

경제심리지수의 유용성 및 개선방안에 관한 연구[†]

김치호¹ · 김태윤² · 박인호³ · 안재준⁴

¹승실대학교 경제학과 · ²계명대학교 통계학과 · ³부경대학교 통계학과 · ⁴연세대학교 정보통계학과

접수 2015년 9월 18일, 수정 2015년 10월 12일, 게재확정 2015년 10월 14일

요약

경기상황에 대한 기업과 소비자들의 인식을 효과적으로 파악하기 위해 기업경기실사지수 (BSI)와 소비자동향지수 (CSI)를 편제하고 있는 한국은행은 2012년부터 이 두 지수를 합성한 경제심리지수 (ESI)를 추가로 개발하여 발표하고 있다. ESI는 그 유용성을 인정받고 있으나 지수의 예측력 측면에서 개선의 여지가 있는 것으로 나타났다. 본 연구에서는 ESI에 대해 유용성 평가 작업을 실시하고 그 결과를 토대로 현행 ESI의 편제방식의 개선 또는 보완 방법을 모색하였다. 실증분석 결과 ESI 구성요소의 최적 가중치 탐색과정에서 슬라이딩 윈도우 방법을 이용한 동적 최적 가중치 탐색은 기존 ESI의 구성방식을 보완하거나 또는 경제상황을 고려하여 ESI 구성항목들의 가중치를 부여하고자 할 때 매우 유용한 방법이라고 판단할 수 있었다.

주요용어: 경제심리지수, 기업경기실사지수, 소비자동향지수, 슬라이딩 윈도우 방법, 최적 가중치.

1. 서론

경기 동향에 대한 기업이나 가계 등 민간 경제주체들의 판단은 통계당국의 경기분석에 있어서 유용한 정보를 제공한다. 우리나라의 대표적인 경제통계기관인 한국은행에서도 그런 관점에서 경기상황에 대한 기업과 소비자의 판단을 효과적으로 파악하기 위해 기업경기실사지수 (business survey index; BSI)와 소비자동향지수(consumer survey index; CSI)를 작성, 발표해왔다. 비교적 최근인 2012년부터는 이 두 지수를 합성한 경제심리지수 (economic sentiment index, ESI)를 추가로 개발하여 경기 동향에 대한 민간 경제주체들의 판단과 전망 의견을 좀 더 다각적으로 고려하는 방법과 그 결과를 제시하고 있다.

한국은행의 ESI는 두 민간 경제 주체들의 경기에 대한 기대와 전망 등에 대한 경제심리 (economic sentiment)를 활용하여 대표적인 실물경제지표인 GDP에 대한 선행적 설명력을 가질 수 있도록 개발된 것이다. 그 개략적인 지수의 편제 방법은 특정한 표준화 구간에 대한 주성분분석 (principal component analysis)을 실시하여, BSI와 CSI의 항목들 가운데 일부를 선별하고 여기에다 업종별 GDP 성장 기여도와 모의실험을 통해 결정된 항목들의 고정 가중치 (fixed weights)를 고려하여 합성표준화 지수를 구성하는 것이다 (Moon, 2011).

[†] 이 논문은 2014년도 한국은행의 재정지원을 받아 작성된 것임..

¹ (156-743) 서울특별시 동작구 상도로 369, 승실대학교 경제학과, 교수.

² (704-701) 대구광역시 달서구 달구벌대로 1095, 계명대학교 통계학과, 교수.

³ (608-737) 부산광역시 남구 용소로 45, 부경대학교 통계학과, 부교수.

⁴ 교신저자: (220-710) 강원도 원주시 연세대길 1, 연세대학교 정보통계학과, 조교수.

E-mail: ahn2615@yonsei.ac.kr

그 동안 경제심리지수 (ESI)에 대한 연구와 실제 편제는 유럽공동체 (EC)를 중심으로 활발히 진행되어왔다. EC는 1985년부터 EC 전체 가입국을 대상으로 ESI를 작성하기 시작한 이래 동작업을 유로지역 국가 전체 및 개별 회원국가로 확대하여 ESI를 작성 공표해오고 있다 (EC, 1997; 2003). 최근 들어서는 경기변수에 대한 예측력을 향상시키기 위해 다양한 형태의 모형과 지수화 방식도 시도되고 있는데, 대표적으로 Adamowicz 등 (2004)은 TRAMO-SEATS 방법을 이용하여 지수의 계절성, 불규칙성, 추세성, 순환성 등으로 분해하고 계절조정과 평탄화의 중요성을 강조하였다. 한편 Claveria 등 (2004)은 AR, ARIMA, SETAR, Markov switching regime 모형 등을 비교 평가하였고 더불어 균형통계, 주성분 근거절차, Anderson 방법, Carlson-Parkin 방법, 상태공간모형 등의 다양한 지수화 방식을 평가하는 방법을 제시한 바 있다. 그 외에도 Hild (2007) 등은 개별 기업의 연속된 두 시점 간 정성적 응답 차이를 이용한 동적요인분석 (dynamic factor analysis)을 시도하는 등 이 분야의 연구는 활발히 이어지고 있다.

한국은행은 EC 등에서의 그러한 선행 연구결과를 참고하여 ESI를 개발하고 2012년부터 일반에게도 공표하고 있는데, 전반적으로 한국은행의 ESI가 실물경제지표를 선행적으로 매우 잘 설명하는 점 등에서 그 유용성을 인정받고 있다 (Kim, 2006; Kim, 2012; Moon, 2011). 그러나 일부 개선할 부분이 있다는 지적도 받아왔다. 예를 들면, 기존의 종합지수방식 하에서 발생할 수 있었던 제조업 업황실적 BSI와 소비자심리지수 CSI 사이에 움직임의 엇갈림이나 실물경제지표와의 괴리로 인한 경기판단의 혼란 위험성이 그것이다. 그와 동시에 지수편제에 있어서 항목별 가중치 부여 등 기술적인 문제를 지수의 예측력 관점에서 개선할 여지가 있는지를 검토해보아야 한다는 주장도 제기되고 있다. 예컨대, 시간적 경기변동을 반영할 수 있는 변동가중치가 고려된다면, 실물경제지표에 대한 설명력과 선행지표로의 유용성 측면에서 한 단계 향상된 ESI의 작성이 가능해질 것으로 기대된다는 지적이다 (Moon, 2011). 따라서 이와 관련된 일련의 연구 작업은 국내 경기동향 분석뿐만 아니라 특히 급변하는 대내외 경제 상황에 효과적으로 대처하기 위한 유용한 통계정보의 확보 차원에서 그 시의성과 필요성이 인정되고 있다.

본 연구에서는 이상과 같은 관점에서 현재 한국은행이 작성, 발표하고 있는 ESI에 대해 예측력 관점에서 유용성 평가 및 검증 작업을 실시하고 그 결과를 토대로 현행 ESI의 편제 방식의 개선 또는 보완 방법을 제안하고자 한다.

이를 위해 2절에서는 경기 예측지수로서의 ESI 유용성을 살펴보고, 현행 ESI보다 GDP 등 주요 실물경제 변동을 잘 설명하고 예측할 수 있는 지수의 편제 방식 (모형)을 모색한다. 동시에 다양한 예측모형들의 예측 값을 벤치마크 지수로 하여 GDP와의 예측오차를 비교하여 경기 예측지수로서의 ESI 유용성을 검증하도록 한다. 그리고 3절에서는 현재 한국은행에서 작성하고 있는 ESI를 경기 예측력 측면에서 보완할 수 있는 방법을 제안한다. 기존의 ESI 작성방법에서 문제점으로 지적되었던 ESI 구성항목들에 대한 획일적인 가중치 선정 방식을 가중치 최적화 방법을 통해 예측력을 높이는 동시에 경기상황을 반영할 수 있는 동적 가중치 할당 방법을 제안하고 이를 실증분석을 통해 검증하도록 하는 것이다. 마지막 4절에서는 연구결과를 요약하고 앞으로 추가적으로 연구가 진행되어야 할 사항에 대해 언급하기로 한다.

2. ESI의 유용성 평가

2.1. ESI의 작성 방법

한국은행에서는 경기예측 지수로서 유용성을 인정받고 있는 유럽의 ESI 작성방법을 근간으로 하여, 2012년부터 민간 경제주체들의 경제 상황에 대한 인식을 종합적으로 파악하기 위해 기존의 기업 및 소비자의 심리지수 (BSI 및 CSI)를 합성한 경제심리지수 (economic sentiment index; ESI)를 작성, 발표해오고 있다 (Kim, 2006). 이 ESI의 일차적인 작성 목적은 BSI와 CSI의 개별적 특성을 적절히 종합함

으로써 좀 더 포괄적으로 현 경기 상황을 판단하고 ‘단기’ 경기예측을 위해 유용하게 활용될 수 있도록 하는 것인데, 구체적인 작성 방식은 다음과 같이 4단계로 나누어진다 (2012년 한국은행 기업경기실사지수 (BSI) 및 경제심리지수 (ESI) 작성보고서 및 보도자료 참조).

- ① ESI 구성항목 선정을 위하여 BSI 제조업 실적 및 전망 (30개 항목), BSI 비제조업 실적 및 전망 (10개 항목), CSI (9개 항목) 등 총 49개 설문 항목을 검토
- ② GDP와의 대응성 (상관성)을 평가하여 7개의 최종 구성항목 선정
- ③ 주성분분석, GDP 성장기여도, 시뮬레이션 결과와 지수 작성의 편의성 등을 고려하여 제조업, 비제조업, 소비자 영역의 영역별 가중치를 각각 0.45, 0.30, 0.25로 배정하고, 구성 항목들에 영역별로 동일가중치를 부여하여 7개의 구성항목별 최종 가중치를 결정
- ④ 선정된 7개 구성 항목 각각을 평균 0, 표준편차 1인 표준화지수를 산출한 후 이를 가중평균한 다음 평균이 100이 되고 표준편차가 10이 되도록 조정하여 ESI를 최종 산출

아래의 식 (2.1)은 위에서 설명한 ESI를 산출하는 식이며, Table 2.1은 ESI의 7가지 구성항목들과 각각의 가중치를 보여주고 있다.

$$ESI_t = \left(\frac{Z_t - \bar{Z}}{S_Z} \right) \times 10 + 100, 1 \leq t \leq T + k, k > 0 \tag{2.1}$$

위 식에서 $[1, T]$ 는 표준화 구간, $Z_t = \sum_{i=1}^7 w_i Y_{i,t}$ 는 t 시점의 가중평균지수, $Y_{i,t}$ 는 구성항목들의 (0, 1)표준화지수 (즉 $Y_{i,t} \sim (0, 1)$), k 는 표준화 구간 이후 ESI 산출 기간, w_i 는 항목 i 의 가중치를 나타내며 $\sum_{i=1}^7 w_i = 1$, $\bar{Z} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T Z_t$, 그리고 $S_Z = \sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (Z_t - \bar{Z})^2}$ 이다.

위의 절차에 따라 작성된 ESI의 변동추이를 GDP의 그것과 비교해보면 Figure 2.1과 같은데, ESI는 GDP와 높은 상관관계를 나타내며 선행하면서 움직이는 모습을 보여주고 있다 (The Bank of Korea, 2014).

Table 2.1 Weights allocated to the ESI components

	Weight	Variable	Weight	Details
BSI (0.75)	0.45	Expectation of sales growth	0.150	= $\frac{0.45}{3}$
		Expectation of operation ratio	0.150	
		Expectation of financial situation	0.150	
Non-manufacturing (0.4)	0.30	Expectation of business conditions	0.150	= $\frac{0.30}{2}$
		Expectation of financial situation	0.150	
CSI (0.25)	0.25	Expected changes in total household income	0.125	= $\frac{0.25}{2}$
		Spending plans	0.125	

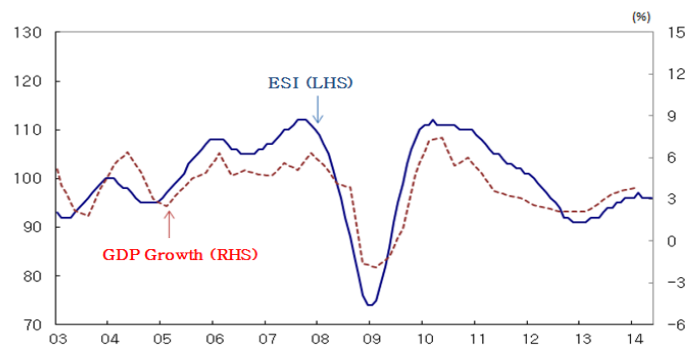


Figure 2.1 SI and GDP growth

2.2. ESI의 유용성 검증

EC의 선행연구나 국내의 몇 연구결과에 따르면, ESI는 경기예측력을 가지고 있는 유용한 지수로 알려져 있다 (Kim, 2006; Kim, 2012). 비슷한 맥락에서 Moon (2011)의 연구에서도 각주 1에 언급된 2012년의 한국은행 자료에서도 GDP 성장예측모형에 대한 비교모형으로 자기회귀모형과 ESI를 설명변수로 추가한 모형을 지정하여 비교함으로써 GDP 성장을 설명하고 예측하는데 ESI가 유용한 정보변수라는 사실을 계량모형을 통해 검증한 바 있다. 또한 동 논문에서는 ESI와 실물경제지표와의 경기대응성을 알아보기 위해 ESI와 한국은행에서 내부용으로 작성한 전년동월비 GDP와의 시차상관계수 값을 도출하였고, 이를 통해 ESI가 1개월에서 3개월 선행할 때 가장 높은 경기 선행성을 보인다고 하였다.

이 장에서는 다음 장에서 진행될 ESI 편제방식의 개선방안을 도출하기에 앞서 이러한 기존 연구 결과들을 바탕으로 GDP 예측에 있어서 ESI의 유용성 여부를 2003년부터 2013년 통계자료를 사용하여 살펴보고자 한다. 이는 본 연구가 대표적 실물경제지표인 분기별 GDP에 높은 설명력을 갖도록 월별 ESI를 작성하고자 하는 한국은행의 경기지수모형 개발과 맥을 같이하고 있음을 의미한다 (이러한 접근에 대해 ESI의 작성주기가 월 단위이기 때문에 분기별 GDP를 이용하기보다는 GDP와 상관성이 높은 산업생산이나 서비스생산 또는 소매판매 등과 같은 월별자료를 이용하는 것이 바람직하다는 지적이 있을 수 있다. 그러나 본고에서는 한국은행이 ESI 모형 개발에 있어 GDP에 대한 안정적 단기 선행성을 확보하는 ESI를 작성하고 있는 점을 고려하여 GDP 자료를 이용하여 실증분석을 진행하였다). 여기서는 ESI 작성작업의 핵심이라 할 수 있는 관련 변수들의 가중치 조정을 염두에 두고 ESI 작성에서 사용되는 표준화 과정에 따라 비교 모형들을 재구성하여 ESI의 유용성을 살펴보게 된다.

2.2.1. 자기회귀모형 (AR)을 이용한 벤치마크지수와와의 비교

경기예측모형으로서 ESI의 유용성을 비교 평가하기 위해 GDP 예측모형으로 아래 식 (2.2)의 자기회귀 AR(p) 모형을 GDP 예측 모형으로 구축하였다. 추정에 이용된 자료는 표준화된 시계열 자료이다.

$$G_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i G_{t-i} + \epsilon_t \quad (2.2)$$

여기서 G_t 는 t 시점의 (100, 100) 표준화 GDP 지수이며 오차항 ϵ_t 는 백색잡음과정을 따른다고 가정하였다 (이하의 실증분석에서 사용된 GDP 통계자료는 한국은행이 발표하는 GDP 전년동기대비 성장률이다). G_t 는 ESI 결과와 비교 평가하기 위해 (100, 100) 표준화지수로 변환한 후 자기회귀모형을 구축하였으며 표준화 절차란 주어진 변수의 관찰값들을 사용하여 표준화 구간 $[1, T]$ 에서 전년 동기 대비 증감률을 계산한 후 이들에 대해 다시 식 (2.1)의 표준화 절차를 수행하는 것이다. 표준화 구간 $[1, T]$ 는 2003년부터 2013년으로 하였으며 이는 식 (2.1)의 ESI 작성시 사용된 표준화 구간이다.

다음 단계로 2003년부터 2009년을 G_t 예측을 위한 자기회귀모형을 구축하는 트레이닝 구간으로 설정하고, AR(p) 모형의 적절한 차수를 결정하기 위하여 Figure 2.2와 같은 G_t 의 자기상관함수와 편자기상관함수를 추정하였다. 이 추정결과를 토대로 본 연구에서는 최종적으로 AR(1) 모형 ($p = 1$)을 ESI와 비교하기 위한 벤치마크지수로 결정하였다. Table 2.2는 트레이닝 구간에서 SPSS 통계패키지를 사용하여 도출된 AR(1)모형의 추정결과를 보여주고 있다.

Table 2.2 The results from AR(1) for the training period

	Estimate	Standard Error	<i>p</i> -value
<i>a</i>	102.612	4.158	0.000
<i>b</i>	0.693	0.159	0.000

* AR(1): $G_t - a = b(G_{t-1} - a) + \epsilon_t = G_t - 102.612 = 0.693(G_{t-1} - 102.612) + \epsilon_t$

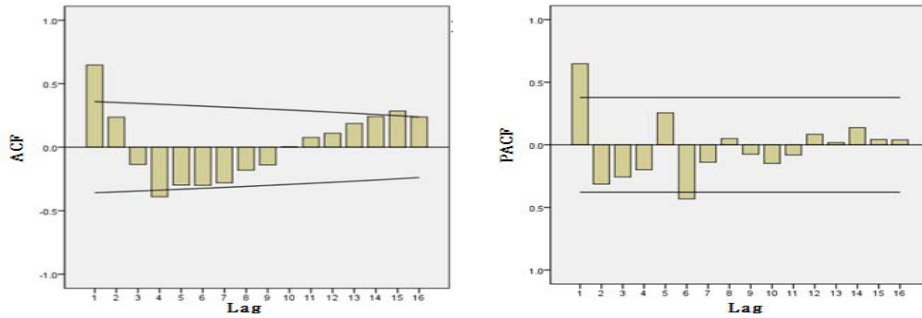


Figure 2.2 Autocorrelation function (ACF) and Partial autocorrelation function (PACF) for GDP

테스팅 구간 (2010년~2013년)에서 (100, 100) 표준화된 GDP G_t 에 대한 RMSE 등 예측오차를 비교해보면 Table 2.3에서 보듯이 식 (2.2)의 AR(1) 모형은 ESI에 비해 예측력이 떨어진다는 것을 알 수 있다.

Table 2.3 Prediction error of AR(1) and ESI for the testing period

	RMSE *	MAE**	MAPE***
AR(1)	7.817	6.031	6.234
ESI	6.523	5.355	5.592

$$*RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (G_i - \widehat{G}_i)^2}, \quad **MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |G_i - \widehat{G}_i|, \quad ***MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{G_i - \widehat{G}_i}{G_i} \right| \times 100$$

2.2.2. 다중회귀모형을 이용한 벤치마크지수와의 비교

경기예측모형으로서 ESI의 유용성을 평가하기 위해 다양한 거시경제변수들을 설명변수로 하고, G_t 를 종속변수로 하는 식 (2.3)와 같은 다중회귀모형을 구축하여 ESI의 GDP 예측력을 비교 평가한다.

$$G_t = \alpha + \sum_{k=1}^p \beta_k X_{k,t-1} + \epsilon_t \tag{2.3}$$

단 $G_t \sim (100, 100)$, $X_{k,t-1} \sim (100, 100)$, ϵ_t 는 설명변수와 독립인 iid 오차항이며, $X_{k,t-1}$ 는 $t-1$ 시점의 거시경제변수들로서 표준화 지수들이다. 자기회귀모형과 마찬가지로 ESI 결과와의 비교평가를 위해 설명변수와 반응변수 모두 (100, 100)표준화한 후 다중회귀모형을 구축하였다. 모형 (2.3)에서 $t-1$ 시점의 거시경제변수들을 설명변수로 선택한 이유는 앞 절의 G_t 의 자기회귀모형에서 시차 $p=1$ 이 선택되었기 때문이다.

모형 (2.3)의 추정을 위해 본 연구에서는 일차적으로 GDP 예측이라는 목적에 따라 한국은행이 GDP 변동과 밀접한 관련이 있다고 판단하는 거시경제지표 중대표적인 거시경제지표 10개를 모형 (2.3)의 설명변수 선택대상군으로 설정하였다. 그리고 자기회귀모형과 마찬가지로 2003년부터 2009년을 G_t 예측을 위한 다중회귀모형을 구축하는 트레이닝 구간으로 설정하고, 이 구간에서 다양한 분기별 거시경제지표들 가운데 G_t 와 시차1의 교차상관계수 (cross correlation)가 +0.5 이상 또는 -0.5 이하인 지수들을 최종 설명변수로 선정하였다. 아래 Table 2.4의 결과에서 보는 것처럼 최종적으로 선정된 변수는 국내총투자율, 제조업 재고율, 수출증감률, 수입증감률 등 총 4개이다.

Table 2.4 Cross-correlation analysis between GDP and macroeconomic indicators for the training period

Growth of equipment investment index	Economic growth and Employment					Finance		Trade	
	Gross savings rate	Gross domestic investment ratio	Manu facturing inventory rate	Unemployment rate	Employment to populationrate	Note defaulttrate	CDyield	Change rate of export	Change rate of import
0.246	0.358	0.591	-0.503	-0.198	0.196	0.179	0.348	0.764	0.687

한편 Table 2.5는 최종적으로 선정된 4개 설명변수를 모두 사용하여 구축된 다중회귀모형 (MR_1)의 주요 통계값들을 보여주고 있다. 4개의 설명변수 가운데 국내총투자의 p -값이 다른 설명변수들에 비해 너무 높아 해당 설명변수의 설명력을 통계적으로 신뢰하기 어렵다고 판단하여 제거하고 나머지 세 설명변수로 구성되는 다중회귀모형 (MR_2)을 구축하여 비교모형으로 추가하였다. Table 2.6은 국내총투자를 변수를 제거한 MR_2 모형의 주요 통계값들을 보여주고 있다.

Table 2.5와 Table 2.6을 비교하면, MR_1 모형에 비해 MR_2 모형 설명변수들의 p -값은 작아지고 모형의 조정결정계수 값은 커진 것을 알 수 있다. 따라서 MR_2 모형이 MR_1 모형에 비해 예측력이 높은 모형이라고 판단할 수 있다. 또한 Table 2.5와 Table 2.6에서 더빈-왓슨 검정통계량 (DW statistic) 값이 1.235, 1.266으로 나와 각 모형의 잔차의 계열상관성 여부를 문제삼을 정도는 아니며, 이를 뒷받침하듯 Figure 2.3으로부터 표준화된 잔차가 어떠한 추세를 보이지 않는 것을 알 수 있다 (참고로 DW 통계량을 이용하여 1차 계열상관성을 검정할 때, Savin-White table에 따르면, 본연구의 추정모형처럼 설명변수가 3개 또는 4개이고 관찰치가 28개인 경우, DW 통계량 값이 0.969~1.415, 0.900~1.513 (1% 신뢰 수준) 범위에 있을 경우, 계열상관성 문제를 유보적으로 판단한다).

Table 2.5 The results from MR_1 for the training period

Explanation variables	Regression coefficient		Standard Error	t -value	p -value
	Gross domestic investment ratio	Manufacturing inventory rate			
	-0.058	-0.552	0.210	-0.275	0.786
		0.608	0.312	1.948	0.064
		-0.422	0.368	-1.147	0.263
Modified R2: 0.473		DW statistic: 1.235			

Table 2.6 The results from MR_2 for the training period

Explanation variables	Regression coefficient		Standard Error	t -value	p -value
	Change rate of export	Change rate of import			
	0.622	-0.478	0.302	2.062	0.050
Modified R2: 0.493		DW statistic: 1.266			

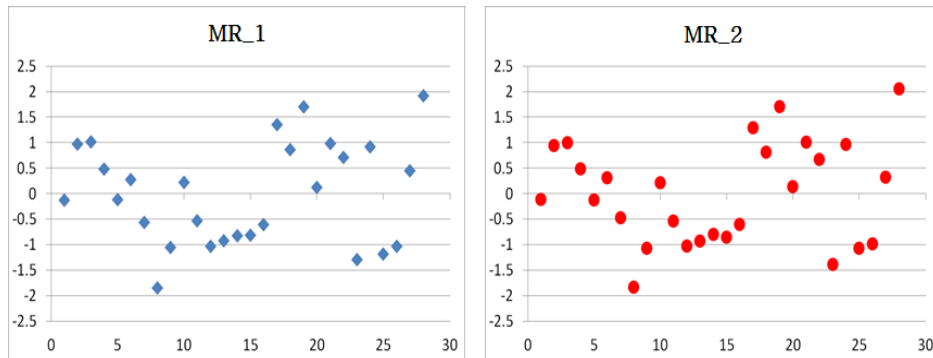


Figure 2.3 Scatter plot of standard residual

그리고 ESI와의 비교를 위한 벤치마크 지수로서 구축된 MR_1 모형과 MR_2 모형의 성과평가를 위해 테스트 구간 (2010년~2013년)에서 G_t 와의 예측오차는 Table 2.7에 정리되어 있다.

Table 2.7 Prediction error of MR_1, MR_2 and ESI for the testing period

	RMSE*	MAE**	MAPE***
MR_1	7.846	6.255	6.370
MR_2	7.608	6.142	6.263
ESI	6.523	5.355	5.592

*, **, *** Refer to Table 2.3.

그리고 Table 2.3의 세 예측오차 평가지표 (RMSE, MAE, MAPE)에서 확인되었듯이 MR_1과 MR_2 모형 모두 ESI에 비해 예측력이 떨어진다는 것을 알 수 있다. 이로써 다중회귀모형 (2.3)을 기반으로 구축된 예측모형보다 한국은행의 ESI가 경기예측력 측면에서는 더 우수한 모형이라고 판단할 수 있다.

2.2.3. 벤치마크지수들과 ESI의 비교평가 결과 요약

Table 2.3, Table 2.7 및 Figure 2.4, Figure 2.5에서 알 수 있듯이 비교모형 가운데 ESI의 경기예측력이 가장 좋은 것으로 나타났다. 이는 경기예측력 측면에서 ESI가 매우 유용한 지표임을 확인해주는 것이다. 한편 Table 2.7의 예측오차 MAPE를 비교해보면 다중회귀모형에 비해서는 자기회귀모형이, 그리고 자기회귀모형에 비해서는 ESI의 경기예측력이 우수하다는 것을 알 수 있다. 그러나 Figure 2.5를 보면 2010년도 3분기와 2012년도 1분기에서 GDP와 ESI가 반대 방향으로 움직이는 것을 알 수 있는데, 이는 이러한 현상의 발생원인 규명과 개선을 위해서 ESI 편제방식의 개선 등에 대한 연구가 필요함을 시사하는 것이다.

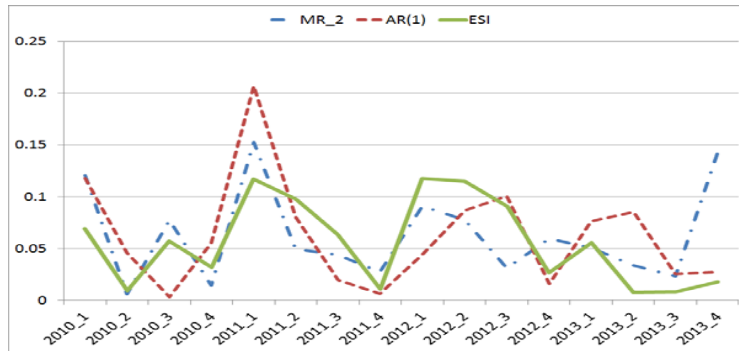


Figure 2.4 MAPE of MR_2, AR(1) and ESI for the testing period

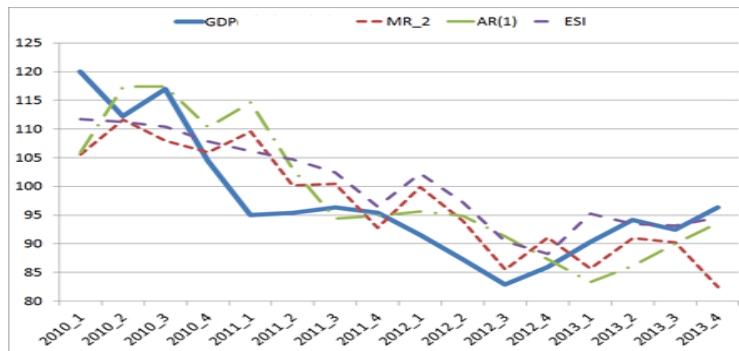


Figure 2.5 GDP and predictive value of each model for the testing period

3. ESI 편제방식의 개선방안

3.1. ESI 구성 항목들의 최적 가중치 탐색

2절에서 수행된 실험결과를 토대로 벤치마크지수로 사용된 다중회귀모형과 자기회귀모형에 비해 한국은행 ESI의 경기예측력이 상당히 우수하다는 사실을 확인하였지만, 일부 구간에서는 예측의 정확도가 떨어지는 경우도 관찰되었다. 따라서 이 절에서는 이런 제반 결과를 감안하여 ESI 편제방식의 개선방안에 대해 논의하고자 한다.

3.1.1. 최적 가중치 탐색 모형

한국은행에서는 ESI 편제 시 주성분분석, GDP 성장기여도, 시뮬레이션 결과와 지수 작성의 편의성을 고려하여 Table 2.1과 같은 구성항목별 최종 가중치를 부여하고 있다. 본 연구에서는 Table 2.1의 가중치보다 경기예측력 측면에서 좀 더 우수한 성과를 보이는 최적 가중치를 탐색하는 방법을 제안하고 실증분석을 통해 이를 검증한다. 본 연구에서 채택한 방법은 트레이닝 구간에서 식 (3.1)과 같이 제곱오차합 (sum of squared error; SSE)을 최소화하는 목적함수를 이용하여 각 구성항목별 가중치를 최적화하는 모형이다.

$$\begin{aligned} SSE(w_1, \dots, w_7) &= \operatorname{argmin}_{w_1, \dots, w_7} \left[\sum (GDP_t - Z_{t-1})^2 \right] \\ &= \operatorname{argmin}_{w_1, \dots, w_7} \left[\sum \left(GDP_t - \sum_{k=1}^7 w_k Y_{k,t-1} \right)^2 \right] \quad (3.1) \end{aligned}$$

단, $\sum_{k=1}^7 w_k = 1$, 그리고 $0 \leq w_k \leq 1$

위 식에서 GDP_t 는 t 시점의 GDP 성장률, $Y_{k,t-1} \sim (0, 1)$ 는 $t-1$ 시점의 7개의 (0,1)표준화된 ESI 구성항목을, 그리고 w_k 는 구성항목별 가중치를 나타낸다. 또한, 7개 ESI 구성항목들의 선형결합을 통해 최종 Z_{t-1} 이 도출되기 때문에 Z_{t-1} 도 (0,1) 표준화된 결과이다. 또한 GDP 예측을 위해 시차 1의 Z_{t-1} 이 사용되었는데 이는 2절의 자기회귀모형에서 시차 1 예측이 선택되었기 때문이다. 여기서 7개의 ESI 구성항목별 월별 자료를 GDP와의 예측오차 비교를 위해 분기별 자료로 변환하였으며, 이후 표준화지수로 변환하여 한국은행의 ESI 산정방법에 따른 가중치별 ESI를 직접 산출하였다.

다음 단계로 트레이닝 구간으로 설정한 2003년부터 2009년까지의 자료를 이용하여 가중치들을 최적화 시킨 후, 도출된 가중치를 테스트 구간인 2010년부터 2013년까지의 자료에 적용시켜, 테스트 구간에서의 예측오차를 기준으로 ESI 모형들의 성과평가를 수행하였다. 이 과정에서 가중치의 최적화를 위해 선형 및 비선형 문제에서도 잘 작동하는 것으로 알려져 있는 Generalized Reduced Gradient (GRG) 최적화 알고리즘 (Gabriele와 Ragsdell, 1977)을 사용하였다.

3.1.2. 최적 가중치 탐색 실증분석

식 (3.1)을 목적함수로 하여 ESI 구성요소들의 가중치를 최적화한 모형 (ESI.1 모형)과 기존 한국은행에서 선정된 가중치를 이용한 ESI 모형 (ESI.0 모형)의 예측오차를 비교해 본 결과 ESI.1 모형이 기존 한국은행 가중치를 사용한 ESI.0 모형에 비해 테스트 구간에서의 예측오차 RMSE, MAE, 그리고 MAPE 모두 약간씩 크다는 것을 알 수 있었다 (Table 3.1). 한편, Figure 3.1은 테스트 구간에서의 ESI.0 모형과 ESI.1 모형의 예측오차를 보여주고 있다. 여기서 특이한 점은 테스트 구간 중 2011년까지는 ESI.1 모형에 비해 기존의 한국은행 가중치 모형인 ESI.0의 예측오차가 다소 크지만, 2012년부터

는 조금씩 작아지고 있다는 점이다. 이는 장기간의 트레이닝 구간을 사용하는 정적 가중치 최적화 모형의 경우, 모든 구간에서 어느 한 모형이 지속적으로 좋은 성과를 내기 어렵다는 사실을 보여주는 것인데, 이를 보면 동적 가중치 최적화 모형을 고려할 필요성이 있다고 판단할 수 있다.

앞서 언급한 것처럼 정적 최적 가중치 탐색방법의 예측성과는 기존의 ESI보다 평균적으로 좋지 않았기 때문에 정적 가중치 최적화 방식이 아닌 트레이닝 구간과 테스트 구간을 시간의 흐름에 따라 이동시키는 동적 가중치 최적화 방식을 이용하여 가중치 탐색 작업을 수행하고자 한다. 이 동적 가중치 최적화 탐색 방법은 슬라이딩 윈도우 방법(sliding window method) 혹은 무빙 윈도우 방법(moving window method)이라고 불리고 있으며, 시계열 자료 분석이나 예측에 있어서 매우 유용한 방법으로 알려져 있다(Jang 등, 1993; Cheong과 Oh, 2014; Chung과 Oh, 2014). 본 연구에서는 Figure 3.2와 같이 전체 테스트 구간을 1년씩 총 4회 이동하면서 각각의 윈도우에서 가중치를 따로 탐색하는 슬라이딩 윈도우 방법을 적용하였다. Table 3.2은 각 윈도우 별 트레이닝 구간과 테스트 구간을 보여주고 있다.

Table 3.1 Prediction error of ESI.0 and ESI.1 for the testing period

	RMSE*	MAE**	MAPE***
ESI.0	0.810	0.646	85.878
ESI.1	0.820	0.691	87.947

*, **, *** Refer to Table 2.3.

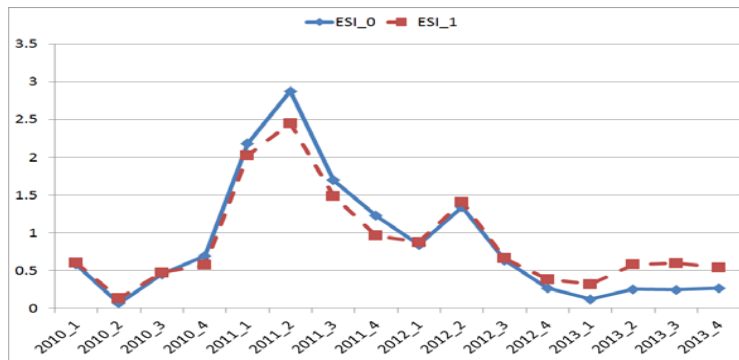


Figure 3.1 MAPE of ESI.0 and ESI.1 for the testing period

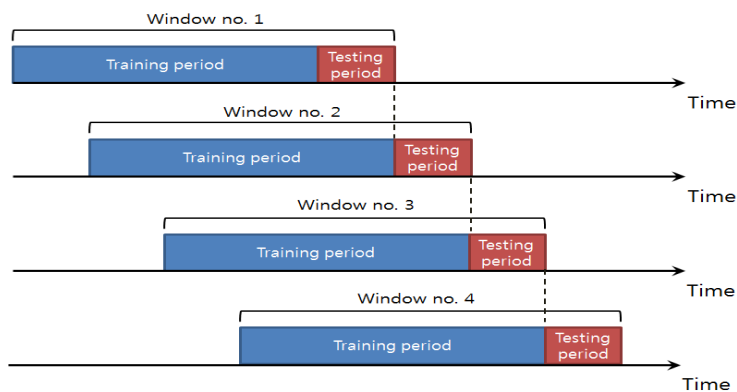


Figure 3.2 The scheme of sliding window method

Table 3.2 Training and testing periods for each window

window no.	training period	testing period
window no.1	the first quarter of 2003 ~ the fourth quarter of 2009	the first quarter of 2010 ~ the fourth quarter of 2010
window no.2	the first quarter of 2004 ~ the fourth quarter of 2010	the first quarter of 2011 ~ the fourth quarter of 2011
window no.3	the first quarter of 2005 ~ the fourth quarter of 2011	the first quarter of 2012 ~ the fourth quarter of 2012
window no.4	the first quarter of 2006 ~ the fourth quarter of 2012	the first quarter of 2013 ~ the fourth quarter of 2013

Table 3.3 Weights of ESI.2 for each window during training period

window no.	Variable	Weight	window no.	Variable	Weight
window no.1	Expectation of sales growth	0.090	window no.2	Expectation of sales growth	0.112
	Expectation of operation ratio	0.000		Expectation of operation ratio	0.000
	Expectation of financial situation	0.448		Expectation of financial situation	0.159
	Expectation of business conditions	0.112		Expectation of business conditions	0.197
	Expectation of financial situation	0.079		Expectation of financial situation	0.239
	Expected changes in total household income	0.271		Expected changes in total household income	0.158
	Spending plans	0.000		Spending plans	0.135
	Total	1.000		Total	1.000
window no.3	Expectation of sales growth	0.000	window no.4	Expectation of sales growth	0.000
	Expectation of operation ratio	0.000		Expectation of operation ratio	0.000
	Expectation of financial situation	0.170		Expectation of financial situation	0.119
	Expectation of business conditions	0.313		Expectation of business conditions	0.557
	Expectation of financial situation	0.113		Expectation of financial situation	0.000
	Expected changes in total household income	0.404		Expected changes in total household income	0.324
	Spending plans	0.000		Spending plans	0.000
	Total	1.000		Total	1.000

한편 Table 3.3는 슬라이딩 윈도우 방법을 적용한 동적 최적 가중치 탐색 모형 (ESI.2)의 각 윈도우 별 트레이닝 구간의 7개 ESI 구성항목들의 가중치를 보여주고 있다. 이에 따르면 첫 번째 window의 제조업 자금사정 전망에 대한 가중치가 가장 높다. 이는 트레이닝 구간에 포함된 2008년과 2009년에 제조업 자금사정 실적지수가 한국은행의 관련 통계 작성 이후 최악으로 나빠졌고 이는 같은 기간 중 GDP 성장률이 급락하는 현상과 밀접한 관련이 있기 때문으로 판단된다. 또한 네 번째 window의 비제조업 업황 전망에 대한 가중치가 가장 높게 나타난 것도 유사한 맥락에서 해석할 수 있다. 즉 트레이닝 구간 중인 2012년에 비제조업 업황 BSI가 33개월만에 최악일 정도로 악화되고 실제 그 기간에 내수업종이 몰려있는 비제조업 체감경기가 매우 좋지 않았는데, 이러한 상황이 같은 기간 GDP의 급락과 밀접히 관련되었을 것으로 보는 것이다.

마지막으로 모든 window에서 가계수입 전망이 비교적 중요한 변수로 꾸준히 선택되고 있는 것은 가계수입 전망이 소비자들의 급여 및 노동시장 상황과 밀접히 관련되어 있으면서 GDP와도 높은 상관관계를 유지하기 때문으로 분석된다. 이상과 같은 분석 결과는 ESI 구성 항목들의 적절한 가중치가 실제 단기간의 경제상황에 따라 변동할 수 있음을 보여주는 것으로 볼 수 있는데, 그렇다면 결과적으로 본 논문에서 시도하고 있는 동적 최적 가중치 탐색 방법이 유용한 접근법을 의미하는 것으로 해석할 수 있다.

Figure 3.3과 Table 3.4은 각각 테스트 구간에서의 실제 GDP와 ESI.0 및 ESI.2 표준화 지수의 변동과, 테스트 구간에서의 모형별 예측오차의 변동 추이를 보여주고 있다. 여기서 알 수 있는 중요한 사실은 동적 최적 가중치 탐색 방법을 이용한 ESI.2 모형이 기존의 한국은행 가중치를 사용한 ESI.0 모형보다 더 좋은 경기예측력을 보여주고 있다는 점이다.

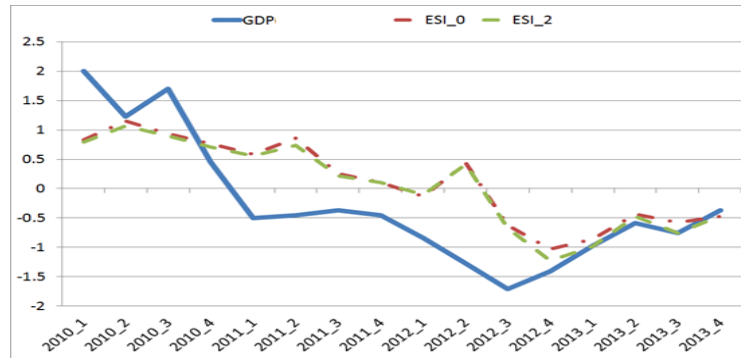


Figure 3.3 Standard index of GDP, ESI.0 and ESI.2 for the testing period

Table 3.4 Prediction error of ESI.0 and ESI.2 for the testing period

	RMSE *	MAE**	MAPE***
ESI.0	0.810	0.646	85.878
ESI.2	0.788	0.606	79.514

*, **, *** Refer to Table 2.3.

한편 Figure 3.4를 보면, 테스트 구간에서 ESI.2 모형의 예측력이 ESI.0 모형보다 전체적으로 좋아진 것을 알 수 있으며, 거의 모든 구간에서 ESI.2 모형의 예측오차가 ESI.0 모형보다 좋은 것 또한 알 수 있다. 그러나 슬라이딩 윈도우 방식을 적용한 ESI.2 모형에서 구성 항목의 가중치들이 각 window 구간마다 큰 변동을 나타내고 있다는 사실도 알 수 있다. 이러한 가중치들의 민감도는 경기 예측력 향상과 경기상황을 반영한 가중치들의 부여라는 장점에도 불구하고 모형의 안정성측면에서 단점으로 지적될 수 있다. 따라서 기존의 한국은행 선정 가중치를 바탕으로 제약조건을 고려한 동적 가중치 최적화를 시도하여 가중치들의 민감도를 줄여보고자 하였다.

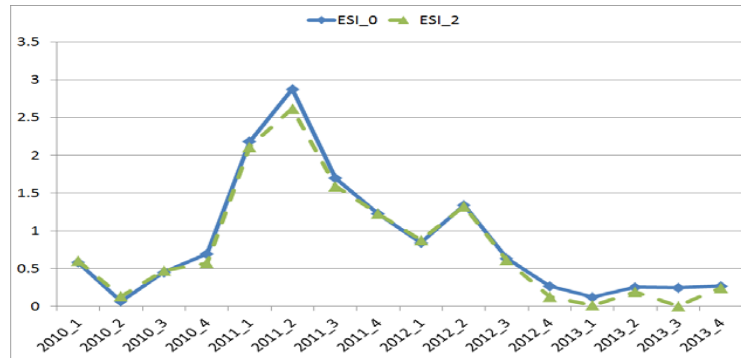


Figure 3.4 MAPE of ESI.0 and ESI.2 for the testing period

앞 절의 Table 2.1에서 살펴보았듯이, ESI 작성 시 한국은행은 제조업 BSI 구성요소에 0.45, 비제조업 BSI 구성요소에 0.3, 그리고 CSI 구성요소에 0.25 씩의 비중을 두고 가중치를 부여하고 있다. 이러한 기존의 가중치를 제약조건으로 이용하여 각 구성요소의 가중치 민감도가 완화될 수 있도록 ESI.3 모형을 구축해 보았다. Table 3.3와 Table 3.5를 비교해 보면, 각 window에서 ESI.2 모형에 비해 ESI.3 모형의 구성항목별 가중치의 민감도가 줄어들어 기존의 가중치 변동성 문제를 어느 정도 보완해주는 것으로 판단할 수 있다. 그러나 Table 3.6을 보면 ESI.3 모형의 예측오차가 ESI.2 모형의 예측오차보다

다소 큰 것을 알 수 있다. 이러한 사실을 통해 가중치의 민감도를 줄여주는 측면에서는 ESI.3 모형이 더욱 우수하다고 할 수 있으나, 경기예측력 측면에서는 ESI.2모형에 비해 우수하지 못한 것으로 판단할 수 있다.

Figure 3.5는 테스트 구간에서의 실제 GDP와 ESI.2 및 ESI.3 표준화 지수 그래프를 보여주고 있으며, Figure 3.6은 테스트 구간에서의 ESI.2와 ESI.3 모형의 예측오차를 나타내고 있다. 이를 통해 제약 조건을 고려한 동적 가중치 최적화 모형인 ESI.3가 제약조건을 고려하지 않은 ESI.2 모형에 비해서 경기 예측력 측면에서는 민감하게 반응하지 못하는 사실을 알 수 있다.

Table 3.5 Weights of ESI.3 for each window during training period

window no.	Variable	Weight	window no.	Variable	Weight		
window no.1	Manufacturing BSI	Expectation of sales growth	0.178	Manufacturing BSI	Expectation of sales growth	0.112	
		Expectation of operation ratio	0.000		Expectation of operation ratio	0.000	
		Expectation of financial situation	0.302		Expectation of financial situation	0.338	
		total	0.450		total	0.450	
	Nonmanufacturing BSI	Expectation of business conditions	0.144	Nonmanufacturing BSI	Expectation of business conditions	0.183	
		Expectation of financial situation	0.156		Expectation of financial situation	1.117	
		total	0.300		total	0.300	
	CSI	Expected changes in total household income	0.250	CSI	Expected changes in total household income	0.143	
		Spending plans	0.000		Spending plans	0.107	
		total	0.250		total	0.250	
	window no.3	Manufacturing BSI	Expectation of sales growth	0.020	Manufacturing BSI	Expectation of sales growth	0.065
			Expectation of operation ratio	0.100		Expectation of operation ratio	0.120
Expectation of financial situation			0.330	Expectation of financial situation		0.265	
total			0.450	total		0.450	
Nonmanufacturing BSI		Expectation of business conditions	0.284	Nonmanufacturing BSI	Expectation of business conditions	0.300	
		Expectation of financial situation	0.016		Expectation of financial situation	0.000	
		total	0.300		total	0.300	
CSI		Expected changes in total household income	0.250	CSI	Expected changes in total household income	0.250	
		Spending plans	0.000		Spending plans	0.000	
		total	0.250		total	0.250	

Table 3.6 Prediction error of ESI.2 and ESI.3 for the testing period

	RMSE*	MAE**	MAPE***
ESI.2	0.788	0.606	79.514
ESI.3	0.793	0.632	81.728

*, **, *** Refer to Table 2.3.

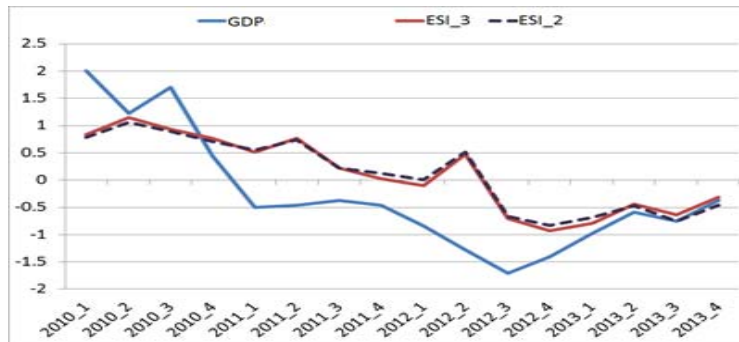


Figure 3.5 Standard index of GDP, ESI.2 and ESI.3 for the testing period

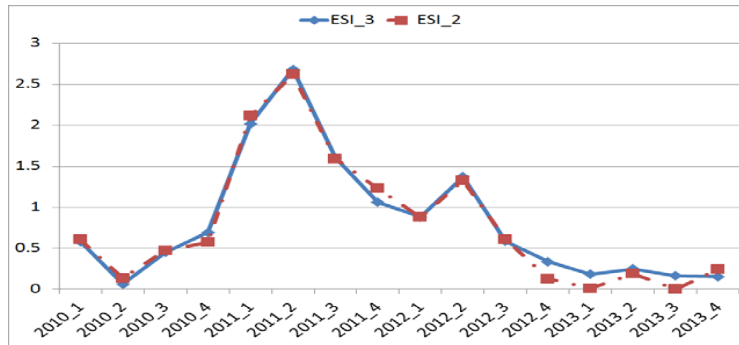


Figure 3.6 MAPE of ESI.2 and ESI.3 for the testing period

3.2. ESI 구성항목들의 최적 가중치 탐색 결과 요약

Table 3.7은 지금까지 본 연구에서 고려한 가중치 최적화 모형들과 한국은행의 ESI 모형과의 경기예측력을 비교하기 위해 각 모형별 GDP 예측오차를 정리한 것이다. 또한 대표적인 벤치마크로 사용할 수 있는 GDP 임의보행모형의 예측오차를 추가적으로 산출하여 제시하였다. Figure 3.7은 테스트 기간에서의 가중치 탐색 모형별 예측오차를 나타내고 있다.

Table 3.7 Prediction errors of each ESI model for the testing period

	RMSE*	MAE**	MAPE***
ESI.0	0.810	0.646	85.878
ESI.1	0.820	0.691	87.947
ESI.2	0.788	0.606	79.514
ESI.3	0.793	0.632	81.728
GDP random walk model	1.006	0.725	1512.197

*, **, *** Refer to Table 2.3.

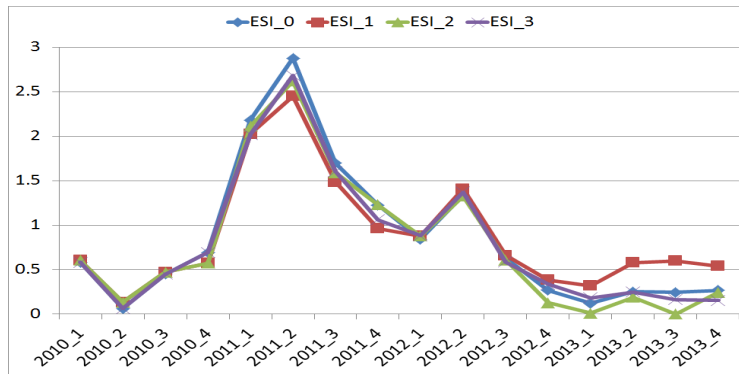


Figure 3.7 MAPE of each ESI model for the testing period

Table 3.7과 Figure 3.7에서 알 수 있듯이 비교모형 중에서 제약조건을 고려하지 않은 동적 가중치 최적화 모형인 ESI.2의 경기예측력이 가장 좋은 것으로 나타났다. 또한 동적 가중치 최적화 모형들인 ESI.2 모형과 ESI.3 모형을 비교해보면 제약조건을 고려한 ESI.3 모형은 ESI.2모형 보다는 예측오차가 크지만 기존 한국은행모형인 ESI.0 보다는 예측오차가 줄어든 것을 알 수 있어, 가중치의 민감도를 줄이는 방법으로 매우 유용함을 시사하고 있다.

실제로 한국은행에서는 ESI 가중치를 부여함에 있어 동적인자모형 (dynamic factor model)의 사용이 구성항목과 가중치 부여의 임의성을 피할 수 있음을 장점으로 논의하고 있으나, 모형의 통계적/기술적 속성에 의존한 모형의 재추정과 과거 시계열의 지속적 수정을 단점으로 꼽고 있다. 그러나 본 연구에서 제안한 동적 최적 가중치 탐색은 슬라이딩 윈도우 방식인 일정기간 (트레이닝 구간)을 기준으로 특정 기간 (테스팅 구간)을 동적으로 평가하기 때문에 과거 시계열을 소급해서 고쳐 나아가야 하는 번거로움이 없다. 따라서 동적인자모형에서의 단점을 어느 정도 해결할 수 있다고 판단된다. 또한 동적 최적 가중치 탐색방법을 7개의 구성요소 외에 더욱 많은 후보 항목들에 적용한다면 가중치 탐색은 물론, Table 3.3과 Table 3.5에서 볼 수 있듯이 가중치가 0에 가까운 후보 항목들을 제거한다면 변수선택의 효과도 있을 것으로 판단된다.

4. 요약 및 결론

경기 동향에 대한 기업이나 가계 등 민간 본 연구에서는 효과적인 경기동향 판단 및 경기예측의 필요성의 관점에서 현재 한국은행에서 편제하고 있는 ESI의 유용성을 평가하고 그것의 개선방안을 모색해 보았다.

분석 결과 경기예측지수로서 기존의 한국은행 ESI 모형은 상당히 유용한 역할을 하고 있는 것으로 판단되었다. 경기예측력 측면에서 GDP에 대해 높은 설명력과 선행성을 보이는 장점을 가지고 있기 때문이다. 그러나 ESI의 편제방식에서 구성항목들에 대한 획일적인 가중치 부여 방식보다는 BSI와 CSI의 구성항목에 대해 가중치를 신축적으로 부여 방법 등 추가적인 검토가 필요하다고 보았다.

이에 따라 본 연구에서는 GDP에 대한 예측오차를 최소화하기 위한 최적 가중치 탐색방법을 제안하였다. 실증분석 결과, ESI 구성요소의 최적 가중치 탐색과정에 있어서 슬라이딩 윈도우 방법을 이용한 동적 최적 가중치 탐색 방법은 기존 ESI의 구성방식을 보완할 수 있으며, 경제상황을 고려하여 ESI 구성항목들의 가중치를 부여할 수 있는 유용한 분석방법일 수 있다고 판단되었다. 그러나 동적 최적 가중치 탐색 방법은 각 윈도우별로 최적화된 가중치가 경제 상황변화에 다소 민감한 양상을 보이고 있는데, 이는 제약조건을 고려한 최적화 과정을 통해 어느 정도 축소될 수 있다고 판단된다. 특히 경기 침체기와 호황기 가중치 값의 변동은 불가피한 사항임을 감안할 때 동적 가중치 탐색 방식이 좀 더 현실적인 경기 지수 편제방식이라 볼 수 있다.

그러나 이와 관련하여 ESI가 민간의 경제상황에 대한 인식을 종합적으로 파악하기 위하여 기업 및 소비자의 심리지수를 합성한 지표인 만큼 GDP에 대한 예측오차를 최소화하는 것에만 초점을 맞춰 가중치를 매번 큰 폭으로 수정하는 것이 바람직하지 않거나 가중치 변동에 대한 경제적 측면에서의 설명이 어려울 수 있다는 점 등을 들어 동적 가중치 탐색 방식의 적용에 신중을 기할 필요가 있다.

한편 향후 보완 또는 추가적인 연구가 이루어져야 할 사항도 있다. 첫째, 본 연구에서는 2010년부터 2013년까지의 기간을 테스팅 구간으로 설정하였으나 좀 더 다양한 테스팅 구간에서 결과를 도출하고 그 결과를 비교 평가하는 작업이 있어야 할 것으로 판단된다. 둘째, 동적 최적 가중치 탐색을 위한 슬라이딩 윈도우 방법의 적용 시 트레이닝 구간과 테스팅 구간을 다양하게 바꾸어가며 분석하는 과정도 보완될 필요가 있다. 그리고 동적 가중치 최적화 실험 과정에서 예측오차 최소화와 가중치의 민감도는 서로 상충관계(trade-off)에 있는 것으로 나타났는데, 이 두 가지 쟁점을 적절하게 해결할 수 있는 실험이 추가적으로 수행된다면 더욱 의미 있는 결과를 도출할 수 있을 것으로 기대된다.

<부 록>

Generalized Reduced Gradient (GRG) Method

GRG 최적화 방법은 등호제약조건 (equality constraints)을 가지는 문제를 해결하기 위해 Gabriele와 Ragsdell (1977)이 제안한 방법이다. 대부분의 비선형계 문제에서도 잘 작동한다고 알려져 있어 비선형 최적화 방법으로 널리 사용되고 있다. 이러한 GRG 방법의 간략한 최적화 과정은 다음과 같다.

(1) 독립변수 Y 와 종속변수 Z 로 구성된 초기 벡터 X 를 설정한다.

$$y = \begin{Bmatrix} Y \\ Z \end{Bmatrix}, Y = \begin{Bmatrix} y_1 \\ \dots \\ y_{n-l} \end{Bmatrix}, Z = \begin{Bmatrix} z_1 \\ \dots \\ z_{m+l} \end{Bmatrix}$$

(2) 다음과 같이 주어지는 일반화된 환산경사도 (generalized reduced gradient) G_R 을 계산한다.

$$G_R = \nabla_Y f - ([D]^{-1}[C])^T \nabla_Z f$$

여기서, f 는 목적함수, g 는 제약조건 함수이며

$$[C] = \begin{Bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial y_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial g_{m+l}}{\partial y_{n-l}} \end{Bmatrix}, [D] = \begin{Bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial z_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial g_{m+l}}{\partial z_{m+l}} \end{Bmatrix}, \nabla_Y f = \begin{Bmatrix} \frac{\partial f}{\partial y_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial y_{n-l}} \end{Bmatrix}, \nabla_Z f = \begin{Bmatrix} \frac{\partial f}{\partial z_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial z_{m+l}} \end{Bmatrix}$$

(3) 수렴여부를 검토하여 G_R 의 모든 성분이 0에 접근하면, 현 단계의 벡터 X 를 최적해로 선정한다. 수렴조건으로 다음과 같은 식을 사용한다.

$$|G_R| \leq \alpha$$

여기서, α 는 충분히 작은 수이며, 이 식이 만족되지 않으며 다음 단계로 넘어간다.

(4) 다음과 같은 탐색방향 S 를 결정한다.

$$S = -G_R$$

(5) 탐색방향 S 를 따라 최소값을 가지는 k^* 를 찾는다.

(6) 다음과 같은 새로운 벡터 X' 를 찾는다.

$$y = \begin{Bmatrix} Y + dY \\ Z + dZ \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} Y + k^*S \\ Z + k^*T \end{Bmatrix}$$

(7) X' 를 새로운 벡터 X 로 하여 (1)단계로 되돌아간다.

References

- Adamowicz, E., Dudek, S. and Walczyk, K. (2004). The usefulness of business surveys data for short-term forecasting. *27th CIRET Conference*, Warsaw.
- Cheong, D. and Oh, K. J. (2014). Using cluster analysis and genetic algorithm to develop portfolio investment strategy based on investor information. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **25**, 107-117

- Chung, S. H. and Oh, K. J. (2014). Using genetic algorithm to optimize rough set strategy in KOSPI200 futures market, *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **25**, 281-292.
- Claveria, O., Pons, E. and Ramos, R. (2004). Business and consumer expectations: Are they useful for forecasting? *27th CIRET Conference*, Warsaw.
- European Commission (1997). The joint harmonized EU programme of business and consumer surveys: User-guide, European Commission, Brussels.
- European Commission (2003). The joint harmonized EU programme of business and consumer surveys: User-guide, European Commission, Brussels.
- Gabriele, G. A. and Ragsdell, K. M. (1977). The generalized reduced gradient method: A reliable tool for optimal design. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, **99**, 394-400.
- Hild, F. (2007). A new synthetic indicator taking into account the dynamics of individual responses to the business tendency surveys. *28th CIRET Conference*, Rome.
- Jang, G. S., Lai, F., Jiang, B. W., Pan, C. C. and Chien, L. H. (1993). Intelligent stock trading system with price trend prediction and reversal recognition using dual-module neural networks. *Applied Intelligence*, **3**, 225-248.
- Kim, C. (2006). Construction and introduction of an economic sentiment indicator. *Quarterly National Accounts Review*, **24**, 85-105.
- Kim, S. (2012). The relation between economic sentiment indicator and economy. *Journal of Economics and Business*, **31**, 1-14.
- Moon, H. (2011). Construction of an economic sentiment indicator for the Korean economy. *The Korean Journal of Applied Statistics*, **24**, 745-758.
- The Bank of Korea. (2014). *An easy explanation of economic indicators*, 263-264, The Bank of Korea, Seoul.

A study on the improvement of the economic sentiment index for the Korean economy[†]

Chiho Kim¹ · Tae Yoon Kim² · Inho Park³ · Jae Joon Ahn⁴

¹Department of Economics, Soongsil University

²Department of Statistics, Keimyung University

³Department of Statistics, Pukyong University

⁴Department of Information and Statistics, Yonsei University

Received 18 September 2015, revised 12 October 2015, accepted 14 October 2015

Abstract

In order to effectively understand the perception of businesses and consumers, the Bank of Korea has released Economic Sentiment Index (ESI), a composite indicator of business survey index (BSI) and consumer survey index (CSI), since 2102. The usefulness of ESI has been widely recognized. However, there exists a margin for improvement in terms of its predictive power. In this study, we evaluated the usefulness of ESI and improved the ESI by complementing its defaults. Our results of empirical analysis proved that dynamic optimal weight navigation process using the sliding window method is very useful in determining the optimal weights of configurations item of ESI based on economic situation.

Keywords: Business survey index, consumer survey index, economic sentiment index, optimal weight, sliding window method.

[†] This research was supported by the Bank of Korea in 2014.

¹ Professor, Department of Economics, Soongsil University, Seoul 156-743, Korea.

² Professor, Department of Statistics, Keimyung University, Daegu 704-701, Korea.

³ Associate professor, Department of Statistics, Pukyong University, Busan 608-737, Korea.

⁴ Corresponding author: Assistant professor, Department of Information and Statistics, Yonsei University, Wonju 220-710, Korea. E-mail: ahn2615@yonsei.ac.kr