액($p_0 q_0 + p_1 q_1$)을 제외한 값을 소비자 잉여로 정의하면 $CS = \frac{1}{2}(q_0^2 + 2b q_0 q_1 + q_1^2)$ 이다. 즉, 두 기업간 상품대체성이 높을수록 소비자가 각 상품

9) 또한, (1)에서 정의한 소비자의 효용함수를 예산제약하에서 극대화하는 문제를 해결하여 Roys 항등식을 적용하면 식(18)과 같은 수요함수가 도출되는데, 이를 이용해 식(1)과 같은 역수요함수를 구할 수 있다.

에 대해 지불하고자 하는 지불용의금액은 감소하고 소비자잉여는 증가하게 된다.

두 기업의 비용함수는 생산비용과 투자비용으로 구분되며 분석의 편의상 생산량에 대해서는 선형함수를 가정하며, 일반화에 무리가 없으므로 0으로 표준화하기로 한다. 그러나, 두 기업은 자사의 수요를 증진시키기 위해 일정한 투자비용을 지출하며 상품의 품질을 향상시킬 수 있는 R&D 투자를 수행한다. 구체적으로, 상품의 품질향상을 위한 R&D 효과는 Xing (2014; 2017; 2019)의 모형을 따라 식(3)과 같이 수요함수의 증가로 나타난다고 가정하기로 한다.

$$a_i = 1 + x_i, \quad i = 0, 1 \quad (3)$$

여기서 x_i 는 기업의 R&D 투자비용에 따른 R&D 성과를 나타낸다. 즉, 기업은 R&D 성과 x_i 를 달성하기 위해 R&D 투자비용 $I(\mu_i, \sigma_i)$ 을 지출한다. 다만, R&D 성과는 불확실하기 때문에 확률분포함수인 $x_i \sim [\mu_i, \sigma_i]$ 를 따른다. 여기서 $\mu_i (\mu_i \geq 0)$ 는 평균이고 $\sigma_i (\sigma_i \geq 0)$ 는 분산으로 각 기업의 R&D투자에 대한 리스크를 나타낸다. 따라서 R&D 성과의 분산으로 각 기업의 R&D투자에 대한 리스크를 측정할 수 있다. 이때, 각 기업의 R&D 리스크는 상대 기업의 R&D 리스크 수준에 독립적이다. 즉, $E(x_i) = \mu_i$ 과 $Var(x_i) = \sigma_i$, $Cov(x_0, x_1) = 0$ 이다. 뿐만 아니라 두 기업의 R&D 리스크는 위험중립적 (risk-neutral)이라고 가정한다. 마지막으로 R&D 투자비용은 $\frac{\partial I(\mu_i, \sigma_i)}{(\partial \mu_i)} \geq 0$, $\frac{\partial I(\mu_i, \sigma_i)}{\partial \sigma_i} \geq 0$ 을 만족한다고 가정한다.¹⁰⁾ 여기서 $\sigma_i = 0$ 이면, $\frac{\partial I(\mu_i, \sigma_i)}{\partial \sigma_i} = 0$ 이고, $\sigma_i \neq 0$ 이면, $\frac{\partial^2 I(\mu_i, \sigma_i)}{\partial \sigma_i^2} > 0$ 이다.

각 기업 i 의 이윤함수는 식(4)와 같이 주어져 있다.

$$\pi_i = (a_i - q_i - bq_j)q_i - I(\mu_i, \sigma_i), \quad i, j = 0, 1, \quad i \neq j \quad (4)$$

10) 이 가정은 분석결과에 대한 내부해가 존재하기 위한 1계조건과 2계조건을 보장하는 조건이다. 즉, R&D 투자성과의 평균과 리스크의 증가는 R&D 투자비용의 증가를 점증적으로 증대시키는 볼록성(Convexity)을 만족시킨다.

마지막으로 시장에서 경쟁을 하고 있는 두 기업이 추구하고자 하는 기업경영의 목적이 서로 다른 경우를 생각해보자. 기업 1은 이윤을 추구하는 사기업으로 식(4)를 극대화하는 것이 기업경영의 목적이라고 가정한다. 반면, 기업 0은 사회적 책임을 중요하게 생각하는 기업으로서 자사의 이윤뿐만 아니라 소비자의 후생을 고려하여 기업경영을 수행한다고 가정한다. 특히, 본 연구에서 소비자 친화기업(Consumer-friendly Firm)을 CSR기업이라고 정의하기로 하고, 자사의 이윤과 소비자 잉여의 가중한 합을 극대화하는 것이 CSR기업의 목적이라고 가정한다.¹¹⁾ 즉,

$$V_0 = \pi_0 + \theta CS \quad (5)$$

여기서 $\theta \in [0, 1]$ 는 CSR기업의 사회적 책임의 정도를 나타낸다. 특히, $\theta = 0$ 인 경우는 CSR을 하지 않은 경우를 나타내며, 이때는 CSR기업이 이윤극대화를 추구하는 목적을 가지게 된다.

본 연구에서 분석하고자 하는 게임의 순서는 다음과 같다. 1단계에서 각 기업은 품질향상을 위한 R&D 투자를 동시에 독립적으로 수행한다. 2단계에서 각 기업은 주어진 수요를 보고 생산량(가격)을 동시에 선택하는 꾸르노(베르뜨랑) 게임을 수행한다. 이때, CSR기업은 식(5)에 있는 자신의 이윤과 소비자 잉여의 가중한 합을 보수로 정의해서 극대화하는 반면 사기업은 식(4)에 있는 이윤을 극대화한다. 게임의 균형은 역진귀납법(Backward Induction)에 의해 풀 수 있으며, 게임의 해는 부분게임 완전균형이다. 즉 2단계를 먼저 계산한 다음 1단계에서 R&D 리스크를 계산하는 순서를 따른다.

11) Lambertini and Tampieri (2015), Kim et al. (2019), Leal et al. (2019) 등의 최근 연구에서 보듯이, 소비자 친화기업은 R&D 및 생산에 대한 결정을 할 때 관리자 (혹은 경영자)에게 위임하는 관리위임계약을 가정한다. 즉, 기업의 소유자는 이윤을 극대화하기 위해 관리자와의 인센티브 계약으로 소비자 친화도를 지정한다. 반면, 관리자는 생산에서 소비자 친화기업의 이윤과 소비자 잉여의 일부를 최대화된다고 가정하여 분석한다.

Ⅲ. 생산량 경쟁

1. 생산량 결정

먼저, 각 기업은 1단계에서 결정된 R&D 성과 x_0 와 x_1 을 본 후, 2단계에서 생산량을 동시에 결정한다. 이때 각 기업의 1계조건은 다음과 같다.

$$\frac{\partial V_0}{\partial q_0} = 1 - (2 - \theta)q_0 - b(1 - \theta)q_1 + x_0 = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial \pi_1}{\partial q_1} = 1 - bq_0 - 2q_1 + x_1 = 0 \quad (7)$$

(6)과 (7)을 동시에 풀면 쿠르노-내쉬 균형 생산량을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$q_0^C = \frac{(2 - b(1 - \theta) + 2x_0 - b(1 - \theta)x_1)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)}, \quad q_1^C = \frac{2 - b - \theta - bx_0 + (2 - \theta)x_1}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)} \quad (8)$$

식(8)는 각 기업의 생산량이 자기 자신의 R&D 성과의 증가함수임을 나타낸다. 이러한 각 기업의 R&D 투자는 생산비용을 낮추어주며, 그에 따라 더 많은 양을 생산하는 것이 더 높은 이윤을 가져다 준다. 균형 생산량을 이용하여 각 기업의 이윤함수는 식(9)로 표현할 수 있다.¹²⁾

$$\pi_0^C = \frac{\alpha_1(x_0, x_1)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} - I_0, \quad \pi_1^C = \frac{\alpha_2(x_0, x_1)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} - I_1 \quad (9)$$

식(9)에서 $I_i (i = 0, 1)$ 는 R&D 투자로 인해 발생하는 비용이므로 이 비용이 매몰되어버린 2단계에서 CSR기업과 사기업의 R&D 투자 후의 총 이윤은 각각 $\Pi_0^C = \pi_0^C + I_0 > 0$ 과 $\Pi_1^C = \pi_1^C + I_1 > 0$ 이다. 그리고 소비자잉여와 이를 가중 합한 CSR기업의 보수는 다음과 같다.

12) 이하의 $\alpha_i(x_0, x_1)$ 와 $E[\alpha_i(x_0, x_1)]$ 에 대한 정의는 〈Appendix 1〉 참조한다.

$$CS^C = \frac{\alpha_3(x_0, x_1)}{2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} \quad (10)$$

$$V_0^C = \pi_0^C + \theta CS^C = \frac{\alpha_4(x_0, x_1)}{2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_0 \quad (11)$$

2. R&D 리스크 선택

이제, 2단계에서 얻은 균형 결과를 이용하여 각 기업은 1단계에서 자신의 R&D 리스크를 결정한다. 2단계 생산량 경쟁에서 얻은 각 기업의 이윤과 소비자잉여에 R&D 투자 전의 기대이윤과 기대소비자잉여를 계산하고, 이를 이용하면 CSR기업의 기대보수는 다음과 같다.

$$E(\pi_0^C) = \frac{E[\alpha_1(x_0, x_1)]}{(4-b^2-2\theta+b^2\theta)^2} - I_0 \quad (12)$$

$$E(\pi_1^C) = \frac{E[\alpha_2(x_0, x_1)]}{(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_1 \quad (13)$$

$$E(CS^C) = \frac{E[\alpha_3(x_0, x_1)]}{(2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2)} \quad (14)$$

$$E(V_0^C) = \frac{E[\alpha_4(x_0, x_1)]}{2(4-b^2-2\theta+b^2\theta)^2} - I_0 \quad (15)$$

(12)식에서 (15)식까지의 결과를 이용하여 다음과 같은 [정리 1]을 얻을 수 있다.¹³⁾

[정리 1]

$$(i) \frac{\partial E(\Pi_i^C)}{\partial \sigma_i} > \frac{\partial E(\Pi_i^C)}{\partial \sigma_j}, (ii) \frac{\partial E(CS^C)}{\partial \sigma_0} > \frac{\partial E(CS^C)}{\partial \sigma_1} > 0, (iii) \frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \sigma_0} > \frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \sigma_1}$$

[정리 1]은 생산량 경쟁의 균형에서 R&D 리스크에 대한 반응 정도를 나타내고 있다. 먼저, (i) 기업의 기대총이윤은 R&D 리스크가 증가함에 따라 증가하지만 자사의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다. 또한, (ii) 기대소비자잉여는 CSR기업의 R&D 리스크에 더 민

13) 이하의 모든 [정리]의 증명은 <Appendix 2> 참조한다.

감하게 증가한다. 따라서, (iii) 기대총이윤과 기대소비자잉여를 함께 고려하는 CSR기업은 R&D 리스크가 증가함에 따라 자사의 보수가 증가하지만 자사의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다.

이에 대한 경제적 설명은 다음과 같다. 생산량 경쟁에서 CSR기업은 자신의 이윤과 소비자잉여의 일부를 고려하여 가격이 한계비용보다 높은 수준이 되도록 생산량을 결정하기 때문에 기대총이윤은 (+)가 되고, 이로 인해 기대소비자잉여도 CSR기업의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다. 뿐만 아니라 기대사회후생도 CSR기업의 R&D 리스크에 더 민감하게 반응한다. 사기업의 경우는 CSR기업과 달리 소비자잉여를 고려하지 않기 때문에 가격을 한계비용 수준보다 높은 수준이 되도록 생산량을 제한하여 총기대이윤은 양(+)이 되지만 기대소비자잉여는 CSR기업보다는 덜 민감하게 반응한다.

CSR기업과 사기업은 R&D 리스크가 높은 투자 프로그램을 선택하여 투자했을 때 그 프로그램이 성공한다면 소비자의 수요를 더 높게 우상향시키기 때문에 모두 투자이익을 얻을 수 있는 반면, R&D 리스크가 높은 투자 프로그램에 실패하게 된다면 R&D를 투자하기 전의 소비자 수요만 유지할 수 있어서 투자비용을 잃게 된다. 위험중립적인 CSR기업과 사기업은 R&D 리스크가 높은 투자 프로그램을 선택하여 얻을 수 있는 기대투자이익이 기대투자손실보다 크기 때문에 두 기업 모두 R&D 리스크가 높은 투자를 선호한다. 이 때, CSR기업은 이윤뿐만 아니라 소비자잉여의 일부를 고려하여 R&D 리스크를 선택하기 때문에 사기업보다는 R&D 투자로 인해 얻게 되는 투자이익이 사기업보다 더 크다. 따라서 CSR기업이 R&D 리스크가 큰 프로그램을 선택하여 실패를 한다고 하더라도 사기업이 성공을 한다면 소비자잉여는 증가하는 효과가 있기 때문에 R&D 리스크가 높은 프로그램을 선택하는 CSR기업이 얻게 되는 기대투자이익은 기대투자손실보다 크다.

이제, 각 기업이 자신의 R&D 투자의 리스크를 결정하는 1단계를 분석하기로 한다. 각 기업은 확률분포에 의해 불확실한 상황에서 다양한 위험수준을 지닌 R&D 프로그램을 선택하게 된다. 이때 R&D 성과의 평균은 일정한 상수이기 때문에 각 기업이 결정하는 R&D 투자에 대한 결정은 R&D의 분산(리스크, 즉, σ_i)을 결정하는 문제와 동일하게 된다. 즉, 각 기업은 자신의 추구사항을 극대화하는 R&D 리스크를 선택하게 된다. CSR기업은 식 (17)에 있는 자신의 이윤과 소비자 잉여의 가중 합에 대한 기대보수를 극대화하는 R&D

리스크를 선택하게 되고, 사기업은 식(15)에 있는 자신의 기대이윤을 극대화하는 R&D 리스크를 선택하게 된다. 이때 1계조건은 다음과 같다.

$$\frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \sigma_0} = \frac{8 - (4 - b^2)\theta}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} - \frac{\partial I_0}{\partial \sigma_0} = 0 \quad (16)$$

$$\frac{\partial \pi_1^C}{\partial \sigma_1} = \frac{(2 - \theta)^2}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} - \frac{\partial I_1}{\partial \sigma_1} = 0 \quad (17)$$

식(16)와 식(17)에서 보듯이 각 기업의 R&D 리스크 선택은 상대 기업의 R&D 리스크 선택에 서로 독립적으로 이루어진다. 두 기업의 R&D 리스크 선택을 비교하기 위해 이하에서는 R&D 성과의 평균이 같다고 가정하다. 즉 $\mu_0 = \mu_1$ 이면, $m(\sigma_i) = \frac{\partial I_i}{\partial \sigma_i}$, $i = 0, 1$ 으로 나타내기로 한다.

$$\frac{8 - (4 - b^2)\theta}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} = m(\sigma_0^C) \quad (16')$$

$$\frac{(2 - \theta)^2}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} = m(\sigma_1^C) \quad (17')$$

여기서 σ_i^C 는 생산량 경쟁에서 복점 기업의 균형 R&D 리스크 수준이다. 식(16')와 식(17')을 사용하면 다음과 같은 [정리 2]을 얻을 수 있다.

[정리 2]

$$(i) \Delta\sigma^C = \sigma_0^C - \sigma_1^C > 0, (ii) \frac{\partial \Delta\sigma^C}{\partial b} > 0, (iii) \frac{\partial \Delta\sigma^C}{\partial \theta} > 0.$$

[정리 2]에 따르면, 생산량 경쟁에서 R&D 리스크 수준은 CSR기업이 사기업보다 더 높고, 두 기업간의 상품의 대체성의 정도와 CSR 정도가 증가함에 따라 R&D 리스크 수준도 증가한다. 즉, CSR기업은 균형에서 사기업에 비해 R&D 리스크가 높은 R&D 프로그램을 선택하게 된다. 또한, CSR기업과 사기업의 균형 R&D 리스크는 상품의 대체성과 CSR의

정도에 따라 증가한다. 즉, $\frac{\partial \sigma_0^C}{\partial b} > \frac{\partial \sigma_1^C}{\partial b}$ 혹은 $\frac{\partial \Delta \sigma^C}{\partial b} > 0$ 과 $\frac{\partial \sigma_0^C}{\partial \theta} > \frac{\partial \sigma_1^C}{\partial \theta}$ 혹은 $\frac{\partial \Delta \sigma^C}{\partial \theta} > 0$. 이는 두 기업간 상품의 대체성이 높아질수록 경쟁이 치열하게 되어 소비자잉여가 더 많이 증가하기 때문이다. 또한 CSR기업의 CSR의 정도가 높을수록 소비자잉여가 증가하기 때문에 R&D 리스크 수준을 증가시킨다. 즉, 사기업은 자신의 이윤동기에 반응하여 상품의 대체성이 증가함에 따라 R&D 리스크를 증가시키지만 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크는 자신의 이윤뿐만 아니라 소비자잉여에도 민감하게 반영되기 때문에 상품의 대체성의 정도가 높아지고 CSR의 정도가 높을수록 CSR기업은 사기업에 비해 더욱 공격적으로 산출량을 증가시킬 것이기 때문에 CSR기업은 사기업보다 더 높은 R&D 리스크 수준을 선택하게 된다.

IV. 가격 경쟁

본 절에서는 차별화된 상품시장에서 경쟁하는 CSR기업과 사기업이 가격 경쟁을 수행하는 경우를 분석한다. 두 기업이 가격을 전략적으로 결정하는 독립변수로 사용하기 위해서는 각 기업의 역수요함수 (2)식을 이용하여 재정리하면 다음과 같이 가격에 대한 수요함수를 얻을 수 있다.

$$q_i = \frac{(1-b) - (p_i - x_i) + b(p_j - x_j)}{1-b^2}, i, j = 0, 1, i \neq j \quad (18)$$

1. 가격결정

마찬가지로 두 기업은 1단계에서 주어진 R&D 성과인 x_0 와 x_1 을 보고 자신의 목적을 극대화하는 가격을 2단계에 동시에 결정한다. 극대화를 위한 1계조건은 다음과 같다.

$$\frac{\partial V_0}{\partial p_0} = \frac{(1-\theta)(1-b + bp_1 + x_0 - bx_1) - (2-\theta)p_0}{1-b^2} = 0 \quad (19)$$

$$\frac{\partial \pi_1}{\partial p_1} = \frac{1 - b + bp_0 - 2p_1 - bx_0 + x_1}{1 - b^2} = 0 \quad (20)$$

1계조건을 동시에 풀면 가격 경쟁하에서의 균형 가격을 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} p_0^B &= \frac{(1-\theta)(2-b-b^2+(2-b^2)x_0-bx_1)}{4-b^2(1-\theta)-2\theta} \\ p_1^B &= \frac{(1-b)(2+b(1-\theta)+\theta)-bx_0+(2-b^2(1-\theta)-\theta)x_1}{4-b^2(1-\theta)-2\theta} \end{aligned} \quad (21)$$

식(21)의 가격을 이용하여 가격 경쟁에서 각 기업의 이윤은 다음과 같다.¹⁴⁾

$$\pi_0^B = \frac{\beta_1(x_0, x_1)}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_0, \quad \pi_1^B = \frac{\beta_2(x_0, x_1)}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_1 \quad (22)$$

식(22)에서 I_i 는 R&D 투자로 인해 발생하는 비용이므로 이 비용이 매몰되어버린 2단계에서 CSR기업과 사기업의 R&D 투자 후의 총 이윤은 각각 $\Pi_0^B = \pi_0^B + I_0 > 0$ 과 $\Pi_1^B = \pi_1^B + I_1 > 0$ 이다. 그리고 소비자잉여와 이를 가중 합한 CSR기업의 보수는 다음과 같다.

$$CS^B = \frac{\beta_3(x_0, x_1)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} \quad (23)$$

$$V_0^B = \frac{\beta_4(x_0, x_1)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_0 \quad (24)$$

2. R&D 리스크 선택

이제, 2단계에서 얻은 균형 결과를 이용하여 각 기업은 1단계에서 자신의 R&D 리스크를 결정한다. 2단계 가격 경쟁에서 얻은 각 기업의 이윤과 소비자잉여에 R&D 투자 전의 기대이윤과 기대소비자잉여를 계산하고, 이를 이용하면 CSR기업의 기대보수는 다음과 같다.

14) 이하의 $\beta_i(x_0, x_1)$ 와 $E[\beta_i(x_0, x_1)]$ 에 대한 정의는 <Appendix 1> 참조한다.

$$E(\pi_0^B) = \frac{E[\beta_1(x_0, x_1)]}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - I_0 \quad (25)$$

$$E(\pi_1^B) = \frac{E[\beta_2(x_0, x_1)]}{(1-b^2)(4-b^2-2\theta+b^2\theta)^2} - I_1 \quad (26)$$

$$E(CS^B) = \frac{E[\beta_3(x_0, x_1)]}{2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} \quad (27)$$

$$E(V_0^B) = \frac{E[\beta_4(x_0, x_1)]}{2(1-b^2)(4-b^2-2\theta+b^2\theta)^2} - I_0 \quad (28)$$

식(25)에서 식(28)까지의 결과를 이용하여 다음과 같은 [정리 3]을 얻을 수 있다.

[정리 3]

$$(i) \frac{\partial E(\Pi_i^B)}{\partial \sigma_i} > \frac{\partial E(\Pi_i^B)}{\partial \sigma_j}, (ii) \frac{\partial E(CS^B)}{\partial \sigma_0} > \frac{\partial E(CS^B)}{\partial \sigma_1} > 0, (iii) \frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \sigma_0} > \frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \sigma_1} > 0.$$

[정리 3]은 가격 경쟁의 균형에서 R&D 리스크에 대한 반응 정도를 나타내고 있다. 먼저, (i) 각 기업의 기대총이익은 R&D 리스크가 증가함에 따라 증가하지만 자사의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다. 또한, (ii) 기대소비자이익은 CSR기업의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다. 따라서, (iii) 기대총이익과 기대소비자이익을 함께 고려하는 CSR기업은 R&D 리스크가 증가함에 따라 자사의 보수가 증가하지만 자사의 R&D 리스크에 더 민감하게 증가한다. 이와 같은 결과는 [정리 1]의 생산량 경쟁과 같은 결과로 경제적 해석도 동일하다.

이제, 각 기업이 자신의 R&D 투자 리스크를 결정하는 1단계분석을 하기로 한다. 즉, CSR기업은 식(28)에 있는 이윤과 소비자후생의 가중 합으로 된 자신의 기대보수를 극대화하는 R&D 리스크를 선택하고, 사기업은 식(26)에 있는 기대이익을 극대화하는 R&D 리스크를 선택하게 된다. 이때 1계조건은 다음과 같다.

$$\frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \sigma_0} = \frac{2b^4(1-\theta) - b^2(8-5\theta) + 4(2-\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} - \frac{\partial I_0}{\partial \sigma_0} = 0 \quad (29)$$

$$\frac{\partial E(\pi_1^B)}{\partial \sigma_1} = \frac{(2 - b^2(1 - \theta) - \theta)^2}{(1 - b^2)(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} - \frac{\partial I_1}{\partial \sigma_1} = 0 \quad (30)$$

가격 경쟁 균형에서의 R&D 리스크 선택을 σ_i^B 로 표기하면, 식(29)와 식(30)은 다음과 같이 표현된다.

$$\frac{2b^4(1 - \theta) - b^2(8 - 5\theta) + 4(2 - \theta)}{2(1 - b^2)(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} = m(\sigma_0^B) \quad (29')$$

$$\frac{(2 - b^2(1 - \theta) - \theta)^2}{(1 - b^2)(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} = m(\sigma_1^B) \quad (30')$$

식 (29')와 (30')를 사용하면 다음과 같은 [정리 4]를 얻을 수 있다.

[정리 4]

$$(i) \quad \Delta\sigma^B = \sigma_0^B - \sigma_1^B \begin{cases} > 0, & \text{if } \theta < \theta^* \\ < 0, & \text{if } \theta > \theta^* \end{cases} \quad \theta^* = \frac{4 - 7b^2 + 2b^4}{2(1 - b^2)^2} \quad (ii) \quad \frac{\partial \Delta\sigma^B}{\partial b} < 0, \quad (iii) \quad \frac{\partial \Delta\sigma^B}{\partial \theta} \begin{cases} > 0 & \text{if } \theta < \theta^+ \\ < 0 & \text{if } \theta > \theta^+ \end{cases} \quad \theta^+ = \frac{16 - 32b^2 + 15b^4 - 2b^6}{8 - 18b^2 + 13b^4 - 2b^6}.$$

[정리 4]는 가격 경쟁에서 CSR기업과 사기업은 상품대체성과 CSR의 상대적인 크기에 따라 R&D 리스크를 선택하는 것이 달라진다는 것을 보여준다. 특히, $4 - 7b^2 + 2b^4 < 0$ 이면 $\theta^* < 0$ 이고, $4 - 7b^2 + 2b^4 > 2(1 - b^2)^2$ 이면 $\theta^* < 1$ 이 성립한다. 따라서, [정리 4]의 (i) 상품대체성의 정도가 낮으면 CSR기업의 R&D 리스크가 높지만($b < 0.85$), 상품대체성이 높을 때는 사기업의 R&D 리스크가 높아진다($b > 0.85$). 이러한 결과는 생산량 경쟁을 정리한 [정리 2] (i)와 다른 결과이다. 즉, 생산량 경쟁에서는 상품의 대체성이 충분히 크더라도 생산량 경쟁의 제한성으로 인해 가격이 충분히 낮아지지 않아 소비자잉여가 충분히 커지지 않기 때문에 CSR기업은 더 높은 R&D 리스크를 선택하게 된다. 반면, 가격 경쟁에서는 상품의 대체성이 충분히 큰 경우에는 가격이 충분히 낮아지게 되며 이로 인해 소비자잉여가 충분히 커지기 때문에 CSR기업이 더 높은 R&D 리스크를 선택할 유인이 낮아진다.

또한, [정리 4]의 (ii)는 가격 경쟁에서 선택되는 사기업의 R&D 리스크는 상품대체성이 클수록 오히려 사기업이 CSR기업보다 더 높은 R&D 리스크 수준을 선택한다. 이러한 결과는 가격 경쟁을 할 경우 두 기업간 상품의 대체성이 높아질수록 경쟁이 치열하게 진행되어 가격이 충분히 낮아지기 때문이다. 따라서, 소비자 잉여를 보수에 고려하는 CSR기업은 더 높은 R&D 리스크를 선택할 유인이 낮아진다. 이 또한 생산량 경쟁을 정리한 [정리 2] (ii)와 다른 결과이다. 즉, 생산량 경쟁에서는 상품의 대체성이 커지면 두 기업간의 R&D 리스크 선택의 차이가 증가하는 반면, 가격 경쟁에서는 오히려 두 기업간의 R&D 리스크 선택의 차이가 감소한다.

마지막으로 [정리 4]의 (iii)는 가격 경쟁에서 선택되는 CSR 정도의 증가에 따른 CSR기업과 사기업의 R&D 리스크 수준의 차이는 상품대체성의 크기에 영향을 받는다. CSR의 정도가 증가하더라도 상품대체성이 낮아 차별화된 상품이 공급되는 경우에는 CSR기업이 더 높은 R&D 리스크 투자 프로그램을 선택하지만($b < 0.85$), 상품대체성이 큰 경우에는 사기업이 더 높은 R&D 리스크 수준을 선택하게 된다($b > 0.85$). 이 또한 생산량 경쟁을 정리한 [정리 2] (iii)와 다른 결과이다. 결국 두 기업이 가격 경쟁을 할 경우에는 생산량 경쟁과 달리 상품의 대체성의 정도에 의존하여 CSR기업과 사기업의 R&D 리스크 수준은 달라지게 된다.

V. 생산량 경쟁과 가격 경쟁의 비교분석

본 절에서는 생산량 경쟁과 가격 경쟁의 R&D 리스크 수준을 비교하고 상품 차별화의 정도와 CSR의 정도에 따른 R&D 리스크 선택은 어떻게 달라지는지 구체적으로 살펴보기로 한다. 이제, (16'), (17')와 (29')와 (30')을 사용하여 다음과 같은 [정리 5]을 얻을 수 있다.

[정리 5]

$$(i) \sigma_i^B > \sigma_i^C, (ii) \frac{\partial \sigma_i^B}{\partial b} > \frac{\partial \sigma_i^C}{\partial b}, (iii) \frac{\partial \sigma_i^B}{\partial \theta} > \frac{\partial \sigma_i^C}{\partial \theta} > 0, i, j = 0, 1.$$

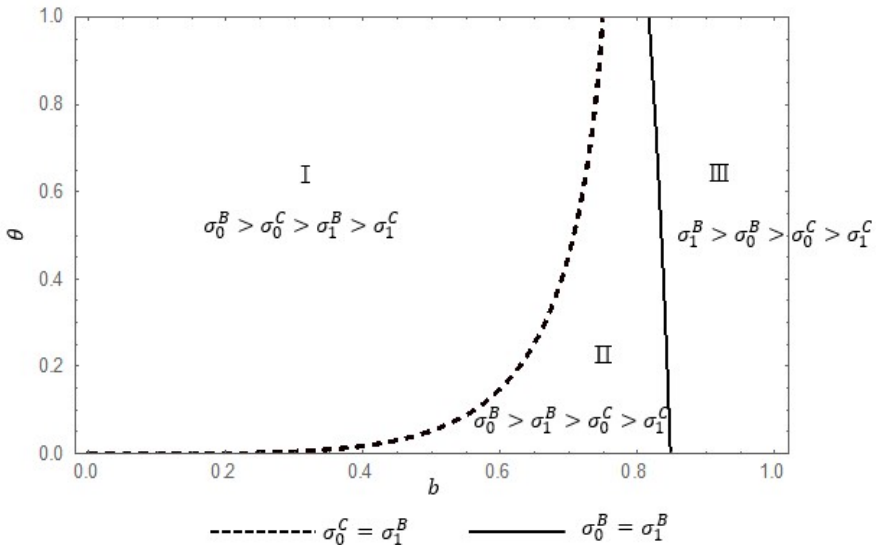
[정리 5]는 다음과 같이 설명된다. 복점시장의 균형에서 CSR기업과 사기업의 R&D 리

스크 수준은 생산량 경쟁보다 가격 경쟁에서 항상 더 높고, 상품대체성과 CSR의 정도가 증가함에 따라 가격 경쟁에서 두 기업 모두 더 높은 R&D 리스크를 결정한다. 이러한 결과는 가격 경쟁에서 두 기업간 경쟁의 정도가 더 치열하기 때문에 두 기업은 더 위험한 R&D 리스크 프로그램을 수행한다는 것을 의미한다. 또한 상품의 대체성과 CSR의 정도가 높아짐에 따라 경쟁 효과가 확대되고 이에 따라 CSR기업과 사기업의 R&D 리스크 수준은 증가하여 가격 경쟁에서 더 높은 R&D 리스크를 결정한다. 그러나, [정리 6]에서 보는 바와 같이 생산량 경쟁과 가격 경쟁에 있어서 두 기업간의 상대적인 R&D 리스크는 상품의 대체성과 CSR의 정도에 따라 다르다.

[정리 6]

- (i) I 구간: $\sigma_0^B > \sigma_0^C > \sigma_1^B > \sigma_1^C$,
- (ii) II 구간: $\sigma_0^B > \sigma_1^B > \sigma_0^C > \sigma_1^C$,
- (iii) III 구간: $\sigma_1^B > \sigma_0^B > \sigma_0^C > \sigma_1^C$.

〈Figure 1〉 R&D Risk Comparison between Quantity and Price



[정리 6]은 생산량 경쟁을 하는 CSR기업과 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크를 종합적으로 비교하고 있다. 먼저, 〈Figure 1〉의 I구간과 같이 두 기업의 상품대체성이 낮은 경우에는 생산량 경쟁을 하는 CSR기업의 R&D 리스크가 높은 반면, III구간과 같이 상품대체성의 정도가 커지면 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 높아진다. 즉, 상품대체성의 정도가 낮을 때는 생산량 경쟁을 하는 CSR기업의 R&D 리스크 수준이 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크 수준보다 높지만 상품대체성의 정도가 높아짐에 따라 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크 수준이 더 높아진다.

VI. 추가적인 논의: 전략적 CSR에 대한 수치 예제

이제까지 본 연구에서는 기업의 CSR활동을 규범적인 차원에서 수행하는 것으로 파악하고 사회적 요구나 기업 자체의 윤리적 수준에 의해 일정한 수준의 CSR의 정도가 주어진 것으로 취급하였다.¹⁵⁾ 이러한 이해관계자 관점과 달리 주주 관점에서 CSR을 재평가하고 전략적으로 기업이익의 확대를 위해 이윤창출의 도구로서 활용할 수 있다.

전략적 CSR을 분석하기 위해 소비자 잉여를 보수에 고려하는 방법은 관리자의 전략적 위임 및 판매 연구와 매우 밀접한 관련이 있다. 이러한 시각은 Fershtman and Judd (1987)와 Vickers (1985)가 관리위임모형을 제안하였으며, 기업소유자는 비영리 극대화를 최적의 관리 인센티브로 선택할 수 있으며, 생산량 시장에서 공격적 행동을 하도록 관리자를 위임한다는 사실은 잘 알려져 있다.¹⁶⁾

이하에서는 전략적 CSR에 대한 논의를 추가로 분석하여 CSR활동을 내생화함으로써 R&D 리스크의 선택과 CSR의 선택 간의 경영 관리적 시사점을 제시하고자 한다. 이를 위해 CSR기업은 이윤을 극대화하는 θ 를 먼저 결정하고, 주어진 θ 를 대상으로 CSR기업은 1

15) CSR의 동기와 배경에 있어서 주주(Stockholder) 관점과 이해관계자(Stakeholders) 관점에 대한 논의는 Kim et al. (2019), Leal et al. (2019) 등 참조한다.

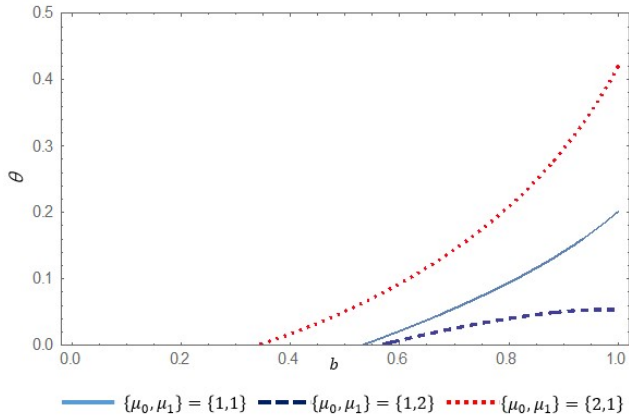
16) CSR의 전략적 동기와 관련하여 Fantì and Buccella (2016)는 CSR에 대한 네트워크 효과를, Liu et al. (2015)는 CSR과 환경문제를 다룬 분석을, Leal et al. (2019)는 CSR기업의 R&D 선택에 대한 분석을 제시하였다. 또한, Planer-Friedrich and Sahm (2019)는 기존독점자가 새로운 기업에 대한 진입억제수단으로 사용할 수 있다는 점을 보였다.

단계에서 품질향상을 위한 R&D 투자리스크를 선택하는 게임의 순서를 구성하기로 한다. 또한, 추가적인 분석의 편의를 위해 이하에서는 Xing (2019)에서처럼 R&D 투자비용을 $I_i = \frac{1}{2}\mu_i^2 + \frac{1}{2}\sigma_i^2$ 로 가정하여 생산량 경쟁과 가격 경쟁을 비교하고자 한다.

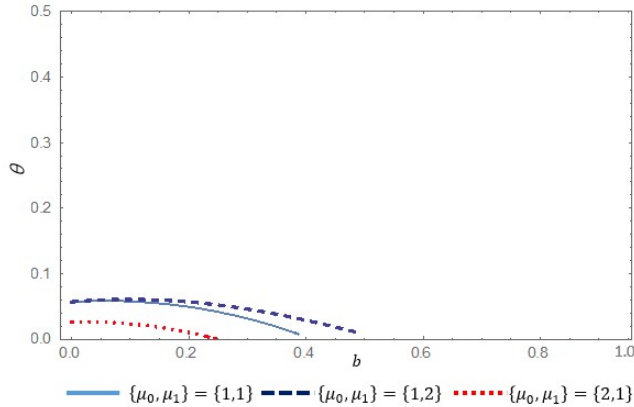
먼저, 생산량 경쟁에서 1단계와 2단계의 균형은 이미 앞 절에서 구한 바와 같다. 이때, 가정에 의해 $\frac{\partial I_i}{\partial \sigma_i} = \sigma_i$ 인 점을 반영하면 (16)식과 (17)식으로부터 각 기업의 R&D 리스크 수준을 구체적으로 $\sigma_0^C = \frac{8 - 4\theta + b^2\theta}{2(4 - b^2 - 2\theta + b^2\theta)^2}$ 와 $\sigma_1^C = \frac{(2 - \theta)^2}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2}$ 로 얻을 수 있다. 이제, σ_0^C 와 σ_1^C 를 식(15)에 대입하면 생산량 경쟁하에서의 $E(V_0^C)$ 를 수치적으로 정의할 수 있게 된다. 따라서, CSR기업의 이윤을 극대화하는 θ 는 $\frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \theta} = 0$ 에서 구할 수 있게 된다.

<Figure 2>에서는 생산량 경쟁에서 전략적 CSR수준이 상품차별화의 정도에 따라 어떻게 반응하는지를 보여주고 있다. 비교의 편의를 위해 다음과 같은 3가지의 경우를 나타내 보았다. 먼저, 두 기업 간의 R&D 투자성과의 평균이 같은 경우, $\{\mu_0, \mu_1\} = \{1, 1\}$ 를 살펴 보았다. 또한, 두 기업의 R&D 투자성과의 평균이 다른 경우, $\{\mu_0, \mu_1\} = \{1, 2\}$ 과 $\{\mu_0, \mu_1\} = \{2, 1\}$ 로 각각 구분하여 사기업의 R&D 투자성과의 평균이 높은 경우와 반대로 CSR기업의 R&D 투자성과의 평균이 높은 경우의 CSR 정도를 각각 비교하였다. <Figure 2> (a)에서는 보는 바와 같이 두 기업간 상품대체성의 정도가 높을수록 CSR 정도는 증가한다. 즉, CSR기업은 생산량 경쟁에서 CSR을 공격적인 전략 도구로 활용하여 생산량을 높이고 R&D 투자위험을 높이는 선택을 하게 된다. 또한, CSR기업의 R&D 성과의 평균이 사기업의 그것보다 높은 경우 상품차별화의 정도가 증가에 따라 CSR을 전략적으로 더 강화하게 된다.

〈Figure 2〉 Strategic CSR and Product Differentiation



(a) Quantity Competition



(b) Price Competition

다음으로, 가격 경쟁을 살펴보기로 한다. 마찬가지로 가격 경쟁에서 1단계와 2단계의 균형은 이미 앞 절에서 구한 바와 같고, (29)식과 (30)식으로부터 각 기업의 R&D 리스크 수준을 구하면 $\sigma_0^B = \frac{-b^2(8-5\theta)-4(2-\theta)-2b^4(1-\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2}$ 과 $\sigma_1^B = \frac{(2-b^2(1-\theta)-\theta)^2}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2}$ 를 얻을 수 있다. σ_0^B 와 σ_1^B 를 (25)식에 대입하면 가격 경쟁하에서의 $E(V_0^B)$ 를 수치적으로 정의할 수 있게 된다. 따라서, CSR기업의 이윤을 극대화하는 θ 는 $\frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \theta} = 0$ 에서 구할 수 있게 된다. 〈Figure 2〉 (b)에서는 가격 경쟁에서 전략적 CSR수준이 상품차별화의 정도에

따라 어떻게 반응하는지를 보여주고 있다. 마찬가지로 두 기업 간의 R&D 투자성과를 3가지의 경우로 구분하여 나타내 보았다. 가격 경쟁하에서는 생산량 경쟁의 경우와 다르게 두 기업간 상품이 차별화될수록 CSR 정도는 감소한다. 즉, CSR기업이 가격 경쟁에서 CSR을 공격적인 전략 도구로 활용하는 경우 R&D 투자위험을 낮추는 선택을 하게 된다. 또한, CSR기업의 R&D 성과의 평균이 사기업의 그것보다 높은 경우 상품차별화의 정도가 증가에 따라 CSR을 전략적으로 더 완화하게 된다.

[정리 7] 생산량 경쟁(가격 경쟁)에서는 상품차별화의 정도가 클수록(작을수록) 전략적 CSR을 강화시키는 영향을 미치며, CSR기업의 R&D투자에 따른 성과 평균이 커질수록(작을수록) 전략적 CSR을 강화하게 된다.

따라서, 주주이론의 관점에서 기업의 CSR 활동을 평가하는 경우 앞에서 분석한 이해관계자 관점의 CSR 활동이 시장 성과에 미치는 영향과 서로 다른 결과를 가져다 준다는 점을 확인할 수 있다.

Ⅶ. 결론 및 정책적 시사점

본 연구는 기업의 CSR 활동이 R&D 투자의 성공 확률과 분산을 고려한 R&D 리스크 선택 과정에 어떠한 영향을 미치는지를 분석하였다. 특히, R&D 투자에 대한 리스크를 전략적으로 선택하는 복점 경쟁시장을 대상으로 기업의 CSR 활동과 상품 차별화 정도가 생산량 경쟁과 가격 경쟁에 따라 어떻게 영향을 받는지를 비교하여 R&D 정책에 대한 시사점을 제시하였다.

분석의 주요 결과는 다음과 같이 요약된다. 첫째, 생산량 경쟁에서는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 항상 더 높다. 그리고, 두 기업의 R&D 리스크 수준의 차이는 두 기업간의 상품대체성의 정도 및 CSR의 정도에 따라 증가하는 단조성의 관계를 가지고 있다. 둘째, 가격 경쟁에서 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준과 사기업의 R&D 리스크 수준의 차이는 상품의 대체성에 의존한다. 상품대체성이 낮은 경우에는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 더 높다. 그러나, 상품대체성이 큰 경우에는 CSR기업이 선택하는 R&D 리스크 수준이 사기업의 R&D 리스크 수준보다 오히려 더 낮다. 그리고, 두 기업의 R&D 리스크 수준의 차

이는 두 기업간의 상품대체성의 정도에 따라 증가하는 단조성의 관계를 갖고 있는 반면, CSR의 정도에 대해서는 단조성이 존재하지 않는다. 셋째, 생산량 경쟁과 가격 경쟁의 R&D 리스크 수준을 비교하면 CSR의 정도에 상관없이 두 기업 모두 가격 경쟁에서의 R&D 리스크 수준이 생산량 경쟁보다 항상 더 높다. 그리고, 상품대체성과 CSR정도의 증가에 따른 R&D 리스크 수준의 차이도 가격 경쟁의 경우에 더 높게 증가한다. 넷째, 경쟁 전략에 따른 각 기업의 R&D 리스크의 선택은 상품차별화의 정도에 따라 다르게 반응한다. 상품차별화의 정도가 낮은 경우에는, 가격 경쟁에 있는 CSR기업의 R&D 리스크가 가장 높은 반면 생산량 경쟁에 있는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 낮다. 그러나, 상품차별화의 정도가 충분히 높은 경우에는, 가격 경쟁에 있는 사기업의 R&D 리스크가 가장 높은 반면 생산량 경쟁에 있는 사기업의 R&D 리스크 수준이 가장 낮다. 마지막으로 CSR 활동을 전략적으로 결정하는 경우 생산량 경쟁과 가격 경쟁하에서 상품차별화의 정도에 따라 CSR 결정에 미치는 효과가 서로 상반되게 발생한다.

따라서, CSR기업과 사기업이 경쟁하는 복점시장의 생산량 경쟁에서 사기업은 자신의 경쟁자보다 항상 더 안전한 R&D 리스크 수준을 선택하지만, 가격 경쟁에서는 상품대체성과 CSR의 정도에 의존하여 R&D 리스크 수준을 달리 선택하게 된다. 즉, 사기업이 R&D 투자 프로그램을 결정할 때 시장경쟁의 방식을 고려하여 생산량 경쟁보다 가격 경쟁에서 더 위험한 R&D 프로그램을 선택한다. 이러한 점이 시사하는 바는 정부가 실제적인 R&D 지원정책을 수립할 때 시장경쟁방식이나 상품대체성뿐만 아니라 CSR 참여의 정도에 대한 영향을 중요하게 고려하여 정책을 수립해야 한다.

구체적으로 이상의 분석을 바탕으로 몇 가지 정책적 시사점을 제안할 수 있다. 먼저, 기업의 R&D 리스크의 선택은 상품간 차별화 정도뿐만 아니라 CSR의 정도에 의해서도 영향을 받게 된다. 대체로 CSR의 증가는 R&D 리스크의 선택을 증가시키는 경향이 있기 때문에 소비자잉여의 증대나 사회후생의 증대의 관점에서 보면 CSR 활동을 장려하는 정책이 중요한 경제적 성과를 담보할 수 있다. 그러나, 이러한 정책적 제언은 각 기업이 선택하는 경쟁 전략과 상품 차별화의 정도에 따라 상이한 성과를 가져다 줄 수 있다. 만약, 상품 차별화의 정도가 낮다면 복점 기업 간의 경쟁도가 낮기 때문에 가격 경쟁으로의 유인이 더 높은 R&D 리스크의 선택을 유도할 수 있다. 또한, 생산량 경쟁이 유지된다고 하더라도 두

기업에게 CSR 활동을 증진시키는 정책을 지원하는 동시에 사기업의 R&D 리스크의 선택을 높여주는 R&D 보조금 정책 등이 보완적으로 필요하다. 반면, 상품차별화의 정도가 크다면 복점 기업 간의 경쟁도가 높지만 가격 경쟁으로의 유인이 여전히 더 높은 R&D 리스크의 선택을 유도할 수 있다. 그러나, 두 기업이 생산량 경쟁을 지속적으로 유지하게 된다면 두 기업이 선택하는 R&D 리스크의 선택이 가장 낮게 되어 사회적으로 소비자잉여가 낮아질 수 있다. 따라서, 정부는 상품차별화의 정도가 충분히 큰 경우에는 두 기업의 R&D 리스크의 선택을 높여주는 R&D 보조금 정책 등을 적극적으로 실시해야 할 필요가 있다.

Appendix 1

$$\alpha_1(x_0, x_1) = (2 - b - (2 - b^2)\theta + (2 - (2 - b^2)\theta)x_0 - bx_1)(2 - b(1 - \theta) + 2x_0 - b(1 - \theta)x_1)$$

$$\alpha_2(x_0, x_1) = (2 - b - \theta - bx_0 + (2 - \theta)x_1)^2$$

$$\alpha_3(x_0, x_1) = (2 - b - \theta - bx_0 + (2 - \theta)x_1)^2 + 2b(2 - b - \theta - bx_0 + (2 - \theta)x_1)(2 - b(1 - \theta) + 2x_0 - b(1 - \theta)x_1) + (2 - b(1 - \theta) + 2x_0 - b(1 - \theta)x_1)^2$$

$$\alpha_4(x_0, x_1) = 8 - 2b(2 - \theta)^2 - (4 - \theta)\theta^2 + b^2(2 - (2 - \theta)^2\theta) + (8 - (4 - b^2)\theta)x_0^2 + 2x_0(8 - 4\theta - b(4 - (4 + b - \theta)\theta) + b(2 - \theta)^2x_1) - (2 - \theta)x_1(2b(2 - \theta) - 2b^2(1 - \theta)^2 - 2(2 - \theta)\theta - (b^2(1 - \theta)^2 + (2 - \theta)\theta)x_1)$$

$$E[\alpha_1(x_0, x_1)] = \alpha_1(\mu_0, \mu_1) + 2(2 - (2 - b^2)\theta)\sigma_0 + b^2(1 - \theta)\sigma_1$$

$$E[\alpha_2(x_0, x_1)] = \alpha_2(\mu_0, \mu_1) + b^2\sigma_0 + (2 - \theta)^2\sigma_1$$

$$E[\alpha_3(x_0, x_1)] = \alpha_3(\mu_0, \mu_1) + (8 - (4 - b^2)\theta)\sigma_0 + (2 - \theta)(b^2(1 - \theta)^2 + (2 - \theta)\theta)\sigma_1$$

$$E[\alpha_4(x_0, x_1)] = \alpha_4(\mu_0, \mu_1) + (4 - 3b^2)\sigma_0 + 4\sigma_1 - (b^2(3 - \theta)(1 - \theta) - (4 - \theta)\theta)\sigma_1$$

$$\beta_1(x_0, x_1) = (1 - \theta)(2 - b - b^2 + (2 - b^2)x_0 - bx_1)^2$$

$$\beta_2(x_0, x_1) = (2 - \theta - b(1 + b - b\theta) - bx_0 + (2 - b^2 - \theta + b^2\theta)x_1)^2$$

$$\beta_3(x_0, x_1) = (1 - b)(8 - 2b^2(3 + b) + 2b(2 + b)^2\theta - 2(1 + b)(2 + b)\theta^2 + (1 + b)\theta^3) + x_0(2(1 - b)(8 - 4\theta + b(4 - 2b(2 + b) + b(5 + 2b)\theta - (1 + b)\theta^2)) - (b^2(8 - 5\theta) + 4(-2 + \theta) + 2b^4(-1 + \theta))x_0) - 2(2 - \theta)((1 - b)(b(2 + b) - (1 + b)(2 + b)\theta + (1 + b)\theta^2) + b(2 - b^2(1 - \theta) - \theta)x_0)x_1 - (2 - \theta)(b^2(1 - \theta)^2 + (2 - \theta)\theta)x_1^2$$

$$\beta_4(x_0, x_1) = (1 - b)(2(2 + b)^2 - 2(1 + b)(2 + b)\theta + (1 + b)\theta^2) + (4 - 3b^2)x_0^2 + x_1(2(1 - b)((2 + b)^2 - (1 + b)(4 + b)\theta + (1 + b)\theta^2) + ((2 - \theta)^2 - b^2(3 - \theta)(1 - \theta))x_1) + 2x_0(4 - b(\theta + b(3 + b - b\theta)) - b(b^2 + \theta - b^2\theta)x_1)$$

$$E[\beta_1(x_0, x_1)] = \beta_1(\mu_0, \mu_1) + (1 - \theta)((2 - b^2)^2\sigma_0 + b^2\sigma_1)$$

$$E[\beta_2(x_0, x_1)] = \beta_2(\mu_0, \mu_1) + b^2\sigma_0 + (2 - b^2(1 - \theta) - \theta)^2\sigma_1$$

$$E[\beta_3(x_0, x_1)] = \beta_3(\mu_0, \mu_1) + (4 - 3b^2)\sigma_0 + ((2 - \theta)^2 - b^2(3 - \theta)(1 - \theta))\sigma_1$$

$$E[\beta_4(x_0, x_1)] = \beta_4(\mu_0, \mu_1) + (b^2(8 - 5\theta) - 2b^4(1 - \theta) + 4(2 + \theta))\sigma_0 + ((2 - \theta)^2\theta - b^2(2 + \theta(5 - (4 - \theta)\theta)))\sigma_1$$

Appendix 2: 증명

[정리 1의 증명]

$$\frac{\partial E(\pi_0^C)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(\pi_0^C)}{\partial \sigma_1} = \frac{4 - 4\theta - b^2(1 - 3\theta)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0, \quad \frac{\partial \pi_1^C}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial \pi_1^C}{\partial \sigma_1} = -\frac{(2 + b - \theta)(2 - b - \theta)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} < 0.$$

$$\frac{\partial E(CS^C)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(CS^C)}{\partial \sigma_1} = \frac{(1 - b^2)(4 - \theta)\theta}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0,$$

$$\frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(V_0^C)}{\partial \sigma_1} = \frac{(2 - \theta)(4 - (2 - \theta)\theta) - b^2(2 - \theta)(6 - (4 - \theta)\theta)}{(2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2)} > 0.$$

[정리 2의 증명]

$$\text{식(16')} \text{과 식(17')} \text{을 정리하면 } k(\sigma_0^C, \sigma_1^C) = m(\sigma_0^C) - m(\sigma_1^C) = \frac{(4 + b^2 - 2\theta)\theta}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0 \text{이}$$

된다. 또한 R&D 투자비용에 대한 가정, $\frac{\partial I(\mu_i, \sigma_i)}{\partial \mu_i} \geq 0$ 와 $\frac{\partial I(\mu_i, \sigma_i)}{\partial \sigma_i} \geq 0$ 에 의해

$$m(\sigma_i^C) > 0 \text{와 } \frac{\partial m(\sigma_i^C)}{\partial \sigma_i} \geq 0 \text{이므로 } \sigma_0^C > \sigma_1^C \text{이다. 따라서 } \frac{\partial k(\sigma_0^C, \sigma_1^C)}{\partial b} > 0 \text{와}$$

$$\frac{\partial k(\sigma_0^C, \sigma_1^C)}{\partial \theta} > 0 \text{이므로 } \frac{\Delta \sigma^C}{\partial b} = \frac{b\theta(12 + b^2 - (14 + b^2)\theta + 4\theta^2)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^3} > 0 \text{과}$$

$$\frac{\partial \Delta \sigma^C}{\partial \theta} = \frac{(16 - b^4 + (8 - 2b^2 + b^4)\theta)}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^3} > 0 \text{이 된다.}$$

[정리 3의 증명]

$$\frac{\partial E(\pi_0^B)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(\pi_0^B)}{\partial \sigma_1} = \frac{(4 - b^2)(1 - \theta)}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0, \quad \frac{\partial E(\pi_1^B)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(\pi_1^B)}{\partial \sigma_1} = -\frac{(2 - \theta)^2 - b^2(1 - \theta)^2}{(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} < 0.$$

$$\frac{\partial E(CS^B)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(CS^B)}{\partial \sigma_1} = \frac{(1 - b^2)(4 - \theta)\theta}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0,$$

$$\frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \sigma_0} - \frac{\partial E(V_0^B)}{\partial \sigma_1} = \frac{(2 - \theta)(4 - (2 - \theta)\theta) - 2b^2(1 - \theta)}{2(4 - b^2(1 - \theta) - 2\theta)^2} > 0.$$

[정리 4의 증명]

식(29')과 식(30')을 이용하여 CSR의 정도가 $\theta < \frac{4-7b^2+2b^4}{2(1-b^2)^2}$ 이라면

$$k(\sigma_0^B, \sigma_1^B) = m(\sigma_0^B) - m(\sigma_1^B) = \frac{\theta(4-7b^2+2b^4-2(1-b^2)^2\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0 \text{ 이 된다. 여기에 R\&D}$$

투자비용에 대한 가정을 적용하면

$$\frac{k(\sigma_0^C, \sigma_1^C)}{\partial b} = -\frac{b\theta(2(2-\theta)+b^2(1-\theta)(3-b^2(6-4\theta))+2b^4(1-\theta)-2\theta)}{(1-b^2)^2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} < 0 \text{ 가 되고,}$$

CSR의 정도가 $\theta < \frac{16-32b^2+15b^4-2b^6}{8-18b^2+13b^4-2b^6}$ 이라면

$$\frac{k(\sigma_0^C, \sigma_1^C)}{\partial \theta} = \frac{b^2(32-18\theta)-8(2-\theta)+2b^6(1-\theta)-b^4(15-13\theta)}{2(b^2-1)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} > 0 \text{ 이 된다.}$$

[정리 5의 증명]

생산량 경쟁과 가격 경쟁을 비교하기 위해 식(16')과 식(17') 및 식(29')과

$$\text{식(30')을 정리하면, } k(\sigma_0^B, \sigma_0^C) = m(\sigma_0^B) - m(\sigma_0^C) = \frac{b^4(2-\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0,$$

$$k(\sigma_1^B, \sigma_1^C) = m(\sigma_1^B) - m(\sigma_1^C) = \frac{b^2(b^2(1-\theta)^2+(2-\theta)\theta)}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0 \text{ 이 된다. 그리고, R\&D}$$

$$\text{투자비용에 대한 가정에 의해 } \frac{\partial k(\sigma_0^B, \sigma_0^C)}{\partial b} = \frac{b^3(8-2b^2(2-\theta)-b^4(1-\theta)-4\theta)(2-\theta)}{(1-b^2)^2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} > 0,$$

$$\frac{\partial k(\sigma_1^B, \sigma_1^C)}{\partial b} = \frac{2b(-2b^4(2-\theta)(1-\theta)-b^6(1-\theta)^3+2(2-\theta)^2\theta+b^2(2-\theta)(1-\theta)(4-3\theta))}{(1-b^2)^2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} > 0$$

$$, \frac{\partial k(\sigma_0^B, \sigma_0^C)}{\partial \theta} = \frac{b^4(4-b^2(3-\theta)-2\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} > 0,$$

$$\frac{\partial k(\sigma_1^B, \sigma_1^C)}{\partial \theta} = \frac{2b^2(4-2\theta-b^2(3-2\theta))}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^3} > 0 \text{ 이므로, } \frac{\partial \sigma_i^B}{\partial b} > \frac{\partial \sigma_i^C}{\partial b} \text{ 와 } \frac{\partial \sigma_i^B}{\partial \theta} > \frac{\partial \sigma_i^C}{\partial \theta} \text{ 이 된다.}$$

[정리 6의 증명]

생산량 경쟁을 하는 CSR기업과 가격 경쟁을 하는 사기업의 R&D 리스크를 비교하기 위해

식(16')과 식(17')에서 $k(\sigma_0^C, \sigma_1^C) = m(\sigma_0^C) - m(\sigma_1^C) = \frac{(4+b^2-2\theta)\theta}{2(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0$ 이고, 식(29')과

식(30')에서 이용하여 CSR의 정도가 $\theta < \frac{(4-7b^2+2b^4)}{2(1-b^2)^2}$ 이라면,

$$k(\sigma_0^B, \sigma_1^B) = m(\sigma_0^B) - m(\sigma_1^B) = \frac{\theta(4-7b^2+2b^4-2(1-b^2)^2\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0 \text{이 된다. 또한}$$

$$k(\sigma_0^C, \sigma_0^B) = m(\sigma_0^C) - m(\sigma_0^B) = -\frac{b^4(2-\theta)}{(2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta))^2} < 0,$$

$$k(\sigma_1^C, \sigma_1^B) = m(\sigma_1^C) - m(\sigma_1^B) = -\frac{b^2(b^2(1-\theta)^2 + (2-\theta)\theta)}{(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} < 0,$$

$$k(\sigma_1^C, \sigma_0^B) = m(\sigma_1^C) - m(\sigma_0^B) = -\frac{2b^4(1-\theta) - 2(2-\theta)\theta + b^2\theta(3-2\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} < 0 \text{이고, CSR의 정도가}$$

$$\theta < \frac{4-7b^2+3b^4 - \sqrt{(16-56b^2+57b^4-10b^6-7b^8)}}{4(1-2b^2+b^4)} \text{이라면,}$$

$$k(\sigma_0^C, \sigma_1^B) = m(\sigma_1^C) - m(\sigma_1^B) = -\frac{b^2(7-4\theta)\theta - 2(2-\theta)\theta + b^4(2-\theta)(3-2\theta)}{2(1-b^2)(4-b^2(1-\theta)-2\theta)^2} > 0 \text{가 된다.}$$

참고문헌

- 이상호 (2017), “혼합복점시장에서 R&D 리스크 선택과 민영화”, **보험금융연구**, 제28권 제3호, 보험연구원, pp. 3-79.
- (Translated in English) Lee, S. (2017). “The Choices of R&D Risks in a Mixed Duopoly Market and Privatization Policy”, *Journal of Insurance and Finance*, 28(3):53-59, Korean Insurance Research Institute.
- 이지혜·변희섭 (2015), “지배주주 지분율과 기업의 위험추구행태: 경쟁위협을 규율효과”, **보험금융연구**, 제26권 제3호, 보험연구원, pp. 95-139.
- (Translated in English) Lee, J., and H., Byun (2015). “Ownership of Controlling Shareholders and Corporate Risk-Taking Behavior: Disciplinary Effect of Competitive Threat in Product Markets”, *Journal of Insurance and Finance*, 26(3):95-139, Korean Insurance Research Institute.
- Anderson, A., and L., Cabral (2007). “Go for Broke or Play it Safe? Dynamic Competition with Choice of Variance”, *RAND Journal of Economics*, 38(3):409-593.
- Baron, D. (2001). “Private Politics, Corporate Social Responsibility, and Integrated Strategy”, *Journal of Economic Management Strategy*, 10: 7-45.
- Benabou, R., and J., Tirole (2010). “Individual and Corporate Social Responsibility”, *Economica*, 77:1-19.
- Bromiley, P., and A., Marcus (1989). “The Deterrent to Dubious Corporate Behavior: Profitability, Probability and Safety Recalls”, *Strategic Management Journal*, 10:233-250.
- Brand, B., and M., Grothe (2015). “Social Responsibility in a Bilateral Monopoly”, *Journal of Economics*, 115:275-289.

- Dasgupta, P., and J., Stiglitz (1980). "Uncertainty, Market Structure and the Speed of R&D", *Bell Journal of Economics*, 11(1):1-28.
- Davidson, W., and D., Worrel (1988). "The Impact of Announcements of Corporate Illegalities on Shareholder Returns", *Academy of Management Journal*, 31:195-200.
- Dhaliwai, D., S., Radhakrishnan, A., Tsang, and Y., Yang (2012). "Nonfinancial Disclosure and Analyst Forecast Accuracy: International Evidence on Corporate Social Responsibility Disclosure", *Accounting Review*, 87:723-759.
- Fanti, L., and D., Buccella (2016). "Network Externalities and Corporate Social Responsibility", *Economics Bulletin*, 36(220): 2043-2050.
- Fershtman, C., and K., Judd (1987). "Equilibrium Incentives in Oligopoly", *American Economic Review*, 77:9-27.
- Ishibashi, K., and T., Kaneko (2008). "Partial Privatization in Mixed Duopoly with Price and Quality Competition", *Journal of Economics*, 95(3):213-231.
- Kim, S., S., Lee, and T., Matsumura (2019). "Corporate Social Responsibility and Privatization Policy in Mixed Oligopoly", *Journal of Economics*, 128(1):67-89.
- KPMG (2017). *The Road Ahead: The KPMG Survey of Corporate Responsibility Reporting 2017*.
- Lambertini L., and A., Tampieri (2015). "Incentives, Performance and Desirability of Socially Responsible Firms in a Cournot Oligopoly", *Economic Modelling*, 50: 40-48.
- Lantos, G. (2001). "The Boundaries of Strategic Corporate Social Responsibility", *Journal of Consumption Market*, 18:595-632.
- Leal, M., A., Garcia, and S.Lee (2019). "Sequencing R&D Decisions with a

- Consumer-Friendly Firm and Spillovers”, *Japanese Economic Review*, Forthcoming.
- Liu, C., L., Wang, and S., Lee (2015). “Strategic Environmental Corporate Social Responsibility in a Differentiated Duopoly Market”, *Economics Letters*, 129:108-111.
- Nie, P., and Y., Yang (2015). “Cost-Reduction Innovation under Mixed Economy”, *Economics Discussion Papers*, 2015-68, Kiel Institute for the World Economy.
- Planer-Friedrich, L., and M. Sahm (2018). “Why Firms Should Care for all Consumers”, *Economic Bulletin*, 38(3): 1603-1612
-
- (2019). “Strategic Corporate Social Responsibility, Imperfect Competition, and Market Concentration”, *Journal of Economics*, <https://doi.org/10.1007/s00712-019-00663-x>.
- Porter, M., and M., Kramer (2006). “Strategy and Society: The Link between Competitive Advantage and Corporate Social Responsibility”, *Harvard Business Review*, 84:78-92.
- Porter, M., and C., Van der Linde (1995). “Toward a New Conception of the Environment-Competitiveness Relationship”, *Journal of Economic Perspective*, 9:97-118.
- Schramm-Klein, H., D., Dirk Morschett and B., Swoboda (2015). “Retailer Corporate Social Responsibility: Shedding Light on CSR’s Impact on Profit of Intermediaries in Marketing Channels”, *International Journal of Retail and Distribution Management*, 43:403-431.
- Singh, N., and X., Vives (1984). “Price and Quantity Competition in a Differentiated Duopoly”, *RAND Journal of Economics*, 15: 546-554.
- Tishler, A. (2008). “How Risky should an R&D Program be?”, *Economics Letters*, 99:268-271.

- Xing, M. (2014). "On the Optimal Choices of R&D Risk in a Market with Network Externalities", *Economic Modelling*, 38: 71-74.
- _____ (2017). "The Optimal Risk Choice of Cooperative and Noncooperative R&D in Duopoly with Spillovers", *Bulletin of Economic Research*, 69: 307-3378.
- _____ (2018). "Partial Privatization Policy and the R&D Risk Choice in a Mixed Duopoly Market", *Manchester School*, 87(1):60-80.
- _____ (2019). "Strategic R&D Risk Choices of Public and Private Firms", *Economic Research*, 32(1):717-741.
- Xing, M., and X., Wang (2019). *Environmental R&D Risk Choice under Emission Tax in a Duopoly Market*, Working Papers.
- Vickers, J. (1985). "Delegation and the Theory of the Firm", *Economic Journal*, 95:138-147.
- Whalley, A. (2011). "Optimal R&D Investment for a Risk-Averse Entrepreneur", *Journal of Economic Dynamics and Control*, 35: 413-429.
- Zhang, Y., S., Mei and W., Zhong (2013). "Should R&D Risk Always be Preferable?", *Operations Research Letters*, 41:147-149.

Abstract

This paper investigates the choices of R&D risk in a product differentiated duopoly market where the corporate social responsibility (CSR) is involved in the analysis. We compare the equilibrium choices between quantity and price competitions and find the following findings. Under quantity competition, CSR firm's R&D risk level is higher than that of private firm, and the difference of R&D risk levels increases as the degree of product substitution or CSR level increases. Under price competition, the R&D risk level of CSR firm is higher than that of private firm with a lower substitutability, but the reverse is true with a higher substitutability. Comparing each firm's R&D risk level under quantity and price competitions, the level of R&D risk under price competition is always higher than that under quantity competition and, as either product substitutability or CSR level increases, the difference of R&D risks is higher under price competition. We also extend the analysis into the case that the CSR firm chooses the degree of CSR strategically to increase its profit. We then show that if the degree of product substitutability is larger (smaller), the impact on CSR under quantity (price) competition is larger.

※ **Key words:** Duopoly Market, R&D Risk Choices, Product Substitutability, Corporate Social Responsibility, Market Competition

금융·거시경제변수들의 한국 주식수익률 예측가능성 검정

- 표본 내 검정과 표본 외 검정 결과 비교를 중심으로 -

Predicting Korean Stock Market Return with Financial and Macro variables

- Focusing on In-sample and Out-of-sample Tests -

전 성 주*

Sungju Chun

본 연구는 한국 주식시장에서 12개의 주요 거시경제변수 및 금융변수들을 이용하여 미래 장·단기 주식수익률을 예측할 수 있는지 실증적으로 검정하였다. 특히, 선행연구에서 많이 사용되었던 표본 내 예측가능성 검정뿐만 아니라 표본 외 예측가능성 검정을 함께 시행함으로써 각 예측변수들의 예측력을 보다 강건하게 검정하였다. 이를 위해 내포모형(Nested model)의 예측치를 검정할 수 있도록 McCracken (2007)이 제안한 MSE-F 검정기법과 Clark and McCracken (2001)이 제안한 ENC-NEW 검정기법을 사용하였다. 이와 함께, 부트스트랩을 통한 재표본추출(Resampling through bootstrapping)을 통해 임계치와 p-value를 산출함으로써 주식수익률 예측에서 일어나는 소표본 편차(Finite-sample bias)와 장기수익률 잔차항의 자기상관성(Autocorrelation) 문제를 해결하였다. 검정 결과, 주가순자산비율(Book-to-market ratio) 변수가 표본 내 검정과 표본 외 검정에서 모두 주식수익률 예측력을 갖고 있는 것으로 나타나 가장 일관성 있는 예측변수로 나타났다.

국문 색인어: 주식수익률 예측가능성, 거시경제변수, 금융변수, 표본 내 검정, 표본 외 검정

한국연구재단 분류 연구분야 코드: B050704, B030603

* 가천대학교 경영대학 경영학과 교수(sjchun@gachon.ac.kr), 제1저자

논문 투고일: 2019. 11. 28, 논문 최종 수정일: 2020. 1. 24, 논문 게재 확정일: 2020. 2. 21

I. 서론

본 연구는 한국 주식시장에서 주요 거시경제변수 및 금융변수들을 이용하여 미래 주식수익률을 예측할 수 있는지 실증적으로 검토하는 것을 목표로 한다. 재무학계에서 주식시장의 수익률 예측가능성을 검토하는 연구는 Cowles (1933)에 의해 시작된 이후 수많은 이론적 연구와 이를 검토하는 실증 분석 연구가 이루어졌다. 실제 금융업계에서는 주식수익률 예측을 통해 직접적인 이윤 추구를 시도하기도 한다. 하지만, 주식수익률은 대부분 예측할 수 없는 요소로 구성되어 있기 때문에 가장 뛰어난 예측모형이라도 주식수익률의 매우 작은 부분만을 설명할 수 있는 한계를 넘기 어렵다. 그럼에도 불구하고, 학문적으로 금융·거시경제 변수들의 주식수익률 예측가능성 검토가 의미를 갖는 이유는 금융시장의 효율성 가설 검토와 함께 더 현실적인 이론인 조건부 자산가격결정모형(Conditional asset pricing model)의 구축에 필수적인 상태 변수(State variable) 선정에 이용되기 때문이다.

Fama (1970)에 의해 제시된 금융시장의 효율성 가설은 약형(Weak-form), 준강형(Semi-strong form), 강형(Strong-form) 효율성으로 나뉘는데, 기본적으로 금융시장이 효율적이라면 주식가격은 무작위보행(Random walk) 혹은 마팅게일(Martingale) 프로세스를 따르게 되어 주식수익률은 예측 불가능하다. 따라서, 과거 주식가격에 담겨 있는 정보나 공개된 정보(거시경제변수 혹은 금융변수)를 활용하여 주식수익률이 예측 가능한 경우 금융시장의 약형 혹은 준강형 효율성 가설이 위배되는 것이다. 이 경우, 금융시장의 비효율성으로 인한 주식수익률 예측가능성은 수익 창출의 기회가 될 수 있다(Friedman (1953); Samuelson (1965)).

그러나, 최근에 제안된 합리적 기대(Rational expectation)에 기반한 조건부 자산가격 결정모형 이론은 주식수익률의 구성요소 가운데 시간변이 총체적 위험 프리미엄(Time-varying aggregate risk premium)이 존재하며, 이 프리미엄과 동반하여 움직이는 변수가 있다면 효율적인 금융시장하에서도 주식수익률이 예측 가능할 수 있다고 제시한다. 대표적으로 Campbell and Shiller (1988a)는 배당수익률의 장기 평균으로부터의 편차(Deviation)가 기대 미래 배당성장률(Expected future dividend growth rates)과 기대 미래 주가수익률(Expected future stock returns)의 변화를 예측할 수 있다는 점을

이론적으로 증명하였다. 특히 후자는 시간변이 할인율(Time-varying discount rate)을 결정하기 때문에 이와 관련된 금융변수들이 주식수익률을 예측할 수 있다는 점을 내포한다. 한편, Fama and French (1989), Campbell and Cochrane (1999), Cochrane (2007, 2011)은 금융자산 수익률이 실물경제의 상태 변수들(State variables)에 의해 영향을 받고 실물경제는 경기순환에 따라 변동하기 때문에 실물경제의 상태(State of the real economy)를 측정하거나 예측하는 변수들도 주식수익률의 예측에 도움을 줄 수 있다는 점을 보였다.

따라서, 본 연구에서는 한국 실물경제의 상태를 측정하는 12개의 대표적인 거시경제 변수들과 시간변이 기대 수익률을 측정하는 금융변수들이 한국 주식시장의 장·단기 미래 수익률을 예측할 수 있는지 실증적으로 검정하고자 한다. 특히, 본 연구에서는 기존의 선행 연구에서 많이 살펴보았던 표본 내 예측가능성(In-sample predictability) 검정과 함께 표본 외 예측가능성(Out-of-sample predictability) 검정을 시행함으로써 표본 내 검정에서 나타날 수 있는 극단치(Outlier)나 데이터 마이닝(Data-mining) 문제를 완화하고 실제 상황에서 수익률을 예측할 때 이뤄지는 패턴을 그대로 구현함으로써 예측가능성을 좀 더 강건하게 검정하고자 한다. 특히, 표본 외 예측가능성 검정에 있어서 예측오차를 이용하여 통계적 추론이 가능하도록 McCracken (2007)과 Clark and McCracken (2001)이 제안한 MSE-F 검정치와 ENC-NEW 검정치를 적용하였다. 또한, 예측회귀식 추정에 있어서 일어날 수 있는 소표본 편차(Small-sample bias) 문제를 해결하고 장기수익률 예측에서 일어나는 자기상관성(Autocorrelation) 문제를 해결하기 위해 부트스트랩을 통한 재표본 추출(Resampling through bootstrapping)을 통해 임계치와 p-value를 산출하여 추론하였다. 표본 내 예측가능성 검정 결과 채무불이행 수익률 스프레드(Credit spread)와 추가순자산비율(Book-to-market ratio), 배당가격비율(Dividend-price ratio), 배당수익률(Dividend yield), 추가이익비율(Earnings-to-price ratio) 등이 유의한 추가수익률 예측력을 갖는 것으로 나타났으며, 표본 외 예측가능성 검정 결과 추가순자산비율과 인플레이션이 주식수익률 예측력을 갖고 있는 것으로 나타났다. 특히, 추가순자산비율 변수는 표본 내 검정과 표본 외 검정에서 모두 주식수익률 예측력을 갖고 있는 것으로 나타나 가장 일관성 있는 예측변수로 나타났다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 선행연구를 개관하고 제 3장에서는 예측계량모형을 소개하고 표본 내 예측가능성과 표본 외 예측가능성 검정방법에 대해 자세히 살펴본다. 제 4장에서는 자료 분석과 함께 실증분석결과를 제시하였다. 제 5장에서는 연구 결과와 함의를 요약하고 향후 연구 과제를 제시하였다.

II. 선행연구

주식수익률 예측가능성에 대한 연구는 대부분 미국의 자료를 바탕으로 많은 연구가 진 행되었으며, 다양한 변수들이 주식수익률을 예측할 수 있는 것으로 밝혀졌다. 배당수익률 (Rozeff (1984); Campbell and Shiller (1988a, 1998); Fama and French (1988, 1989)), 이익주가비율(Campbell and Shiller (1988b, 1998)), 장부-시장가치 비율 (Kothari and Shanken (1997); Pontiff and Schall (1998)), 명목 이자율(Fama and Schwert (1977); Breen et al. (1989)), 이자율 스프레드(Campbell (1987); Fama and French (1989)), 인플레이션(Nelson (1976); Campbell and Vuolteenaho (2004)) 등 이 주식수익률을 예측하는 것으로 알려진 대표적인 거시경제 혹은 금융변수들이다. 이러한 결과들은 대부분 표본 내 회귀(In-sample regression) 추정을 통해 발견된 것들이 대부분인데, 일각에서는 표본 내 추정을 통해 예측가능성을 검정할 경우 추정치에 편차가 발생하거나 데이터 마이닝 문제가 발생할 수 있음을 지적하고 있다. Nelson and Kim (1993)과 Stambaugh (1999)는 대부분의 예측변수들이 단위근에 가까운 자기회귀계수를 갖고 있기 때문에 기울기 매개변수를 추정함에 있어 통계적인 편차(Bias)가 발생할 수 있음을 지적하였다. 또한, Foster et al. (1997)과 Ferson et al. (2003)은 기존의 문헌들이 많은 수의 예측변수들의 검증 결과를 직·간접적으로 인지하고 있음에도 불구하고 오직 통계적으로 유의성을 갖는 변수만을 반복적으로 보고함으로써 데이터 마이닝(Data mining) 문제가 발생함을 지적하였다. 특히, 이러한 데이터 마이닝 문제는 비슷하거나 중복된 표본 기간을 사용하는 표본 내 검정에서 심화되는 것으로 알려져 있다. 따라서, 이러한 문제들을 극복하기 위해 본 연구에서는 표본 외 회귀(Out-of-sample regression) 추정을 함께

살펴 봄으로써 주식수익률 예측가능성을 보다 강건하게 검정하고 부트스트랩(Bootstrap)을 이용한 재표본추출(Resampling)을 통해 임계치(Critical value)와 p-value를 계산함으로써 통계적인 편차를 감안할 수 있도록 하였다.

글로벌 주식시장에 대한 수익률 예측가능성 연구는 대표적으로 Wohar et al. (2005), Hjarmarsson (2010), Schrimpf (2010), Jordan et al. (2014), Charles et al. (2017) 등이 있다. Wohar et al. (2005)은 12개 선진국 주식시장을 대상으로 9개의 주요 거시경제변수들의 예측력을 살펴 보았으며, Hjarmarsson (2010)은 24개 선진국과 16개 개발도상국의 주식시장을 대상으로 배당가격비율, 주가순이익비율, 단기이자율, 금리 스프레드의 변수들이 예측력을 갖는지 살펴보았다. Schrimpf (2010)는 5개 주요국의 주식시장 수익률을 대상으로 9개의 금융 및 거시경제변수들의 예측력을 살펴보았으며 Jordan et al. (2014)은 14개 유럽 국가들의 주식시장 수익률 예측가능성을 살펴보았다. Charles et al. (2017)은 21개 유럽 국가들과 16개 아시아 국가들의 수익률에 대해 금융변수와 기술적인 지표(Technical indicator), 단기이자율 등이 예측력을 가지는지 살펴 보았다. 이들 연구들 가운데 한국 주식시장 수익률 예측가능성을 살펴 본 연구는 Charles et al. (2017)로 이들은 예측회귀식에서 일어나는 편차를 수정할 수 있는 추정법을 사용하여 Wild bootstrap 방법을 사용하여 예측력을 검정하였다. 물론 이들의 연구에서도 Theil's U-비율(Theil's U-ratio)을 통해 표본 외 예측력을 살펴보고는 있으나, 후술하는 바와 같이 U-비율은 예측오차의 평균제곱근오차(RMSE)의 비율만을 살펴보는 것이기 때문에 표본 외 예측력을 강건한 통계적 검정치인 MSE-F와 ENC-NEW를 통해 검정하는 본 연구와 차이가 있다고 할 수 있다. 이와 더불어, 본 연구에서는 이들이 살펴본 변수들보다 더 많은 12개의 금융변수와 거시경제변수들의 예측력을 살펴 본다는 점에서 보다 포괄적인 예측변수들의 예측력을 검정한다는 의미가 있다.

거시경제변수 혹은 금융변수와 같은 일반적으로 공개된 정보를 사용하여 한국 주식시장 수익률 예측가능성을 검정한 연구로는 김규영·김영빈 (2004), 김인무·박성근 (2009), 정정현·김수경 (2010), 정동준 (2012), 김현석·여효석 (2017) 등이 있다. 김규영·김영빈 (2004)은 배당수익률 및 이익주가비율(E/P ratio)과 같은 금융변수가 주가수익률 예측력을 갖는지 검정하였는데 금융변수의 자기상관계수에 담겨있는 정보를 활용하는 Lewellen

(2004)의 계량방법을 이용한 결과 이익주가비율이 예측력을 갖는 것을 발견하였다. 김인무·박성근 (2009)은 기존의 시계열 분석과 달리 한국 주식시장의 경제적 시간을 실현된 분산(Realized volatility)으로 추정하여 계산하는 변동성 시계로 측정하여 관측치를 추출한 변동성 시계표본을 사용하여 배당수익률, 이익주가비율, 이자율 등의 금융변수가 주식 수익률에 예측력을 가지는지 실증분석하였다. 이를 통해 이자율은 주가수익률에 예측력을 가지는 반면, 배당수익률과 이익주가비율의 금융변수는 표본 추출방법에 따라 예측력에 차이가 나타나는 것을 발견하였다. 정정현·김수경 (2010)은 배당수익률과 이익주가비율(E/P ratio)의 금융변수가 KOSPI 및 규모별·산업별 주가지수 수익률 예측가능성을 검정하였다. 이들은 특히 KOSPI 지수 수익률에 대해 금융변수가 예측력을 갖지 못하는 것을 발견하였으나 외환위기 이후 기간에서는 이익주가비율이 예측력을 가지는 것을 발견하였다. 정동준 (2012)은 금융변수들의 한국 주식수익률에 대한 장기 예측가능성을 분석하였는데 주식수익률, 배당수익률, 주가수익비율 등의 금융변수들이 장단기에 있어 예측력을 갖고 있으나 미국 주식시장에서 발견되었던 장기 수익률에 대한 예측력 증가 현상은 한국 주식시장에서 발견되지 않았으며, 과거의 실질이자율은 주식수익률 예측에 영향을 주지 못하였다. 김현석·여효석 (2017)은 배당수익률, 이익주가비율, 이자율, Yield Gap 등 금융변수들의 주가수익률 예측력을 검정하였다. 특히, 이들은 주가수익률 예측력 검정에서 일어날 수 있는 통계적 문제들을 처리할 수 있는 변동성 시계표본을 이용하였는데 그 결과 배당수익률이 주가수익률 예측력을 갖는 것을 발견한 반면, 새로운 변수인 Yield Gap의 예측력을 찾지 못하였다. 이와 같이 한국 주식시장 수익률 예측가능성에 관한 선행연구들은 주로 금융변수들의 예측력을 검정하는데 초점을 맞추고 있다.

본 연구에서는 다양한 거시경제변수들과 금융변수들을 활용하여 한국 주식시장의 수익률 예측가능성을 검정하고 표본 내 검정과 표본 외 검정을 동시에 시행함으로써 개별변수의 예측력을 보다 강건하게 검정하는데 연구 초점을 맞추고 있다.

III. 예측계량모형의 추정 및 검정 방법

일반적으로 주식수익률의 예측력 검정은 다음의 예측계량모형(Predictive regression model)을 이용하여 이루어져 왔다.

$$r_{t+1}^k = \alpha + \beta x_{i,t} + \gamma r_t + \epsilon_{t+1}^k \quad (1)$$

예측회귀식 (1)에서 r_t 는 $t-1$ 월부터 t 월까지의 초과 주식수익률(Excess stock return)을 나타내고 $r_{t+1}^k = r_{t+1} + \dots + r_{t+k}$ 은 t 월부터 $t+k$ 월까지 초과 주식수익률을 나타낸다. Fama and French (1988)와 같은 선행연구에서 주식수익률을 r_{t+1}^k 과 같이 중복시킴으로써 장기 수익률(Long-horizon return)을 예측할 때 예측변수들의 예측력이 더 증가함을 보였다. 따라서, 본 연구에서는 1개월, 3개월, 1년과 2년의 장기수익률을 예측하는 경우를 모두 살펴보았다. $x_{i,t}$ 는 거시경제변수와 금융변수들로 구성된 K 개의 잠재적인 예측변수들(Potential predictors) 가운데 i -번째 변수를 나타내고, ϵ_{t+1}^k 은 예측회귀식의 잔차항을 나타낸다. 보통 주식수익률의 예측가능성은 예측변수의 기울기를 나타내는 β 의 추정치인 $\hat{\beta}$ 이 통계적 유의성을 갖는지를 살펴보는 것으로 검정될 수 있다. ($H_0: \beta = 0$ v.s. $H_A: \beta \neq 0$) Lettau and Ludvigson (2001)과 같은 선행연구들에서 전월 주식수익률을 예측회귀식의 통제변수로 사용하였던 점을 감안하여 예측변수의 예측력을 검증하는 통제변수로 전월 주식수익률인 r_t 도 포함한다.

1. 표본 내 예측가능성 검정(In-sample predictability)

예측회귀식 (1)에서 잠재적인 예측변수 x_t 의 예측력은 통상적인 선형회귀분석의 최소자승추정법(OLS)으로 구한 $\hat{\beta}$ 의 t-검정치(t-statistic)와 결정계수(R-square)를 통해 검정할 수 있다. 그러나, 주가와 관련이 깊은 금융변수들의 경우 예측회귀식 (1)의 과거 잔차항과 상관성(Correlation)이 높은 경우가 많으며, 이 때 $\hat{\beta}$ 의 추정치에 소표본 편차가 발생하기 쉽다(Nelson and Kim (1993); Stambaugh (1999)). 또한, 장기수익률($k > 1$) 예측 시 중복된 수익률 관측치를 사용하기 때문에 잔차항에 자기상관성(Serial correlation)이 높

아지며 t-검정치에 쓰이는 일반적인 표준편차 추정치는 실제 표준편차를 과소추정하는 오류에 빠지기 쉽다. 따라서 본 연구에서는 Newey and West (1987)에 제안된 이분산성과 자기상관성을 감안한 HAC(Heteroskedasticity and Autocorrelation Consistent) 공분산 추정방법을 사용한다.¹⁾ 하지만, 여전히 소표본 편차와 자기상관성에 의해 유의수준 왜곡(Size distortion) 현상이 일어날 수 있기 때문에 후술할 부트스트랩 절차(Bootstrap procedure)에 따른 재표본추출로 구한 임계치와 p-value를 통계적 추론(Statistical inference)에 사용한다.

2. 표본 외 예측가능성 검정(Out-of-sample predictability)

가. 주식수익률 예측치 및 예측오차 추정

본 연구에서는 표본 내 검정뿐만 아니라 표본 외 검정도 함께 실행한다. 표본 외 검정을 위해서 먼저 표본 전체 기간을 둘로 나눈다. 표본 전체 기간을 T , 첫 번째 기간을 R 이라고 할 때, 나머지 기간을 $P = T - R$ 이라고 하자. 이 때, 첫 번째 표본 외 예측치는 다음과 같이 구할 수 있다. 먼저, R 까지의 첫 번째 구간표본을 사용하여 예측회귀식 (1)의 매개변수 α , β 와 γ 를 OLS로 추정한다. 이들 OLS 추정치를 각각 $\hat{\alpha}_{1,R}$, $\hat{\beta}_{1,R}$, $\hat{\gamma}_{1,R}$ 이라고 하자. 이들 추정치와 함께 x_R 과 r_R 을 회귀식 (1)에 대입하여 다음기 주식수익률 예측치인 $\hat{r}_{1,R+1}^k = \hat{\alpha}_{1,R} + \hat{\beta}_{1,R}x_{1,R} + \hat{\gamma}_{1,R}r_R$ 과 예측오차 $\hat{\epsilon}_{1,R+1}^k = r_{R+1}^k - \hat{r}_{1,R+1}^k$ 을 추정할 수 있다. 이 예측오차는 대립가설(Alternative hypothesis)하에서 추정한 예측오차이다. 귀무가설(Null hypothesis)하에서도 예측변수의 예측력을 측정하는 매개변수인 $\beta = 0$ 으로 설정해 놓고 비슷한 절차를 통해 귀무가설하에서의 다음기 주식수익률 예측치 $\hat{r}_{0,R+1}^k = \hat{\alpha}_{0,R} + \hat{\gamma}_{0,R}r_R$ 와 예측오차 $\hat{\epsilon}_{0,R+1}^k = r_{R+1}^k - \hat{r}_{0,R+1}^k$ 을 추정할 수 있다.

두 번째 표본 외 예측치는 첫 번째 표본기간을 $R+1$ 로 늘린 후에 위의 과정을 반복함으로써 구할 수 있다. 귀무가설과 대립가설 하에서 먼저 매개변수들을 표본 내 OLS 추정법으로 추정한 후 x_{R+1} 과 r_{R+1} 을 이용하여 주식수익률 예측치 $\hat{r}_{1,R+2}^k$ 과 $\hat{r}_{0,R+2}^k$, 예측

1) 이 HAC 공분산 추정방법에 쓰인 커널(Kernel)은 Bartlett kernel을 사용하였으며, 커널의 시차를 결정하기 위해서 장기수익률 기간인 k 에 1.5배를 곱한 숫자에서 가장 가까운 정수를 사용한다.

오차 $\hat{\epsilon}_{1,R+2}^k$ 과 $\hat{\epsilon}_{0,R+2}^k$ 을 구할 수 있다. 이와 같은 과정을 전체 표본 마지막 관측치까지 반복함으로써 $T-R-k+1$ 개의 예측오차 집합인 $\{\hat{\epsilon}_{1,t+1}^k\}_{t=R}^{T-k}$ 와 $\{\hat{\epsilon}_{0,t+1}^k\}_{t=R}^{T-k}$ 을 구할 수 있다.

나. 표본 외 검증

표본 외 예측가능성 검정은 각각 귀무가설과 대립가설하에서 추정된 예측오차를 비교함으로써 시행될 수 있다. 귀무가설하에서 미래수익률 추정은 $\beta = 0$ 의 설정을 통해 주가수익률 1차 시차만을 이용한 AR(1) 모형을 사용하여 추정된 것이며, 만약 예측변수를 사용한 미래수익률 추정치가 더 우월하다면 대립가설하에서 추정된 예측오차가 귀무가설하에서 추정된 예측오차보다 유의하게 더 작을 것이다. 이를 간단하게 비교하기 위해서 Theil's U-비율을 살펴볼 수 있는데, 이 비율은 대립가설 예측오차의 RMSE(Root-mean-squared error: 평균제곱근 오차)를 귀무가설 예측오차의 RMSE로 나눈 값이다. 만약 대립가설 예측오차가 더 작다면 $U < 1$ 일 것이다.

본 연구에서는 이들 예측오차를 통계적으로 정확히 비교하기 위해 McCracken (2007)이 제안한 MSE-F 검정치와 Clark and McCracken (2001)이 제안한 ENC-NEW 검정치를 산출한다. McCracken (2007)은 Diebold and Mariano (1995)와 West (1996)가 예측력 검정을 위해 손실 차이(Loss differential)에 기반하여 제안한 검정치를 개량한 검정법이다. 미래 주식수익률 예측오차의 손실차이를 $\hat{d}_{t+1}^k = (\hat{\epsilon}_{0,t+1}^k)^2 - (\hat{\epsilon}_{1,t+1}^k)^2$ 라고 하면, 귀무가설 및 대립가설하의 예측오차의 평균제곱오차는 각각 다음과 같다.

$$MSE_i = (T-R-k+1)^{-1} \sum_{t=R}^{T-k} (\hat{\epsilon}_{i,t+1}^k)^2, i = 0, 1 \quad (2)$$

이 때, $\bar{d} = MSE_0 - MSE_1$ 로 설정하면 MSE-F 검정치는 다음과 같다.

$$MSE-F = (T-R-k+1) \times \bar{d} / MSE_1 \quad (3)$$

MSE-F 검정치는 월별 주가수익률($k=1$) 예측력 검정과 같은 내포모형(Nested

model)의 예측치를 비교할 때 중심축량(Pivotal)을 갖게 되지만 브라운 운동(Brownian motion)을 이용한 확률적분(Stochastic integral)의 함수로 이루어진 비표준 극한분포(Non-standard limiting distribution)를 갖는다.²⁾ 특히 본 연구와 같이 장기수익률($k > 1$) 예측력을 검정하는 경우 Clark and McCracken (2002)는 MSE-F 검정치가 중심축량을 갖지 않는(Non-pivotal) 비표준 극한분포를 갖게 된다는 점을 보였다. 따라서, 이들은 부트스트랩에 기반한 임계치를 사용하도록 제안하고 있으며 본 연구에서는 후술할 부트스트랩 절차를 통해 MSE-F 검정치에 대한 통계적 추론을 이끌어 낸다.

ENC-NEW 검정치는 포괄적 예측(Forecast encompassing) 개념을 기반으로 예측력을 평가하기 위해 제안되었다. 귀무가설과 대립가설 하의 예측치를 최적으로 조합하여 포괄적 예측치를 구성한다고 할 때, 예측변수를 포함한 대립가설 예측치가 유용한 정보를 제공하지 않는다면 대립가설 예측치에 대한 포괄적 예측치의 가중치가 0에 가까울 것이다. 따라서, Clark and MacCracken (2001)은 다음과 같은 검정치를 제안하였다.

$$ENC-NEW = (T - R - k + 1) \times \bar{c} / MSE_1 \quad (4)$$

여기서 $\bar{c} = (T - R - k + 1)^{-1} \sum_{t=R}^{T-k} \hat{c}_{t+1}^k$ 이고 $\hat{c}_{t+1}^k = \hat{\epsilon}_{0,t+1}^k (\hat{\epsilon}_{0,t+1}^k - \hat{\epsilon}_{1,t+1}^k)$ 이다.

이 ENC-NEW 검정치의 극한분포도 MSE-F 검정치의 극한분포와 유사한 성격을 갖는다. 다시 말해, 비표준 극한분포를 갖고 있으며 장기수익률에 대해서는 중심축량을 갖지 않는다. 따라서, ENC-NEW 검정치의 임계치 또한 부트스트랩 절차를 통해 얻어진 값을 사용한다. Clark and MacCracken (2001, 2002)에 따르면 MSE-F 검정치와 ENC-NEW 검정치는 주식수익률 예측치를 비교하는 경우와 같이 내포모형 예측치를 검정할 때 이전에 제안된 검정치들에 비해 유의수준 왜곡현상을 최소화하면서 더 강력한 검정력을 갖는 것으로 나타났다.

2) 주식수익률 예측치를 비교할 때 귀무가설하의 모형과 대립가설하의 모형이 독립된 다른 모형이 아니라 $\beta = 0$ 이라는 제약식을 부과함으로써 귀무가설이 성립하기 때문에 내포모형이 된다.

3. 부트스트랩 절차(Bootstrap procedure)

본 연구에서는 표본 내 예측가능성과 표본 외 예측가능성 검정을 위해 부트스트랩을 통한 재표본추출을 통해 임계치와 p-value를 산출하고 통계적 추론을 실행한다. 부트스트랩 절차는 Nelson and Kim (1995)과 Killian (1997)과 유사하게 예측변수가 예측력을 갖지 못한다는 귀무가설하에서 예측변수에 AR(p) 구조를 부여하는 다음의 자료형성과정(Data-generating process)을 통해 자료가 만들어졌다고 가정한다.³⁾

$$r_t = \alpha + \gamma r_{t-1} + \epsilon_{1,t} \quad (5)$$

$$x_t = a + \rho_1 r_{t-1} + \dots + \rho_p r_{t-p} + \epsilon_{2,t} \quad (6)$$

여기서 잔차항 벡터 $\epsilon_t = (\epsilon_{1,t}, \epsilon_{2,t})'$ 는 공분산 매트릭스 Σ 를 갖고 독립적이며 같은 분포를 따른다(i.i.d.). 부트스트랩은 먼저 회귀식 (5)와 (6)을 OLS로 추정하고 표본 잔차항 벡터 $\{\hat{\epsilon}_t\}_{t=p+1}^T$ 를 추정하는 것으로써 시작된다.⁴⁾ 부트스트랩을 위한 유사잔차(Pseudo-disturbance)를 생성하기 위해 OLS 표본 잔차항 $\{\hat{\epsilon}_t\}_{t=p+1}^T$ 으로부터 $T+100$ 개의 잔차를 무작위 복원추출(Random drawing with replacement)하여 유사잔차 벡터 $\{\hat{\epsilon}_t^*\}_{t=1}^{T+100}$ 를 생성해낸다. 특히, 원본자료의 동시적 상관성을 보존하기 위해 잔차항 벡터 $\hat{\epsilon}_t = (\hat{\epsilon}_{1,t}, \hat{\epsilon}_{2,t})'$ 를 한꺼번에 추출한다. 이렇게 추출한 잔차항과 회귀식 (5)와 (6)의 매개변수 추정치들을 이용하여 주식수익률과 예측변수의 유사표본 $\{\hat{r}_t^*, \hat{x}_t^*\}_{t=1}^{T+100}$ 를 생성해낼 수 있다. 이 때, 초기표본인 r_1 과 (x_1, x_2, \dots, x_p) 를 0으로 설정하는 대신 생성된 유사표본 가운데 첫 번째 100개의 추정치를 제거함으로써 초기값 설정의 영향을 최소화한다. 이렇게 생성된 유사표본을 이용하여 표본 내 회귀식 (1)의 β 에 대한 t-검정치를 추정하고 표본 외 회귀식의 검정치 (3)과 (4)를 추정한다. 이 과정을 5,000번 반복함으로써 표본 내 t-검정치와 MSE-F, ENC-NEW 검정치의 실증적 분포

3) 본 연구에서 채택한 부트스트랩 절차 이외에도 Block bootstrap과 같은 다양한 다른 부트스트랩 절차를 채택할 수 있으며, 다양한 부트스트랩 절차 채택에 따른 실증분석 결과 비교는 향후 연구과제로 남긴다.

4) 예측변수의 자기상관회귀치사 p는 AIC를 이용하여 정해진다.

(Empirical distribution)를 구하고 p-값을 구할 수 있다.⁵⁾

IV. 주식수익률 예측가능성에 관한 실증분석 결과

1. 자료

본 연구에서는 월별 주가수익률과 이를 누적시킨 장기수익률의 예측가능성을 검정하기 때문에 예측변수로 사용하는 금융변수들과 거시경제변수들도 월별 자료를 이용한다. 코스피(KOSPI) 수익률과 배당수익률(Dividend yield), 배당가격비율(Dividend-price ratio), 주가이익비율(Earnings-price ratio), 주가순자산비율(Book-to-market ratio), 주가변동성(Stock variance)에 관한 자료는 데이터가이드에서 제공된 자료를 이용하였으며 단기이자율, 장기이자율, 채무불이행 수익률 스프레드(Default yield spread), 금리 스프레드(Term spread), 신용 스프레드(Credit spread), 소비자물가지수, 산업생산지수 등의 자료들은 한국은행 경제통계시스템을 사용하였다.

본 연구의 실증분석 기간은 모든 자료의 월별 자료가 수집 가능한 2000년 10월 31일부터 2017년 12월 31일까지의 기간이며 예측변수로 사용된 금융 및 거시경제 변수들은 다음과 같다.

1. 단기이자율(Short-term interest rate)
2. 장기이자율(Long-term interest rate)
3. 채무불이행 수익률 스프레드(Default yield spread)
4. 금리 스프레드(Term spread)
5. 신용 스프레드(Credit spread)
6. 인플레이션(Inflation)
7. 산업생산지수 성장률(Industrial production growth)

5) 각 검정치에 대한 p-값은 원본자료로부터 추정된 검정치보다 큰 부트스트랩 추정치들의 비율로 구해질 수 있다.

8. 배당가격비율(Dividend-price ratio)
9. 배당수익률(Dividend yield)
10. 주가이익비율(Earnings-price ratio)
11. 주가순자산비율(Book-to-market ratio)
12. 주가변동성(Stock variance)

〈Table 1〉은 초과 주식수익률과 금융변수 및 거시경제변수들의 평균과 표준편차를 보여주고 있다. 주가이익비율, 주가순자산비율, 주가변동성 변수를 제외한 모든 변수들의 값은 퍼센트로 표현되었다.

〈Table 1〉 Summary Statistics for Monthly Data

Variables	Mean	Standard Deviation
Excess stock return	-2.537	6.451
Short-term interest rate	3.508	1.355
Long-term interest rate	4.086	1.487
Default yield spread	4.793	1.270
Term spread	0.579	0.680
Credit spread	0.504	0.548
Inflation	0.205	0.357
Industrial production growth	0.325	2.211
Dividend-price ratio	1.588	0.411
Dividend yield	1.604	0.413
Earnings-price ratio	0.066	0.038
Book-to-market ratio	0.921	0.152
Stock variance	0.004	0.006

초과 주식수익률은 코스피 수익률과 무위험이자율인 단기이자율의 차이로 측정되며, 배당수익률과 배당가격비율은 전년도 배당금 총액을 전월말 및 해당월말 시가총액으로 나눈 비율을 사용하였다. 주가이익비율은 전년도 당기순이익을 해당월말 시가총액으로 나눈 비율을 사용하였으며 주가순자산비율은 자본금을 제외한 총자본을 해당월말 시가총액으로 나눈 비율을 사용하였다. 주가변동성은 코스피 지수의 매월 제곱일별수익률(Squared

daily returns)의 합으로 측정된다. 단기이자율은 무위험 이자율의 대용치로 사용되는 91일물 CD금리를 사용하였으며 장기이자율은 5년물 국고채금리를 사용하였다. 채무불이행 수익률 스프레드는 3년 만기 AA- 회사채 수익률과 BBB- 회사채 수익률의 차이로, 금리 스프레드는 장·단기 이자율의 차이로, 신용 스프레드는 AA- 회사채 수익률과 장기이자율의 차이로 측정하였다. 인플레이션과 산업생산지수 성장률은 소비자물가 총지수와 산업생산지수 성장률로 측정된다.

2. 표본 내 예측가능성 검정결과(In-sample predictability)

먼저 본 연구에서는 예측회귀식 (1)을 이용하여 표본 내 회귀분석을 통해 한국 주식시장 수익률 예측가능성을 검정하였다. <Table 2>와 <Table 3>은 표본 내 예측가능성 검정 결과를 보여주고 있다. 먼저 선행연구 결과들과 비슷하게 예측회귀식의 적합도(Goodness of fit)를 나타내는 R^2 값과 예측변수의 예측력을 나타내는 $\hat{\beta}$ 의 t-검정치는 수익률이 장기로 갈수록 더 증가하는 경향을 나타내고 있다. 이는 수익률의 전체 변동성 가운데 예측가능성의 근간이 되는 기대 수익률의 변동성이 장기로 갈수록 더 증가하기 때문이라고 할 수 있다(Fama and French (1988)). 만약 부트스트랩이 아닌 전통적인 t-검정치의 임계치를 적용하면 단기이자율과 장기이자율, 채무불이행 수익률 스프레드 변수는 모든 기간에 걸쳐 유의한 결과를 나타내고 있다고 판단할 수 있다. 그러나, 부트스트랩을 이용한 표본재추출을 통해 산출한 p-value를 살펴보면 단기이자율과 장기이자율은 모두 유의한 예측력을 갖지 못한 것으로 나타난다. 그리고 선행연구 결과들과 달리 오히려 비교적 단기인 1개월 수익률과 3개월 수익률을 예측할 수 있는 예측변수들이 더 많은 것으로 나타났다. 채무불이행 수익률 스프레드와 주가순자산비율의 경우 1개월 수익률과 3개월 수익률에 대해 귀무가설을 유의수준 5%하에서 기각하는 것으로 나타났다. 특히, 주가순자산비율은 12개월 수익률에 대해서도 귀무가설을 유의수준 10%하에서 기각하는 것으로 나타났다. 이외에도 배당가격비율과 배당수익률은 3개월 수익률에 대해 유의수준 5%하에서 귀무가설을 기각하며, 주가이익비율은 장기수익률인 24개월 수익률에 대해 유의수준 5%하에서 귀무가설을 기각하는 것으로 나타났다.

따라서, 표본 내 예측가능성 검증 결과 비교적 단기수익률인 월별 수익률이나 3개월 수익률에 대해서는 채무불이행 수익률 스프레드, 주가순자산비율, 배당가격비율과 배당수익률이 예측력을 갖는 것으로 나타났으며, 장기수익률인 24개월 수익률에 대해서는 주가이익비율이 예측력을 갖는 것으로 나타났다.

〈Table 2〉 In-sample Predictability Test Results (1)

This table presents the in-sample regression results for Eq. (1). $\hat{\beta}$ and the t-statistic is the slope coefficient estimate and the t-statistic for the given predictive variable. R^2 is the goodness-of-fit measure for Eq. (1). The p-value is obtained through the bootstrap procedure. Bold entries indicate significance at the 5% level.

Horizon	1	3	12	24
A. Short-term interest rate				
$\hat{\beta}$	-1.561	-4.433	-13.127	-21.637
t-statistic	-3.479	-3.573	-4.276	-4.416
[p-value]	[1.000]	[0.998]	[0.993]	[0.984]
R^2	0.064	0.154	0.237	0.356
B. Long-term interest rates				
$\hat{\beta}$	-1.112	-3.634	-12.900	-21.752
t-statistic	-2.521	-2.909	-3.718	-4.895
[p-value]	[0.991]	[0.987]	[0.980]	[0.981]
R^2	0.038	0.118	0.248	0.366
C. Default yield spread				
$\hat{\beta}$	1.102	2.955	9.801	11.903
t-statistic	2.480	2.301	2.586	2.361
[p-value]	[0.009]	[0.031]	[0.061]	[0.119]
R^2	0.037	0.086	0.148	0.137
D. Term spread				
$\hat{\beta}$	0.497	0.315	-3.630	-3.843
t-statistic	1.112	0.215	-0.609	-0.584
[p-value]	[0.116]	[0.379]	[0.618]	[0.587]
R^2	0.014	0.026	0.022	0.017
E. Credit spread				
$\hat{\beta}$	-0.085	1.038	4.890	7.014

t-statistic	-0.191	0.773	1.607	1.211
[p-value]	[0.602]	[0.280]	[0.138]	[0.246]
R^2	0.008	0.033	0.041	0.057
F. Inflation				
$\hat{\beta}$	-0.638	-1.443	-3.406	-3.590
t-statistic	-1.457	-1.494	-1.810	-1.555
[p-value]	[0.925]	[0.923]	[0.958]	[0.883]
R^2	0.018	0.040	0.019	0.015

〈Table 3〉 In-sample Predictability Test Results (2)

This table presents the in-sample regression results for Eq. (1). $\hat{\beta}$ and the t-statistic is the slope coefficient estimate and the t-statistic for the given predictive variable. R^2 is the goodness-of-fit measure for Eq. (1). The p-value is obtained through the bootstrap procedure. Bold entries indicate significance at the 5% level.

Horizon	1	3	12	24
G. Industrial Production Growth				
$\hat{\beta}$	0.514	0.273	-2.593	-2.539
t-statistic	1.164	0.344	-1.597	-1.739
[p-value]	[0.134]	[0.368]	[0.913]	[0.914]
R^2	0.015	0.025	0.011	0.008
H. Dividend-price ratio				
$\hat{\beta}$	0.652	2.410	6.493	2.470
t-statistic	1.455	2.466	1.961	0.359
[p-value]	[0.127]	[0.044]	[0.175]	[0.588]
R^2	0.018		0.069	0.008
I. Dividend yield				
$\hat{\beta}$	0.562	1.970	5.353	1.292
t-statistic	1.282	2.068	1.714	0.191
[p-value]	[0.112]	[0.048]	[0.113]	[0.461]
R^2	0.016	0.053	0.049	0.003
J. Earnings-price ratio				
$\hat{\beta}$	0.323	0.924	7.264	12.848
t-statistic	0.733	0.617	2.383	3.489
[p-value]	[0.253]	[0.331]	[0.064]	[0.040]
R^2	0.011	0.031	0.091	0.192
K. Book-to-market ratio				

$\hat{\beta}$	1.405	4.501	11.874	9.606
t-statistic	3.216	3.391	2.934	1.243
[p-value]	[0.001]	[0.009]	[0.075]	[0.392]
R^2	0.056	0.169	0.232	0.098
L. Stock variance				
$\hat{\beta}$	0.241	1.161	-0.718	0.194
t-statistic	0.506	0.905	-0.127	0.022
[p-value]	[0.327]	[0.250]	[0.581]	[0.564]
R^2	0.009	0.033	0.001	0.001

3. 표본 외 예측가능성 검정결과(Out-of-sample predictability)

전체 표본기간 수는 207개이며 본 연구에서는 표본 외 예측가능성 검정을 위한 첫 번째 기간 $R = 120$ 으로 설정한다.⁶⁾ <Table 4>와 <Table 5>는 한국 주식시장 수익률 예측가능성에 대한 표본 외 검정결과를 나타내고 있다. 장·단기 수익률에 대해 가장 예측력을 많이 갖는 변수들은 주가순자산비율과 인플레이션이다. 이 두 변수들은 각각 1개월, 3개월, 12개월 혹은 24개월 수익률에 대해 MSE-F 검정치와 ENC-NEW 검정치 모두 유의수준 5% 이내에서 귀무가설을 기각하고 있다. 특히 주가순자산비율의 경우 대립가설과 귀무가설하의 Theil's U-비율이 모든 기간의 수익률에 대해 1보다 작은 값을 갖고 있으며, 24개월 수익률에 대해서도 MSE-F 검정치의 경우 유의수준 10% 이내에서는 귀무가설을 기각하고 있다.

산업생산지수 성장률은 장기수익률인 24개월 수익률에 대해 Theil's U-비율이 1보다 작고 MSE-F 검정치가 유의수준 5% 이내에서 유의한 결과를 나타내고 있다. ENC-NEW 검정치는 유의수준 5% 이내에서 유의하지는 않지만 유의수준을 10%로 높일 경우 유의해지기 때문에 장기수익률에 대해 예측력을 갖고 있다고 판단할 수 있다.

금융변수인 단기이자율과 장기이자율은 ENC-NEW 검정치에 대해 모든 기간 수익률에 대한 귀무가설을 유의수준 5% 이내에서 기각하고 있다. 그러나, 대부분의 경우 Theil's U-비율이 1을 초과하고 있고 MSE-F 검정치가 모두 유의하지 않다. 채무불이행 수익률 스프레드 또한 단기인 1개월 수익률과 3개월 수익률에 대해 ENC-NEW 검정치가 유의수준

6) 첫 번째 표본기간인 R 을 110 혹은 130으로 설정해도 실증분석 결과의 유의성은 달라지지 않는다.

5% 이내에서 유의하지만 Theil's U-비율이 1을 초과하고 MSE-F 검정치가 유의하지 않기 때문에 추가수익률 예측력이 높다고 판단하기 어렵다.

따라서, 표본 외 예측가능성 검정결과 추가순자산비율과 인플레이션이 장·단기에 걸쳐 추가수익률에 대한 예측력을 갖고 있다고 판단되며, 특히 추가순자산비율은 모든 검정치에 대해 가장 유의한 표본 외 검정결과를 나타내고 있다.

〈Table 4〉 Out-of-sample Predictability Test Results (1)

This table presents the out-of-sample regression results for Eq. (1). U ratio is the ratio of the RMSE for the out-of-sample forecasts for the unrestricted model to the RMSE for the restricted model. MSE-F and ENC-NEW are the out-of-sample statistics given in Eqs. (3) and (4). Bold entries indicate significance at the 5% level.

Horizon	1	3	12	24
A. Short-term interest rate				
U ratio	1.042	1.087	0.950	0.899
MSE-F	-6.911	-13.025	8.257	15.153
[p-value]	[0.995]	[0.979]	[0.110]	[0.113]
ENC-NEW	12.622	31.854	60.230	66.460
[p-value]	[0.000]	[0.000]	[0.004]	[0.015]
B. Long-term interest rates				
U ratio	1.043	1.285	1.538	1.337
MSE-F	-7.050	-33.530	-43.876	-28.207
[p-value]	[0.995]	[1.000]	[0.992]	[0.881]
ENC-NEW	8.266	17.044	27.246	43.703
[p-value]	[0.000]	[0.002]	[0.029]	[0.031]
C. Default yield spread				
U ratio	1.011	1.021	1.210	1.061
MSE-F	-1.967	-3.392	-24.124	-7.095
[p-value]	[0.825]	[0.644]	[0.873]	[0.506]
ENC-NEW	4.981	11.846	9.906	13.490
[p-value]	[0.004]	[0.008]	[0.122]	[0.164]
D. Term spread				
U ratio	1.029	1.016	0.948	0.983
MSE-F	-4.790	-2.584	80520	2.186
[p-value]	[0.986]	[0.686]	[0.088]	[0.235]
ENC-NEW	-1.173	-0.719	4.738	1.538
[p-value]	[0.967]	[0.665]	[0.157]	[0.314]
E. Credit spread				
U ratio	1.001	1.047	1.154	1.272
MSE-F	-0.114	-7.484	-18.971	-24.417
[p-value]	[0.268]	[0.942]	[0.944]	[0.941]

ENC-NEW	-0.056	-3.068	-7.185	-10.193
[p-value]	[0.405]	[0.972]	[0.970]	[0.987]
F. Inflation				
U ratio	0.986	1.038	0.960	0.976
MSE-F	2.491	-6.119	6.382	3.139
[p-value]	[0.022]	[0.991]	[0.001]	[0.015]
ENC-NEW	2.472	-0.718	4.116	1.670
[p-value]	[0.016]	[0.878]	[0.003]	[0.041]

〈Table 5〉 Out-of-sample Predictability Test Results (2)

This table presents the out-of-sample regression results for Eq. (1). U ratio is the ratio of the RMSE for the out-of-sample forecasts for the unrestricted model to the RMSE for the restricted model. MSE-F and ENC-NEW are the out-of-sample statistics given in Eqs. (3) and (4). Bold entries indicate significance at the 5% level.

Horizon	1	3	12	24
G. Industrial Production Growth				
U ratio	1.016	1.015	0.996	0.988
MSE-F	-2.655	-2.482	0.649	1.581
[p-value]	[0.948]	[0.928]	[0.130]	[0.042]
ENC-NEW	-0.485	-1.015	1.021	0.937
[p-value]	[0.844]	[0.958]	[0.076]	[0.075]
H. Dividend-price ratio				
U ratio	1.052	1.216	1.502	1.583
MSE-F	-8.451	-27.475	-42.298	-38.450
[p-value]	[0.998]	[1.000]	[0.997]	[0.983]
ENC-NEW	-1.248	-2.725	-3.620	-9.328
[p-value]	[0.967]	[0.942]	[0.818]	[0.963]
I. Dividend yield				
U ratio	1.050	1.185	1.462	1.536
MSE-F	-8.069	-24.502	-40.466	-36.877
[p-value]	[0.999]	[1.000]	[0.993]	[0.977]
ENC-NEW	-1.315	-2.802	-3.705	-8.818
[p-value]	[0.978]	[0.962]	[0.833]	[0.961]
J. Earnings-price ratio				
U ratio	1.000	0.998	1.039	1.050
MSE-F	-0.002	0.331	-5.572	-5.967
[p-value]	[0.232]	[0.213]	[0.635]	[0.627]
ENC-NEW	0.044	0.296	-0.952	-0.528
[p-value]	[0.340]	[0.313]	[0.556]	[0.528]

K. Book-to-market ratio				
U ratio	0.956	0.879	0.663	0.884
MSE-F	8.193	24.950	96.923	17.864
[p-value]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.057]
ENC-NEW	6.179	21.574	65.283	10.011
[p-value]	[0.000]	[0.000]	[0.000]	[0.110]
L. Stock variance				
U ratio	1.012	1.063	1.021	1.079
MSE-F	-1.972	-9.757	-3.111	-9.061
[p-value]	[0.865]	[0.979]	[0.672]	[0.866]
ENC-NEW	-0.755	-3.547	-1.372	-4.054
[p-value]	[0.907]	[0.993]	[0.777]	[0.938]

V. 결론

본 연구에서는 12개의 주요 금융변수와 거시경제변수들을 이용하여 한국 주식시장(KOSPI)의 수익률 예측가능성을 검정하였다. 월별 자료를 바탕으로 1개월, 3개월, 12개월과 24개월의 기간 수익률을 예측하는 상황을 상정하여 각 변수들의 장·단기 주식수익률 예측력을 검정하였다. 특히, 선행연구에서 많이 살펴보았던 표본 내 예측가능성 검정에 있어서 일어날 수 있는 문제인 소표본 편차와 자기상관성 문제를 최소화하기 위해 부트스트랩을 통한 재표본추출을 통해 임계치와 p-value를 구하여 통계적 추론을 시행하였으며, 최근에 제안된 통계 검정기법인 MSE-F 검정치와 ENC-NEW 검정치를 사용하여 표본 외 예측가능성을 보다 강건하게 검정하였다.

표본 내 예측가능성 검정 결과 단기수익률에 대해서 채무불이행 수익률 스프레드와 주가순자산비율, 배당가격비율, 배당수익률이 유의한 주가수익률 예측력을 갖는 것으로 나타났다. 장기수익률에 대해서 주가이익비율이 예측력을 갖는 것으로 나타났다. 표본 외 예측가능성 검정 결과 주가순자산비율과 인플레이션이 장·단기 주식수익률 모두에 대해 예측력을 갖고 있는 것으로 나타났다. 특히, 주가순자산비율 변수는 표본 내 예측력과 표본 외 예측력을 모두 갖고 있는 것으로 나타났으며 표본 외 예측력을 검정하는 모든 검정치에 대해 가장 유의한 결과를 보였다는 점에서 예측변수로서 가장 일관성 있는 특성을 보이고 있다고 판단된다.

한국 주식시장 수익률 예측가능성에 관한 문헌에서 본 연구의 기여점은 다양한 금융변수와 거시경제변수들의 예측력을 함께 살펴보았다는 점이다. 그러나, 이렇게 여러 가지 변수들을 동시에 고려할 때 Foster et al. (1997)과 Ferson et al. (2003)이 지적하였듯이 통계적 추론 결과에 데이터 마이닝 문제가 발생할 여지가 있다. 데이터 마이닝 문제는 많은 수의 예측변수들의 검증 결과를 살펴볼 때 오직 통계적으로 유의성을 갖는 변수만을 반복적으로 보고함으로써 발생하는데, 특히 비슷하거나 중복된 표본기간을 사용하는 표본 내 검정에서 심화되는 것으로 알려져 있다. 본 연구에서는 내포모형에 사용될 수 있는 표본 외 검정기법을 함께 적용함으로써 이 문제를 최소화하기 위해 노력하였으나, 데이터 마이닝 문제를 직접적으로 해결할 수 있는 통계적 기법을 적용하지 못했다는 점에서 연구결과 해석에 주의할 필요가 있다. 데이터 마이닝 문제를 직접 해결할 수 있는 통계기법으로는 Foster et al. (1997)에서 살펴보았듯이 Maximum statistics를 이용할 수 있으며, 이에 대한 연구는 향후의 연구과제로 남긴다.

참고문헌

- 김규영·김영빈 (2004), “한국 주식시장에서 수익률의 예측에 관한 연구”, **산업경제연구**, 제17권 4호, pp. 1255-1271.
- (Translated in English) Kim, K., and Y., Kim (2004). “Testing the Predictability of Stock Return in the Korean Stock Market”, *Journal of Industrial Economics and Business*, 17(4): 1255-1271.
- 김인무·박성근 (2009), “주식수익률의 예측 가능성과 변동성 시계 표본”, **경제학연구**, 제57집 제3호, pp. 195-221.
- (Translated in English) Kim, I., and S., Park (2009). “The Predictability of Korean Stock Returns and Volatility Clock Samples”, *Korean Economic Review*, 57(3):195-221.
- 김현석·여효성 (2017), “금융변수의 주가수익률 예측력 검증”, **금융연구**, 제31권 제1호, pp. 39-73.
- (Translated in English) Kim, H., and H., Yeo (2017). “An Empirical Test of Stock Return Predictability in Korean Stock Market”, *Journal of Money and Finance*, 31(1):39-73.
- 정동준 (2012), “한국 주식수익률의 장기 예측가능성과 분산분해분석에 관한 실증 연구”, **금융연구**, 제26권 제4호, pp. 61-91.
- (Translated in English) Jeong, D. (2012). “Empirical Study on the Long-run Predictability and the Variance Decomposition of Korean Stock Returns”, *Journal of Money and Finance*, 26(4):61-91.
- 정정현·김수경 (2010), “배당수익률과 E/P 비율의 주식수익률 예측가능성에 관한 연구”, **금융공학연구**, 제9권 제3호, pp. 61-87.
- (Translated in English) Chung, C., and S., Kim (2010). “An Investigation on the Stock Return Predictability of Dividend Yield and Earnings-Price Ratio”, *Study on Financial Engineering*, 9(3):61-87.

- Breen, W., L., Glosten and R., Jagannathan (1989). "Economic significance of predictable variation in stock index returns", *Journal of Finance*, 44:1177-1189.
- Campbell, J. (1987). "Stock returns and the term structure", *Journal of Financial Economics*, 18:373-399.
- Campbell, J., and J., Cochrane (1999). "By force of habit: a consumption-based explanation of aggregate stock market behavior", *Journal of Political Economy*, 107:205-251.
- Campbell, J., and R., Shiller (1988a). "The dividend-price ratio and expectations of future dividends and discount factors", *Review of Financial Studies*, 1:195-228.
- _____ (1988b). "Stock prices, earnings, and expected dividends", *Journal of Finance*, 43:661-676.
- _____ (1998). "Valuation ratios and the long-run stock market outlook", *Journal of Portfolio Management*, 24:11-26.
- Campbell, J., and T., Vuolteenaho (2004). "Inflation illusion and stock prices", *American Economics Review*, 94:19-23.
- Clark, T., and M., McCracken (2001). "Tests of equal forecast accuracy and encompassing for nested models", *Journal of Econometrics*, 105:85-110.
- _____ (2002). "Evaluating long-horizon forecasts", *FRB of Kansas City Research Working Paper*, No.01-14:1-35.
- Charles, A., O., Darné and J., Kim (2017). "International stock return predictability: Evidence from new statistical tests", *International Review of Financial Analysis*, 54:97-113.
- Cochrane, J. (2007). *Financial markets and the real economy*, In: Mehra, R. (Ed.) *Handbook of the Equity Premium*, Elsevier, Amsterdam.

- _____ (2011). "Presidential address: discount rates", *Journal of Finance*, 66:1047-1108.
- Cowles, A. (1933). "Can stock market forecasters forecast?", *Econometrica*, 1:309-324.
- Diebold, F., and R., Mariano (1995). "Comparing predictive accuracy", *Journal of Economic and Business Statistics*, 13:253-263.
- Fama, E. (1970). "Efficient capital markets: a review of theory and empirical work", *Journal of Finance*, 25:383-417.
- Fama, E., and K., French (1988). "Dividend Yields and Expected Stock Returns", *Journal of Financial Economics*, 22:3-25.
- _____ (1989). "Business conditions and expected returns on stocks and bonds", *Journal of Financial Economics*, 25:23-49.
- Fama, E., and G., Schwert (1977). "Asset returns and inflation", *Journal of Financial Economics*, 5:115-146.
- Person, W., S., Sarkissian and T., Simin (2003). "Spurious regressions in financial economics?", *Journal of Finance*, 58:1393-1413.
- Foster, F., T., Smith, and R., Whaley (1997). "Assessing goodness-of-fit of asset pricing models: the distribution of the maximum R²", *Journal of Finance*, 52:591-607.
- Friedman, S. (1953). "The case for flexible exchange rate", *In: Essays in Positive Economics*, Chicago, IL: University of Chicago Press:157-203.
- Hjarlmarsson, E. (2010). "Predicting global stock returns", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 45:49-80.
- Jordan, S., A., Vivian, and M.. Wohar (2014). "Forecasting returns: new european evidence", *Journal of Empirical Finance*, 26:76-95.
- Kilian, L. (1999). "Exchange rates and monetary fundamentals: what do we learn from long-horizon regressions?", *Journal of Applied Econometrics*,

14:491-510.

- Kothari, S., and J., Shanken (1997). "Book-to-market, dividend yield, and expected market returns: what do the data tell us?", *Review of Financial Studies*, 9:1033-1059.
- Lettau, M., and S., Ludvigson (2001). "Consumption, aggregate wealth, and expected stock returns", *Journal of Finance*, 56:815-849.
- McCracken, M. (2007). "Asymptotics for out-of-sample tests of Granger causality", *Journal of Econometrics*, 140:719-752.
- Nelson, C. (1976). "Inflation and the rates of return on common stock", *Journal of Finance*, 31:471-483.
- Nelson, C., and M., Kim (1993). "Predictable stock returns: the role of small sample bias", *Journal of Finance*, 48:641-661.
- Newey, W., and K., West (1987). "A simple, positive semi-definite, heteroskedasticity and autocorrelation consistent covariance matrix", *Econometrica*, 55:703-708.
- Pontiff, J., and L., Schall (1998). "Book-to-market ratios as predictors of market returns", *Journal of Financial Economics*, 49:141-160.
- Rozeff, M. (1984). "Dividend yields are equity risk premiums", *Journal of Portfolio Management*, 11:68-75.
- Samuelson, P. (1965). "Proof that properly anticipated prices fluctuate randomly", *Industrial Management Review*, 6(2):41-49.
- Schrimpf, A. (2010). "International stock return predictability under model uncertainty", *Journal of International Money and Finance*, 29: 1256-1282.
- Stambaugh, R. (1999). "Predictive regressions", *Journal of Financial Economics*, 54:375-421.
- West, K. (1996). "Asymptotic inference about predictive ability", *Econometrica*,

64:1067-1084.

Wohar, M., D., Rapach and J., Ranvid (2005). "Macro variables and international stock return predictability", *International Journal of Forecasting*, 21:137-166.

Abstract

This study evaluates the predictive power of 12 financial and macroeconomic variables for Korean stock market returns of different horizons. Both the return predictability of in-sample and out-of-sample tests are considered to examine each variable's predictive ability more robustly. For this purpose, this article employs the MSE-F statistic developed by McCracken (2007) and the ENC-NEW statistic developed by Clark and McCracken (2001) to compare nested forecast models. In addition, the bootstrapping procedure is applied for both in-sample and out-of-sample inferences to address the finite-sample bias and the autocorrelated disturbances from overlapping observations. As a result, the book-to-market ratio variable is found to be the most consistent and significant predictor as it rejects the null of no predictability for both in-sample and out-of-sample tests.

※ Key words: Stock Market Return predictability, Macroeconomic variables, Financial variables, In-sample predictability, Out-of-sample predictability

Stock Return, Volume and Volatility in the EGARCH model

Yi Jiang*

I use EGARCH model to study the asymmetric impact of negative and positive shocks on stock return volatility. I find the asymmetric effects exist and the impact on volatility of a negative shock is greater than that of a positive shock. Furthermore, I examine the dynamic relationship between returns, volume and volatility of stock index by introducing trading volume as an exogenous variable into the EGARCH model. The results indicate that trading volume contributes some information to the returns processes of stock indexes. However, the persistence of volatility remains even after incorporating lagged volume effects, which are proxies for information flow. Granger causality tests demonstrate stronger evidence of returns causing volume than volume causing returns.

Key words: EGARCH models, Volatility Persistence, Trading volume, Information flow
한국연구재단 분류 연구분야 코드: B030000, B030603

* First author: Professor, Department of Finance, California State University (yjjiang@fullerton.edu)

논문 투고일: 2019. 11. 29, 논문 최종 수정일: 2020. 2. 14, 논문 게재 확정일: 2020. 2. 21

I. Introduction

Prior research has studied the effect of volatility persistence and changing equity premium in the stock market (Harris (1986); Karpoff (1987); Lamoureux and Lastrapes (1994); Chou (1988)). For example, Chou (1988) uses a univariate GARCH-M model to study stock return volatility persistence and its relationship with market fluctuations. The parameter estimates and the non-stationary test results suggest high persistence of shocks to the stock return. It is argued that shocks to volatility have to persist for a very long time in order for volatility to have a significant impact on stock prices. While volatility persistence in stock market is well documented by prior literature, the asymmetric impact of negative and positive shocks on stock return volatility, is not well understood.

To allow for possible asymmetry in the impact of good and bad news, I use the EGARCH (1,1)-M model. EGARCH has two advantages over GARCH. First, by using the exponential formulation, the restrictions of positive constraints on the estimated coefficients in ARCH and GARCH are no longer necessary. Second, a weakness of the GARCH model is that the conditional variance depends on the magnitude of the disturbance term, but not its sign. GARCH fails to capture the negative asymmetry apparent in many financial time series. The EGARCH model lessens this problem by modeling the standardized residual as a moving average (MA) regressor in the variance equation while preserving the estimation of the magnitude effect. This is potentially important as, ever since Black (1976), researchers have been aware of the possibility that the effect of shocks on the conditional volatility may depend on their sign. I therefore use EGARCH model to test if there is an uneven but persistent flow of information to stock market.

Glosten, Jagannathan, and Runkle (1993) use GJR-GARCH model to capture the asymmetric impacts of negative and positive shocks. This paper differs in that I use an EGARCH model to study the persistence of volatility after incorporating the trading volume effects, which are proxies for information flow. One of the main advantages of EGARCH is that it models logarithm of volatility. Therefore, during the estimation, there is no need for parameter restrictions. On the contrary, when estimating a GJR-GARCH model, it is common that alpha and beta are restricted by the estimation procedure to be larger than zero. No such a restriction is needed in the EGARCH model. EGARCH model best fit this paper by accommodating volatility persistence and leverage effect.

Secondly, according to the Mixture of Distribution hypothesis,¹⁾ price volatility and trading volume should be positively correlated because they jointly depend on a common underlying variable. This variable could be interpreted as the rate of information flow to the market. In other words, both the price and trading volume change contemporaneously in response to new information. To investigate the hypothesis that the flow of information to the market helps explain the volatility of returns, I use trading volume as a proxy for information innovations. To do this, I introduce detrended trading volume into the standard EGARCH model and examine if the positive relationship exists. In addition to study the relation between trading volume and conditional volatility, I use Granger causality test to examine the casual relation between trading volume and price changes (return).

1) The mixture of distribution hypothesis model presented in the seminal paper of Tauchen and Pitts (1983) offers an appealing explanation for the positive relation between trading volume and volatility of returns. In their specification, the information flow is the unobserved mixing variable responsible for moving both volumes and volatility. In this study, I analyze trading volume as information flows. The separation between volume and volatility implies an asymmetric behavior in stock prices and a leverage effect depending on unexpected trading volume.

Chiang, Qiao, and Wong (2010) find strong bi-directional nonlinear Granger causality between volume and volatility. Day and Lewis (1992), using S&P 100 index options, find that the implied volatility contains useful information in forecasting volatility for both EGARCH and GARCH models. This paper differs in that I study the dynamic relationship between return, volume, and volatility using a trading volume-augmented EGARCH model. Additionally, I use volume as a proxy for information arrival to examine if a positive or negative relationship exist between volume and stock return volatility.

The paper makes several contributions to the existing literature. First, using daily NYSE index data, I use exponential GARCH (EGARCH) model allow for asymmetry in the volatility, which may be present as a result of leverage effects.²⁾ Second, I respond to evidence of two-way causality between volume and return (and return volatility) by introducing trading volume as an exogenous variable into the standard EGARCH(1,1) model. My results suggest the existence of asymmetry effect and the impact on volatility of a negative shock is greater than that of a positive shock. I find that trading volume contributes some information to the returns process. The results also show persistence in volatility even after I incorporate contemporaneous and lagged volume effects. Granger causality test indicates stronger evidence of return causing volume than volume causing return.

2) In a financial market, if bad news has a more pronounced effect on volatility than good news of the same magnitude, such asymmetry has typically been attributed as Leverage effect, and then the symmetric specification such as GARCH is not appropriate and could not capture the asymmetric effect, since the GARCH model assumes same effect for good and bad news. But, the fact of financial volatility is that negative shocks tend to have larger impact on volatility than positive shocks. The main drawback of the symmetric GARCH model is that the conditional variance is unable to respond asymmetrically to rise and fall in the stock returns. Hence to examine the asymmetric effect of the financial time series data, I use an Exponential GARCH (EGARCH) model in order to account for the leverage effect observed in return series of stocks.

II. Data

The data used in the paper are daily NYSE value-weighted price index and trading volume series from July 1, 1990 to Dec. 31, 2013. Following Chou (1988), the daily stock returns are calculated as the logarithmic first difference of the price index. I add volume series to the original dataset. The volume data are collected from Standard and Poor's. Standard & Poor's Statistical Service: Security Price Index Record reports daily NYSE share trading volume. My sample does not include dates when trading volume is not available. I match all series of indexes and trading volume.

〈Table 1〉 Variables Definitions

Series	Description (Source)	Sample Period, Size
R_t	Daily returns of NYSE value-weighted index (CRSP, $R_t = (\ln p_t - \ln p_{t-1}) * 100$ where p_t is the stock index price in period t)	7/1990-12/2013 T=5903
H_t	NYSE daily raw trading volume (Standard & Poor's Statistical Service: security Price Index Record)	7/1990-12/2013 T=5903
h_t	Detrended NYSE trading volume (the detrend method is addressed in section 3)	7/1990-12/2013 T=5903

III. Methodology

1. EGARCH modeling:

GARCH(1,1)-M provides a good technique in estimating the persistence of volatility of stock returns, however, it does not consider the asymmetric impact of shocks on volatility. I use the EGARCH(1,1)-M estimation technique. EGARCH has two well-known advantages over GARCH. First, no parameter restrictions are needed to ensure that the implied conditional variance of the return is always positive. Second, it allows for possible asymmetry in the impact of good and bad news respectively. I will therefore use AR(1)-EGARCH(1,1)-M model to see if there is an uneven but persistent flow of information to stock market. The EGARCH specification is as the follows:

$$\begin{aligned}
 R_t &= r_f + \delta R_{t-1} + e_t \quad \text{with } e_t | I_{t-1} \sim N(0, V_t) \\
 \ln V_t &= \alpha_0 + \alpha \left(\frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right) + \gamma \left(\left| \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right| - u \right) + \beta (\ln V_{t-1}) \\
 \text{where } \mu &= E\left(\left| \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right| \right) = \left(\frac{2}{\pi} \right)^{0.5} \quad (\text{for a normal distribution})
 \end{aligned} \tag{1}$$

In the above formulation, persistence of volatility is measured by β . The asymmetric effect of negative and positive shocks is captured by α and γ . α measures the sign effect and γ measures the size effect. We expect to find $\gamma > 0$, implying that shocks of above-average size (in absolute terms) increase volatility, other things being equal. If $-1 < \alpha < 0$, the impact on volatility of a negative shock is greater than that of a positive shock. If $\alpha < -1$, a positive shock actually reduces volatility, while a negative shock causes it to increase. Either result could be attributed to a leverage effect, according to which

negative shocks have a magnified impact on stock values because they reduce the value of equity relative to debt and thereby increase the risk to equity holders. Therefore, I will use EGARCH to estimate the parameters α , β and γ , testing their magnitude as well as signs.

2. Examine the dynamic relationship between return, volume and volatility of stock indexes:

The Mixture of Distribution hypothesis predicts a positive relationship between price volatility and trading volume because they jointly depend on a common underlying variable. This variable could be interpreted as the rate of information flow to the market. Furthermore, the volatility persistence should become negligible if volume is serially correlated and is a good proxy for the flow of information to the market. To test this hypothesis, I introduce detrended trading volume into my EGARCH model and examine if the positive relationship exists. In addition to study the relation between trading volume and conditional volatility, it would be interesting to check if volatility persistence will be reduced as a result of this introduction. My estimation steps are as the follows:

Step 1: Trend and Unit Root Tests:

I use daily NYSE price index and trading volume series from July 1990 to Dec. 2013 obtained from CRSP and S&P. Trend stationary in trading volume is tested by regressing the series on deterministic function of time. To allow for a nonlinear time trend and a linear trend, I include a quadratic trend term:

$$H_t = \alpha + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t \quad (2)$$

Where H_t is the raw trading volume. Here I use trading volume adjusted for both linear and nonlinear time trends. The detrended trading volumes are the residuals from the above regression.

To test for a unit root of the return and detrended trading volume series, I employ both the augmented Dickey-Fuller (D-F) test (1979) and the Phillips-Perron (P-P) test (1988). The difference between the two unit root tests lies in their treatment of any ‘nuisance’ serial correlation. The P-P test tends to be more robust to a wide range of serial correlations and time-dependent heteroskedasticity. In these tests, the null hypothesis is that a series is nonstationary (i.e., difference stationary): $\rho = 0$ and $\alpha = 1$:

$$\text{ADF: } \Delta X_t = \rho_0 + \rho_1 X_{t-1} + \sum_{i=1}^n \delta_i X_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

$$\text{Phillips-Perron: } X_t = \alpha_0 + \alpha X_{t-1} + u_t \quad (4)$$

Where X_t is the return or detrended trading volume. The lag length in the ADF and (P-P) regression is chosen by Akaike’s information criteria (AIC).

Step 2: Trading Volume and stock price changes (return)

To examine the contemporaneous correlation between detrended trading volume and stock return, I run the following regressions using two alternative forms of price change (return):

$$\begin{aligned} h_t &= a + bR_t + u_t \\ h_t &= a + b |R_t| + u_t \end{aligned} \quad (5)$$

By examining the coefficient, results will tell me whether there is a positive contemporaneous returns-volume relation fit the data.

Step 3: Causal relation between detrended trading volume and stock price changes (return)

To test whether trading volume precedes stock returns, or vice versa. I use the causality test in Granger (1969). I use the following bivariate autoregressions to test for causality between the two variables detrended trading volume and stock returns:

$$\begin{aligned} h_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \alpha_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^5 \beta_j R_{t-j} \\ R_t &= \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \gamma_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^5 \delta_j h_{t-j} \end{aligned} \quad (6)$$

Where h_t is detrended trading volume and R_t is return at time t . For the estimation of the vector autoregression (VAR), I use five lags based on both the Akaike information criterion (AIC) and the Schwarz criterion. These lags amount to allowing for week-long information in the regression.

If the β_j coefficients are statistically significant, then including both past values of return and past history of volume yields a better forecast of future volume. Therefore, returns cause volume. If a standard F-test does not reject the hypothesis that $\beta_j = 0$ for all j , then returns do not cause volume. If causality runs from volume to returns, then the δ_j coefficients will jointly be different from zero. If both β and δ are different from zero, there is a feedback relation between returns and trading volume.

Step 4: Detrended trading volume and conditional volatility in the EGARCH model:

To examine the hypothesis that the flow of information to the market helps

explain the volatility of returns, I use trading volume as a proxy for information innovations. I choose daily trading volume as a measure of the amount of daily information that flows into the market. The following AR(1)-EGARCH(1,1)-M model is extended with detrended trading volume:

$$\begin{aligned}
 R_t &= r_f + \delta R_{t-1} + e_t \quad \text{with } e_t | I_{t-1} \sim N(0, V_t) \\
 \ln V_t &= \alpha_0 + \alpha \left(\frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right) + \gamma \left(\left| \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right| - \mu \right) + \beta (\ln V_{t-1}) + \lambda h_{t-1} \\
 \text{where } \mu &= E\left(\left| \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right| \right) = \left(\frac{2}{\pi} \right)^{0.5} \quad (\text{for a normal distribution})
 \end{aligned} \tag{7}$$

Where in the conditional variance equation above, I use the lagged detrended trading volume h_{t-1} as an instrument for contemporaneous volume to avoid the problem of simultaneity since lagged values of endogenous variables are classified as predetermined.

The mixture of distribution hypothesis predicts that $\lambda > 0$. Furthermore, in the presence of volume with $\lambda > 0$, if daily volume is serially correlated, β will be small and statistically insignificant. The persistence of variance as measured by β should become negligible if volume is serially correlated and is a good proxy for the flow of information to the market. However, in the case where trading activity does not fully capture the rate of information arrival and other exogenous directing variables affect the variance equation, EGARCH effects, although reduced, will remain.

IV. Results

1. Trend and unit root tests:

Table 2 presents the basic statistics for the NYSE stock index returns and raw daily trading volume. Return is defined as log differences of the index levels. As can be seen the return series is positively skewed and leptokurtic compared to the normal distribution. Although the skewness statistics are not large, the positive skewness of the return series implies a higher probability of earning positive returns. The kurtosis value is larger than three and implies that the distribution of returns have fat tails compared with the normal distribution. The Ljung-Box $Q(36)$ statistic for 36th order autocorrelation is statistically significant, while the Ljung-Box test statistic $Q^2(36)$ (for the squared data) indicates the presence of conditional heteroskedasticity.

〈Table 2〉 Summary Statistics of Daily Stock Index Returns and Raw Trading Volume: 1990.07~2013.12 (N=5903)

	NYSE stock index returns	NYSE raw trading volume (million)
Mean	0.039485	29.753
Median	0.051	16.830
Maximum	5.070	236.565
Minimum	-3.859	0.337
Std. Dev	0.775	30.857
Skewness	0.177	1.805
Kurtosis	5.683	6.062
Jarque-Bera	1800.566*	5509.846*
Ljung-Box $Q(36)$	346.55*	171287*
Ljung-Box $Q^2(36)$	4182.2*	116725*

Note: stock return is calculated as $R_t = (\ln P_t - \ln P_{t-1}) * 100$ where P_t is the stock index price in period t .

* indicates statistical significance at 1% level.

Previous studies report strong evidence of both linear and nonlinear time trends in trading volume series (e.g., Gallant, Rossi and Tauchen, 1992). As such, trend stationarity in trading volume is tested by regressing the series on a deterministic function of time. To allow for a nonlinear time trend as well as a linear trend, I include a quadratic time trend term:

To test for a unit root (or the difference stationary process), I employ both the augmented Dickey-Fuller (D-F) test (1979) and the Phillips-Perron (P-P) test (1988). The P-P test tends to be more robust to a wide range of serial correlations and time-dependent heteroskedasticity. In these tests, the null hypothesis is that a series is nonstationary (i.e., difference stationary): $\rho = 0$ and $\alpha = 1$ (see Table 3) respectively.

Test results are reported in Table 3. Panel A of Table 3 shows that the coefficients (with t-ratios in parentheses) of regressing trading volumes on a linear time trend alone. When a quadratic time trend term is added, the coefficients are very significant and the model fit is high. Therefore, I use trading volume adjusted for both linear and nonlinear trends for all volume.

Panel B of Table 3 shows that the null hypothesis that the stock return series and detrended trading volume series are nonstationary (i.e., have a unit root) is strongly rejected whether we allow for three lags or seven lags. This confirms that detrended trading volume and stock return series are both stationary, and we do not have to consider the possible cointegration problem associated with these variables. The lag length in the ADF and (P-P) regression is chosen by Akaike's information criteria (AIC).

〈Table 3〉 Tests of Stock Returns and Trading Volume

Panel A: Linear and nonlinear trend tests in trading volume				
$H_t = \alpha + \beta_1 t + \beta_2 t^2 + \varepsilon_t$ (Where H_t is the raw trading volume)				
	α	β_1	β_2	R^2
1990.07~ 2013.12	-13.746 (-29.444)*	0.015 (107.585)*		0.662
	15.801 (33.353)*	-0.015 (-41.247)*	5.09E-06 (83.662)*	0.846
Panel B: Unit root tests for stock returns and detrended trading volume				
	(a) Augmented Dickey-Fuller regression: $\Delta X_t = \rho_0 + \rho_1 X_{t-1} + \sum_{i=1}^n \delta_i X_{t-i} + \varepsilon_t$		(b) Phillips-Perron regression: $X_t = \alpha_0 + \alpha X_{t-1} + u_t$	
Variable(X_t)	Lags(k)	$\tau(\rho)$	Lags(k)	$Z(\tau\alpha)$
Return(R_t)	3	-63.210*	3	-61.310*
Detrended volume(h_t)	7	-38.553*	7	-28.670*

Note: Numbers in parentheses are t -statistics.

* denotes significant at the 1% level.

2. Trading Volume and stock price changes (return)

To examine the contemporaneous returns-volume relations, I regress detrended trading volume on returns as well as absolute stock returns. Table 4 shows the results of these regressions, where the dependent variable (h_t) is detrended trading volume and independent variable is the natural logarithm of the price relative or its absolute value. The results suggest a positive contemporaneous relation between volume and return during July 1990-Dec. 2013. In panel A and B, the coefficients are statistically significant at 1% level.

〈Table 4〉 Contemporaneous Relationship between Daily Trading Volume and Stock Returns

Panel A: Regression of detrended daily trading volume on stock returns $h_t = a + bR_t + u_t$			
	a	b	R_2
Detrended volume(h_t)	-0.092 (-0.588)	2.327 (11.555)*	0.022
Panel B: Regression of detrended daily trading volume on absolute stock returns $h_t = a + b R_t + u_t$			
	a	b	R_2
Detrended volume(h_t)	-1.720 (-7.523)*	3.040 (10.317)*	0.018

Note: Numbers in parentheses are t -statistics.

* denotes significant at the 1% level.

3. Causal relation between detrended trading volume and stock price changes (return)

Table 5 presents the causal relation test on the bivariate vector autoregression (VAR) model discussed in equation (6) of section 3. Panel A shows the results of the test of the null hypothesis that returns do not Granger-cause volume. The F-statistic is significant at the 1% level for both the full and sub-sample periods. Thus we reject the null hypothesis and find strong evidence for stock return causing trading volume. Panel B shows that in the test of the null hypothesis, volume does not Granger-cause returns. The F-statistics is significant at 10% level for the sub-sample period July 1990-Dec.2001. For other periods the F-statistics is insignificant. In addition, in Panel B all adjusted R^2 values are very low, which indicates volume may have little predictive power for future returns. Overall, Granger causality tests demonstrate stronger evidence of returns causing volume than volume causing returns.

(Table 5) Granger Causality Tests Return and Detrended Volume

Panel A: Tests of causality from returns to volume: $h_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \alpha_i h_{t-i} + \sum_{j=1}^5 \beta_j R_{t-j} + \varepsilon_{1t}$				Panel B: Tests of causality from volume to return: $R_t = \alpha_0 + \sum_{i=1}^5 \gamma_i R_{t-i} + \sum_{j=1}^5 \delta_j h_{t-j} + \varepsilon_{2t}$			
	July 1990- Dec. 2013	July 1990 -Dec.2001	Jan. 2002- Dec.2013		July 1990- Dec. 2013	July 1990 -Dec.2001	Jan. 2002- Dec.2013
α_0	0.001 (0.433)	0.001 (0.442)	0.001 (0.203)	α_0	0.031 (3.131)*	0.022 (1.864)***	0.040 (2.549)*
α_1	-0.419 (-31.547)*	-0.386 (-20.222)*	-0.437 (-23.556)*	γ_1	0.226 (16.991)*	0.289 (15.121)*	0.194 (10.397)*
α_2	-0.393 (-27.661)*	-0.378 (-18.706)*	-0.404 (-20.236)*	γ_2	-0.045 (-3.265)*	-0.084 (-4.246)*	-0.026 (-1.378)
α_3	-0.288 (-19.584)*	-0.275 (-13.162)*	-0.297 (-14.394)*	γ_3	0.023 (1.661)***	0.036 (1.798)***	0.022 (1.146)
α_4	-0.153 (-10.862)*	-0.136 (-6.751)*	-0.163 (-8.259)*	γ_4	-0.005 (-0.373)	0.021 (1.044)	-0.026 (-1.370)
α_5	-0.026 (-1.978)**	-0.064 (-3.409)*	-0.001 (-0.074)	γ_5	-0.001 (-0.046)	0.005 (0.022)	-0.005 (-0.285)
β_1	0.0311 (10.386)*	0.010 (1.954)***	0.042 (11.051)*	δ_1	0.007 (0.125)	-0.027 (-0.369)	0.036 (0.392)
β_2	-0.015 (-4.956)*	-0.011 (-2.068)**	-0.017 (-4.228)*	δ_2	0.118 (1.870)***	0.196 (2.500)*	0.046 (0.473)
β_3	0.012 (3.724)*	0.015 (2.961)*	0.010 (2.646)*	δ_3	0.090 (1.373)	0.036 (0.445)	0.135 (1.346)
β_4	-0.008 (-2.675)*	-0.016 (-3.042)*	-0.005 (-1.236)	δ_4	0.073 (1.159)	0.007 (0.090)	0.122 (1.274)
β_4	-0.013 (-4.342)*	-0.002 (-0.349)	-0.019 (-4.974)*	δ_5	0.141 (2.409)*	0.120 (1.639)	0.159 (1.788)***
F-statistics	30.615* [0.0000]	3.836* [0.0018]	32.7558* [0.0000]	F-statistics	1.628 [0.1490]	2.17145*** [0.0546]	0.81534 [0.5385]
Adjusted R-square	0.501	0.478	0.529	Adjusted R-square	0.051	0.081	0.039

Note: t-statistics are in parentheses and p-values are in brackets.

*, ** and *** indicates statistical significance at the 1%, 5% and 10% level respectively.

4. Detrended trading volume and conditional volatility in the EGARCH model:

〈Table 6〉 EGARCH Estimation of Stock Returns with and without Trading Volume

Panel A: EGARCH estimation of stock returns without trading volume: $R_t = r_f + \delta R_{t-1} + e_t$ with $e_t I_{t-1} \sim N(0, V_t)$ $\ln V_t = \alpha_0 + \alpha \left(\frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right) + \gamma \left(\left \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right - u \right) + \beta (\ln V_{t-1})$ where $\mu = E\left(\left \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right \right) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{0.5}$ (for a normal distribution)				Panel B: EGARCH estimation of stock returns with trading volume: $R_t = r_f + \delta R_{t-1} + e_t$ with $e_t I_{t-1} \sim N(0, V_t)$ $\ln V_t = \alpha_0 + \alpha \left(\frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right) + \gamma \left(\left \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right - \mu \right) + \beta (\ln V_{t-1}) + \lambda h_{t-1}$ where $\mu = E\left(\left \frac{e_t}{\sqrt{V_{t-1}}} \right \right) = \left(\frac{2}{\pi}\right)^{0.5}$ (for a normal distribution)			
	July1990- Dec. 2013	July 1990- Dec.2001	Jan. 2002- Dec.2013		July1990- Dec. 2013	July 1990- Dec.2001	Jan. 2002- Dec.2013
γ_f	0.025 (3.300)*	0.019 (2.179)**	0.0319 (2.423)**	γ_f	-0.003 (-0.391)	0.002 (0.177)	-0.024 (-1.852)***
δ	0.230 (18.390)*	0.286 (15.646)*	0.183 (9.999)*	δ	0.208 (15.948)*	0.273 (14.891)*	0.155 (8.231)*
α_0	-0.108 (-16.355)*	-0.147 (-12.031)*	-0.079 (-9.153)*	α_0	-0.102 (-12.819)*	-0.124 (-9.740)*	-0.080 (-7.293)*
γ	-0.0788 (-14.896)*	-0.140 (-13.948)*	-0.0345 (-5.432)*	α	-0.099 (-17.277)*	-0.158 (-15.174)*	-0.059 (-8.103)*
β	0.128 (16.107)*	0.149 (11.222)*	0.095 (9.071)*	γ	0.113 (12.263)*	0.110 (7.958)*	0.093 (7.109)*
	0.990 (647.325)*	0.975 (285.997)*	0.991 (397.616)*	β	0.986 (605.308)*	0.971 (283.98)*	0.988 (382.518)*

			λ				
Ljung-Box Q (26)	29.232 [0.380]	14.639 [0.497]	19.2767 [0.379]	Ljung-Box Q (26)	1.671 (34.019)*	1.561 (22.645)*	1.811 (19.301)*
Ljung-Box Q ² (26)	18.827 [0.533]	18.028 [0.586]	23.328 [0.273]	Ljung-Box Q ² (26)	14.906 [0.628]	13.449 [0.857]	21.769 [0.419]
Log- likelihood	-5918.428	-2276.289	-3593.588	Log- likelihood	-5717.145	-2197.374	-3469.915
Likelihood ratio test	8.324***	6.223**	7.740***	Likelihood ratio test	14.764***	9.352***	10.236***

Note: Z-statistics are in parentheses and p-values are in brackets.

*, **, and *** indicates statistical significance at the 1%, 5% and 10% level respectively.

Panel A of Table 6 reports the results of the EGARCH model in equation (1) of section 3. The parameter estimates are obtained by maximizing the log-likelihood using the Berndt, Hall, Hall, and Hausman (1974) algorithm. The estimation results demonstrate, first, the volatility persistence, measured by β , is high but less than one indicating high but stationary persistence. Second, asymmetry is present since α is found to be statistically significant. Since $-1 < \alpha < 0$, the impact on volatility of a negative shock is greater than that of a positive shock. As far as the effect of shocks on the variance is concerned, notice that all the γ are positive and significant, as we should expect, implying that above-average shocks increase conditional volatility, other things being equal. Third, as a model specification test the Ljung-Box statistics for 26th order serial correlation in the level and squared standardized residuals are reported. Both Ljung-Box statistics indicate that the residuals do not show any significant serial correlation. Thus, the estimated models fit the data well. Finally, the log-likelihood statistics are very large. This result implies that the EGARCH model is an attractive representation of daily return behavior that successfully captures the temporal dependence of return volatility. Likelihood ratio test between EGARCH models and their conventional Gaussian counterparts is also reported in Table 6. It demonstrates that an EGARCH model specification is more fit in the sample data than GARCH model under student-t distribution.

The results when trading volume is included in the conditional variance of EGARCH(1,1)-M model are reported in Panel B of Table 6. Various points can be made. First, the coefficient of lagged trading volume is positive and statistically significant, which is consistent with the predications of the mixture of distribution hypothesis. The significant coefficient on volume indicates that volume is an exogenous variable in the system, and there is a

positive association between return variance and lagged trading volume. Second, the EGARCH effect remains when lagged volume is included in the model. However, the persistence in volatility as measured by β is marginally smaller when we do so. Trading volume as a proxy for information innovations does not reduce the importance of β in explaining persistence in volatility of stock returns. The results suggest that volume provides information about the quality of information signals, rather than representing the information signal itself.

V. Conclusion

I use EGARCH(1,1)-M model to study the asymmetric impact of negative and positive shocks on stock return volatility. The results suggest that the EGARCH models reflect an appropriate representation of the returns in stock index data. Asymmetric effects exist and the impact on volatility of a negative shock is greater than that of a positive shock. Furthermore, the EGARCH model is extended with trading volume to examine the dynamic relationship between returns, volume and volatility of stock index. The results indicate that trading volume contributes some information to the returns processes of stock indexes. However, the persistence of volatility remains even after incorporating lagged volume effects, which are proxies for information flow. Granger causality tests demonstrate stronger evidence of returns causing volume than volume causing returns.

Additional work could be done to test whether the effect of trading volume on volatility is homogeneous by separating volume into its expected and unexpected components and allowing each component to have a separate

effect on observed price volatility. By examining whether the expected and unexpended components of trading volume have different effects on the conditional variance, more can be learned about the stock market through the dynamics of returns and volume.

References

- Black, F. (1976). "Studies of stock price volatility changes, Proceedings of the American Statistical Association", *Business and Economics Statistics Section*, 177-181.
- Chiang, T., Z., Qiao and W., Wong (2010). "New evidence on the relation between return volatility and trading volume", *Journal of Forecasting*, 29:502-515.
- Chou, Ray Y. (1988). "Volatility Persistence and Stock Valuations: Some Empirical Evidence Using GARCH", *Journal of Applied Econometrics*, 3:279-294.
- Day, T., and C., Lewis (1992). "Stock market volatility and the information content of stock index options", *Journal of Econometrics*, 52: 267-287.
- Dickey, D., and W., Fuller (1979). "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root", *Journal of American Statistical Association*, 74:427-431.
- Gallant, A., P., Rossi and G., Tauchen (1992). "Stock prices and volume", *Review of Financial Studies*, 5:199-242.
- Glosten, L., R., Jagannathan and D., Runkle (1993). "On the relation between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks", *Journal of Finance*, 48:1779-1801.
- Granger, C. (1969). "Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods", *Econometrica*, 37:424-438.
- Harris, L. (1986). "Cross-security tests of the mixture of distributions hypothesis", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 21: 39-46.

- Karpoff, J. (1987). "The Relation Between Price Changes and Trading Volume: A Survey", *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22:109-126.
- Lamoureux, C., and W., Lastrapes (1994). "Endogenous trading volume and momentum in stock-return volatility", *Journal of Business and Economic Statistics*, 12:253-260.
- Phillips, P., and P., Perron (1988). "Testing for a Unit Root in Time Series Regression", *Biometrika*, 75:335-346.
- Standard and Poor's Corporation (1988). *Standard and Poor's Statistical Service: Security Price Index Record*.
- Tauchen, G., and M., Pitts (1983). "The Price Variability-Volume Relationship on Speculative Markets", *Econometrica*, 51:485-505.

편 집 위 원 회

위 원 장	이봉주(경희대학교 교수)
편집위원	김대환(동아대학교 교수) 김은경(한국외국어대학교 교수) 김현태(연세대학교 교수) 류성경(동서대학교 교수) 박기영(연세대학교 교수) 박소정(서울대학교 교수) 변희섭(한림대학교 교수) 서대교(건국대학교 교수) 이상호(전남대학교 교수) 이장원(노동연구원 선임연구위원) 전희주(동덕여자대학교 교수) 조석희(안동대학교 교수) 조혜진(인천대학교 교수) 황진태(대구대학교 교수) Hua Chen(University of Hawaii at Manoa) Kili Chiling Wang(Tamkang University) 〈가나다순〉
편집간사	한상용(보험연구원 연구위원)

본지에 게재된 논문은 집필자 개인의 의견이며 보험연구원의 공식의견이 아님을 밝힙니다.

보험금융연구 제31권 제1호 (통권 제98호)

발행일 2020년 2월 28일
발행인 안철경
편집인 이봉주
발행처 보험연구원
등 록 2016년 9월 23일 영등포바 00139
주 소 07328 서울시 영등포구 국제금융로6길 38 전화: 02-3775-9060
Fax: 02-3775-9104 E-mail: journal@kiri.or.kr
인 쇄 신우씨앤피

정가 10,000원