

Employment Trend-Cycle Decomposition and Forecast*

Kyu Ho Kang[†] Samil Oh[‡]

Abstract This study aims to decompose recent employment fluctuations in Korea into structural and cyclical components and forecast future employment trends. To achieve this, we develop and estimate a trend-cycle hidden factor model that incorporates Korea's macroeconomic environment and demographic structure. Within the model, employment is modeled as the sum of a unit root process (trend) and a stationary process (cycle). The trend and cycle are each designed to have a dynamic correlation with key macroeconomic variables and demographic structure. The main results are threefold. First, the cyclical component of employment for all ages as of the fourth quarter of 2023 is estimated at 150,000 and 130,000 for those under 60. Second, the trend of employment for all ages and those under 60 is mainly determined by the population growth rate and aging rather than the potential growth rate. On the other hand, the cyclical component is closely related to the GDP gap and economic sentiment index. Finally, employment for all ages is expected to increase by 228,000 by the end of 2024, of which 74,000 is cyclical. On the other hand, employment for those under 60 is expected to decrease by 115,000, but the cyclical component is 56,000, indicating that employment is expected to exceed the trend.

Keywords Population aging, business cycles, state-space model.

JEL Classification C32, J11, J82.

*The views expressed in this study are those of the authors and do not necessarily reflect the official views of the Bank of Korea.

[†]Corresponding author. Department of Economics, Korea University, 145 Anamro Seongbuk-gu, Seoul, Republic of Korea 02841. E-mail: kyuho@korea.ac.kr.

[‡]Research Department, Bank of Korea, 39 Namdaemun-ro, Jung-gu, Seoul, Republic of Korea 04531. E-mail: samil.oh@bok.or.kr.

취업자수 추세-순환 분해와 전망*

강규호[†]

오삼일[‡]

Abstract 본 연구의 목적은 최근 우리나라 취업자수 변동을 구조적 요인에 의한 변동과 경기에 의한 일시적 변동으로 분해하고, 향후 취업자수를 전망하는 것이다. 이를 위해 우리나라 거시경제환경과 인구구조를 반영한 추세-순환은닉인자모형을 개발하고 추정한다. 모형 내에서 취업자수는 단위근 과정인 추세와 안정계열인 순환의 합으로 구성된다. 추세와 순환은 각각 주요 거시변수 및 인구구조와 동태적 상관관계를 갖도록 하였다. 주요 연구결과는 세 가지이다. 첫째, 2023년 4분기 시점 전 연령 취업자수 순환치는 15만명, 60세 미만의 경우는 13만명으로 추정된다. 이는 최근 노동시장 상황이 양적인 측면에서 추세를 상회하는 양호한 상황임을 나타낸다. 둘째, 전 연령과 60세 미만 취업자수 추세는 주로 잠재성장률 보다 인구증가율과 고령화에 의해 결정된다. 반면 순환치는 경기변동을 대변하는 GDP 갭과 경제심리지수와 밀접히 관련되어 있으며, 실업율의 영향은 통계적으로 유의하지 않았다. 마지막으로, 전 연령 취업자수는 2024년 말까지 22만 8천명 가량 증가하고 이중 순환치는 7만 4천명이다, 한편 60세 미만 취업자수는 오히려 11만 5천명 가량 감소하겠지만, 순환치는 5만 6천명으로 취업자수가 추세를 웃돌 것으로 예상된다. 우리나라 취업자수는 인구구조로부터 크게 영향을 받으므로 정책당국은 취업자수가 아니라 현재 취업자수 순환치나 순환치 전망에 근거하여 노동시장을 판단하고 경기안정화정책을 실시할 필요가 있다.

Keywords 인구구조, 경기변동, 상태공간모형.

JEL Classification C32, J11, J82.

*본 연구는 한국은행과 고려대학교 (K2420361)의 재정지원을 받아 작성되었습니다. 본 연구 내용은 집필자들의 개인의견이며 한국은행의 공식견해와는 무관합니다.

[†]교신저자. 고려대학교 경제학과, 서울특별시 성북구 안암로 145 02841. E-mail: kyuh@korea.ac.kr.

[‡]한국은행 조사국 고용분석팀, 서울특별시 중구 남대문로 39 04531. E-mail: samil.oh@bok.or.kr.

1. 서론

팬데믹 이후 지난 몇 년간 취업자수 증가 규모의 단기 변동성이 커지고 있다. 2020년 취업자수는 전년대비 22만명 감소하였으나 리오프닝 효과 등으로 2022년에는 82만명, 2023년에는 33만명 증가하였다. 그리고 많은 전망기관들이 2024년 취업자수 증가 규모를 20만명대로 전망하고 있다. 이를 고용부진으로 해석해야 할까?

지난 20년간 한국경제는 평균적으로 매년 30만개 이상의 일자리를 창출하였다. 구체적으로 취업자수 증가규모가 2000-2009년 중 연평균 34만명, 2010-2019년 중에도 연평균 34만명을 기록하였다. 이렇듯 장기 시계에서 상당히 안정적인 규모의 일자리를 창출할 수 있었던 것은 기본적으로 인구가 꾸준히 증가를 해 온 요인이 크다.

그러나 앞으로는 인구가 감소 추세로 전환하면서 인구변화가 취업자수 규모에 중요 결정 요인으로 작용할 것이다. 구체적으로 통계청 장래인구추계에 따르면 우리나라 생산가능인구¹(working age population)은 2020년 3,738만명에서 2040년 2,852만명, 2060년 2,066만명으로 줄어들 전망이다. 2020년과 비교할 때 2040년에는 886만명, 2060년에는 1,672만명이 사라지는 셈이다.

정부는 매년 일정 규모의 일자리 창출을 지원하면서 경기 위축으로 취업자수 증가폭이 추세 혹은 균형수준보다 작을 경우에는 추가적인 고용안정 대책을 세우는 방식으로 대응하게 된다. 그렇기에 인구가 추세적으로 감소하는 전환 시점에서는 중기 시계에서 취업자수 추세를 정확히 파악하는 것이 매우 중요해졌다.

본 연구는 이런 문제의식에서 우리나라 취업자수 증가를 구조적 요인에 의한 변동과 경기에 의한 일시적 변동으로 분해하는 작업을 시도하였다. 이를 위해 우리나라 거시경제환경과 인구구조를 반영한 추세-순환 은닉인자모형을 개발하고 추정한다. 구체적으로 추세-순환 분해와 더불어 신뢰할 만한 전망결과 도출이 가능하도록 VAR 모형과 은닉인자 모형을 결합한 모형을 제안한다. 모형 내에서 취업자수는 단위근 과정인 추세와 안정계열인 순환의 합으로 구성되며, 추세와 순환은 각각 주요 거시변수 및 인구구조와 동태적 상관관계를 갖도록 하였다.

주요 연구결과는 크게 세 가지이다. 첫째, 2023년 4분기 시점에서 전 연령 취업자수 순환치는 15만명, 60세 미만의 경우는 13만명으로 추정된다. 이는 최근 노동시장 상황이 양적인 측면에서 추세를 상회하는 양호한 상황임을 나타낸다. 둘째, 전 연령과 60세 미만 취업자수 추세는 주로 잠재성장률 보다

¹만 15세 64세에 해당하는 인구를 나타낸다.

인구증가율과 고령화에 의해 결정된다. 반면 순환치는 경기변동을 대변하는 GDP 갭과 경제심리지수와 밀접히 관련되어 있으며, 실업율의 영향은 통계적으로 유의하지 않았다.

마지막으로, 전 연령 취업자수는 2024년 말까지 22만 8천명 가량 증가하고 이중 순환치는 7만 4천명이다, 한편 60세 미만 취업자수는 오히려 11만 5천명 가량 감소하겠지만, 순환치는 5만 6천명으로 취업자수가 추세를 웃돌 것으로 예상된다. 종합해보면 우리나라 취업자수는 인구구조로부터 크게 영향을 받으므로 정책당국은 취업자수가 아니라 현재 취업자수 순환치나 순환치 전망에 근거하여 노동시장을 판단하고 경기안정화정책을 실시할 필요가 있다.

본 연구의 기여도는 학술적인 면보다는 상대적으로 정책적인 면에 있다. 이 연구의 동기는 취업자수의 변동을 추세와 순환으로 분해하고 이를 정부와 한국은행의 정책적 대응방안 마련에 활용하기 위함이다. 특히 경기안정화가 주요 정책목표 중 하나인 중앙은행 입장에서 통화정책 의사결정에 중요한 정보는 취업자 수 변동 중 중앙은행이 대응가능한 순환치의 크기이기 때문이다. 이러한 연구목표를 달성하기 위해 본 연구는 관측치가 누적되더라도 안정적으로 추세-순환 분해가 가능한 은닉인자모형을 고안하였으며, 이 모형이 앞으로 중앙은행의 고용시장 분석에 지속적으로 활용될 것으로 기대한다.

한편 연구진행 과정에서 취업자수를 추세-순환 분해한 기존 문헌을 찾기는 대단히 어려웠다는 점을 밝히고 싶다. 당연히 실업율에 대한 기존 연구는 셀 수도 없이 많으나, 통계의 특성상 취업자수에 관한 연구는 경제활동인구와도 대단히 밀접하게 관련되어 있다. 하지만 경제활동인구와 실업률(또는 고용율)을 동시에 분석한 국내외 학술논문을 찾기 어려워 기존 문헌 검토를 하지 못하였다. 이는 본 연구주제가 경제이론에 대한 검증과 같은 학술적 성격보다는 정책적이고 실무적인 성격이 강하기 때문으로 사료된다. 결과적으로 저자들이 아는 한 본 연구는 취업자 수를 대상으로 추세-순환 분해하고 결정요인을 분석한 첫 연구사례이다. 본 논문은 한국은행을 비롯한 정책당국이 향후 한국의 취업자 수를 보다 면밀히 모니터링하기 위해 보다 정교하고 정확한 추세-순환 분해 모형이나 추정방법을 개발하는 데 참고가 될 만한 의미있는 연구성과라고 볼 수 있다. 한편 취업자수 전망에 대해서는 한국노동연구원이 반기마다 고용·노동브리프를 통해 전망결과를 공표하고 있다. 본 고에서도 본 연구의 전망결과를 한국노동연구원의 전망결과를 비교한다. 다만 고용·노동브리프에 전망방법이나 전망에 사용된 자료 등이 구체적으로 소개되어 있지 않아 본 연구와의 유사점과 차별점을 논하지 않는다.

하지만 인구고령화와 고용에 관한 연구는 중국과 일본을 중심으로 많이 이뤄졌다. 우선 중국에 대한 대표적인 연구로 Zuo *et al.* (2017)가 있는데, 이

연구에 의하면 인구가 고령화되면 노동력의 공급이 줄어들고, 이로 인해 노동 비용이 상승할 것이며, 이는 결국 중국의 경제성장에 상당한 걸림돌이 될 가능성이 있음을 지적한다. Matsukura *et al.* (2007)은 일본은 낮은 출산율과 늘어나는 평균 수명으로 인해 인구 고령화가 빠르게 진행되었는데, 이러한 인구 구조 변화는 경제 성장을 낮추고, 저축률을 높이며, 노동 생산성이 저해하는 효과가 있음을 보였다. 위 연구들과 비교하여 본 연구는 이러한 인구구조변화를 명시적으로 모형에 반영하여 취업자수 추세를 정량적으로 추정했다는 데 학술적 기여하는 바가 있다.

이하 본 연구는 다음과 같이 구성된다. 제 2절에서는 취업자수를 추세와 순환으로 분해하는 시계열 전망 모형을 제시한다. 제 3절에서는 베이지언 방법론을 활용하여 모형에 포함된 파라미터를 추정한다. 제 4절에서는 모형에 기반한 추정 결과들을 제시하고, 제 5절에서는 결론 및 정책적 시사점으로 마무리한다.

2. 모형

이 절에서는 본 연구목적 달성을 위한 시계열 모형을 제시한다. 연구목적상 모형은 두 가지 조건을 모두 만족해야 한다. 첫째, 취업자수가 추세와 순환으로 안정적으로 분해되고, 추세와 순환의 결정요인분석이 가능해야 한다. 둘째, 미래 취업자수에 대한 장단기 점예측과 구간 예측이 가능해야 하며, 신뢰할 만한 정확도를 담보할 수 있는 전망모형이어야 한다.

이에 본 연구는 은닉인자모형과 고차원 VAR를 결합한 시계열 모형을 제시하고자 한다. 표준적인 은닉인자모형은 일반적으로 일변수 모형이고, 추세-순환 분해에 전통적으로 널리 사용되어 왔다. 하지만 은닉인자모형을 이용한 대부분의 기존 연구는 이 모형을 추세-순환 분해 목적으로만 제한적으로 사용하였으며 예측에는 활용하지 않는다. 이는 애초에 연구목적 자체가 현재 경기 상황 판단을 위한 추세-순환 분해에 국한되는 경우가 대부분이기 때문이다. 또한, 외생적인 예측변수를 거의 활용하지 않기 때문에 VAR 모형과 비교하여 상대적으로 만족할 만한 예측정확도를 기대하기 어렵기 때문이기도 하다. 따라서 본 연구는 추세-순환 분해와 더불어 신뢰할 만한 전망결과 도출이 가능하도록 VAR 모형과 은닉인자모형을 결합한 모형을 제안한다. 그런 다음, 표본외 예측력을 기준으로 광범위한 튜닝을 실시하고, 예측력이 담보된 모형을 사용하여 추세와 순환의 결정요인을 분석한다.

우선 E_t 는 t 시점의 로그 취업자수를 나타내며, 추세(E_t^*)와 순환(C_t)으로 분

해된다고 가정한다.²

$$E_t = E_t^* + C_t. \quad (1)$$

여기서 로그 취업자수의 추세가 잠재 로그 취업자수로 해석될 수 있도록 순환 부분, $C_t (= E_t - E_t^*)$ 와 산출량 갭 간에 아래와 같은 제약을 부여한다.³

$$E_t - E_t^* = \phi(Y_{t-1} - Y_{t-1}^*) + W_{t-1}\beta + \text{error}_t. \quad (2)$$

여기서 Y_t 는 로그 실질GDP이며, 로그 실질GDP 역시 잠재 로그 GDP(Y_t^*)와 로그 실질GDP 순환 또는 산출량 갭(\hat{Y}_t)의 합으로 구성된다. 즉, $Y_t = Y_t^* + \hat{Y}_t$ 이 성립하며, Y_t^* 는 HP 필터(multiplier=1600)를 사용하여 추정한다.⁴ 그리고 W_t 는 로그 취업자수 순환에 영향을 미친 수 있는 거시변수 벡터인데,⁵ 노동 시장의 경직성을 반영함과 동시에 본 모형이 예측모형으로 사용될 수 있도록 산출량 갭과 여타 거시변수에 시차를 부여한다. error_t 는 평균이 0인 정규 오차항이다. 위 식에 의해 E_t^* 는 항구적인 충격에 의해서만 결정되므로 로그 취업자수 추세이며, 동시에 식 (2)에 의해서 잠재 로그 취업자수로도 해석할 수 있다.

잠재 로그 취업자수는 아래와 같은 random-walk with time-varying drift 과정을 따른다고 가정한다.

$$E_t^* = \delta_t + E_{t-1}^* + \varepsilon_t. \quad (3)$$

drift 항(δ_t)은 잠재 취업자수 증가율이 시변할 가능성을 고려하고자 도입하였으며, 아래와 같이 전기 대비 잠재 성장률의 1기 시차(ΔY_{t-1}^*)과 15세 이상 60세 미만 인구증가율($\Delta \text{POP}_t^{(-60)}$), 60세 이상 인구증가율($\Delta \text{POP}_t^{(+60)}$), 경제 활동인

²취업자수 대신 로그 취업자수를 분석대상으로 한 이유는 취업자수 증가율이 취업자수 증감에 비해 상대적으로 더 안정계열(stationary process)에 가깝기 때문이다.

³취업자수 추세와 순환치는 각각 $\exp(E_t^*)$ 와 $\exp(C_t)$ 로 산출된다.

⁴산출량 갭도 은닉인자모형을 통해 추정이 가능하다. 하지만 산출량 갭도 잠재적인 결정요인이 많아서 추정할 모수의 수가 급격히 늘어나 추정이 어렵고, 추정결과가 표본기간에 예민할 가능성이 높다. 이에 본 연구는 연구의 목적인 취업자수 분석에 초점을 맞추고자 산출량 갭을 외생적으로 추정하여 사용한다. 또한 취업자수는 경기에 후행적인 성격이 강하다는 점을 고려하여 산출량 갭의 시차값을 설명변수로 사용한다.

⁵ W_t 에 포함된 모든 거시변수는 평균이나 추세가 제거된 값이다.

구 추세 증가율⁶의 시차($\Delta EAPOP_{t-1}^*$)에 의해 결정된다고 가정한다.⁷

$$\delta_t = \mu + \gamma_1 \Delta Y_{t-1}^* + \gamma_2 \Delta POP_t^{(-60)} + \gamma_3 \Delta POP_t^{(+60)} + \gamma_4 \Delta EAPOP_{t-1}^*.$$

인구증가율을 60세 미만과 이상을 따로 분리한 이유는 전체 인구증가율과 고령화를 동시에 고려하기 위함이다. 다시 말해, 인구 증감이 취업자수에 미치는 영향이 연령별로 상이할 가능성을 감안하였다.

식 (3)을 달리 표현하면,

$$E_t^* - E_{t-1}^* = \mu + \gamma_1 \Delta Y_{t-1}^* + \gamma_2 \Delta POP_t^{(-60)} + \gamma_3 \Delta POP_t^{(+60)} + \gamma_4 \Delta EAPOP_{t-1}^* + \varepsilon_t \quad (4)$$

이므로, 잠재 성장률과 인구증가율이 증가하면 잠재 취업자수 증가율($E_t^* - E_{t-1}^*$)이 시차를 두고 반응한다고 가정한다. 또한 내생성 문제를 회피하기 위해서도 ΔY_t^* 가 아닌 ΔY_{t-1}^* 를 사용할 필요가 있다. $\varepsilon_t \sim \mathcal{N}(0, \sigma_\varepsilon^2)$ 는 정규분포를 따르는 로그 취업자수 추세 충격이다.

다음으로 로그 취업자수 순환은 $X_t = (\hat{Y}_t, W_t)$ 에 속한 각 거시변수와 동태적 상관관계를 가지기 때문에 아래와 같은 벡터자기회귀과정, $\text{VAR}(P)$ 를 따른다고 가정한다.

$$\begin{bmatrix} C_t \\ X_t \end{bmatrix} = \Phi_1 \begin{bmatrix} C_{t-1} \\ X_{t-1} \end{bmatrix} + \Phi_2 \begin{bmatrix} C_{t-2} \\ X_{t-2} \end{bmatrix} + \dots + \Phi_P \begin{bmatrix} C_{t-P} \\ X_{t-P} \end{bmatrix} + u_t. \quad (5)$$

위 식의 첫째 행은 식 (1)을 나타낸 것이다. 따라서 첫째 행의 추정결과로부터 산출량 갭을 포함한 각 예측변수의 예측력을 평가할 수 있다, 다만 위 식이 축약형(reduced-form) VAR 시스템이기 때문에 각 거시변수나 거시변수에 발생한 충격이 시차를 두고 취업자 순환치에 직접적으로 영향을 미치거나 다른 거시변수를 통해 간접적으로 영향을 미칠 수 있기 때문에 구조적인 인과관계

⁶경제활동인구 추세 증가율은 전년동기대비 경제활동인구 증가율에 HP필터(multiplier=14,400)를 적용하여 산출하였다. 대안으로 로그 경제활동인구에 HP필터를 적용하여 추세를 추정한 다음, 추세의 증가율을 계산하는 방법도 있다. 하지만 경제활동인구 자료는 계절성이 강하기 때문에 이 방법을 적용하지 않았다.

⁷잠재성장률과 달리 연령별 인구증가율은 통계청 추계값이 존재하기 때문에 현재 값이 설명변수로 사용된다. 한편, 일반적으로 drift 항은 임의보행을 따르는 은닉인자라고 가정하고 식 (3)에도 δ_t 대신 δ_{t-1} 이 들어간다. 만약 drift항이 임의보행을 따른다고 가정하면 잠재성장률과 인구증가율, 경제활동인구증가율 등 외생변수의 설명력이 없어진다. 이 경우 미래 인구구조변화를 예측에 반영하기 어렵기 때문에 δ_t 가 결정적(deterministic)으로 결정되는 것으로 가정한다.

로 해석이 어렵다는 한계가 있다.

본 연구에서는 W_t 에 노동시장 및 경기순환과 밀접히 관련된 6개의 거시변수를 사용한다. 사용된 거시변수는 실업률, 실질 GDP갭(산출량 갭), 경제심리지수(순환변동치, ESI), 기업경기실사지수(BSI)이다. BSI로 세 개의 세부항목 지수(제조업 중 대기업, 제조업 중 중소기업, 그리고 비제조업 BSI)를 동시에 사용한다. 대기업 BSI는 경기변동을 나타내기 때문에 사용되며, 중소기업 취업자수가 대기업 취업자수보다 훨씬 많다는 점과 중소기업과 대기업의 비대칭적 경기변동을 고려하여 중소기업 BSI를 사용한다. 마지막으로 전체 취업자수 중 제조업보다 비제조업이 차지하는 비중이 더 크고⁸, 비숙련 60세 이상 고령자들이 비제조업에 많이 취업하기 때문에 비제조업 BSI가 고려된다. 결과적으로 X_t 는 7개의 거시변수 관측치로 이루어진다. 마지막으로 $u_t \sim \mathcal{N}(0, \Omega)$ 는 로그 취업자수 순환과 X_t 에 발생하는 축약형 충격 벡터이다.

이제 우도함수 계산과 비관측 상태변수 추정을 위해 위 추세-순환 모형을 상태공간형태로 표현하고자 한다. 우선 로그 취업자수 순환치와 7개의 거시변수로 구성된 벡터를 $Z_t = [C_t, X_t]'$ 으로 표현하면 전환식은 아래와 같이 주어진다.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} E_t^* \\ Z_t \\ Z_{t-1} \\ \vdots \\ Z_{t-P-1} \end{bmatrix}}_{U_t} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_1 & \Phi_2 & \cdots & \Phi_P \\ 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I & 0 \end{bmatrix}}_G \underbrace{\begin{bmatrix} E_{t-1}^* \\ Z_{t-1} \\ Z_{t-2} \\ \vdots \\ Z_{t-P} \end{bmatrix}}_{U_{t-1}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \delta_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}}_{A_t} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon_t \\ u_t \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}}_{e_t}$$

위 식의 첫째 행은 식 (3)을, 둘째 행은 식 (4)를, 셋째 행은 식 (5)를 나타낸 것이다. 전환식의 충격 벡터는 다음과 같은 결합정규분포를 따른다.

$$e_t \sim \mathcal{N} \left(0, Q = \begin{bmatrix} \sigma_\varepsilon^2 & & & & \\ & \Omega & & & \\ & & 0 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & 0 \end{bmatrix} \right)$$

⁸2023년 4분기 기준 총 취업자수 2,852만명 중 제조업 취업자수는 448만명으로 전체에서 대략 16%를 차지한다.

측정식은 관측되는 변수와 상태변수 간의 선형관계를 표현한 식이므로

$$\underbrace{\begin{bmatrix} E_t \\ X_t \end{bmatrix}}_{D_t} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}}_H \underbrace{\begin{bmatrix} E_t^* \\ C_t \\ X_t \\ Z_{t-1} \\ \vdots \\ Z_{t-p-1} \end{bmatrix}}_{U_t}$$

와 같이 나타낼 수 있다. 위 식의 첫째 행은 식 (1)을 나타낸 것이고, 둘째 행은 상태변수 중 관측치를 정의한 것으로 항등식, $X_t = X_t$ 을 표현한 것이다.

3. 베이지안 추정

본 모형의 추정대상은 비관측 상태변수의 시계열, $F = \{E_t^*, C_t\}_{t=1}^T$ 와 전환식과 측정식에 속한 파라미터,

$$\theta = \{\mu, \gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3, \gamma_4), \Phi = (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p), \sigma_\varepsilon^2, \Omega\}$$

이다. 본 연구의 추정방법은 베이지안 접근법이다. 베이지안 접근법을 사용함으로써 은닉인자모형을 이용한 추세-순환 분해시 발생하는 pile-up 문제를 사전분포 설정을 통해 어렵지 않게 해결할 수 있다.⁹ 베이지안 추정법을 사용해야 하는 더 중요한 이유는 관측자료 대비 추정할 파라미터의 수가 많기 때문이다. 빈도주의 접근법에서는 은닉인자모형을 칼만필터를 활용한 최우추정법으로 추정하는데, 본 모형과 같이 파라미터의 수가 많고 잠재적으로 통계적으로 유의하지 않은 파라미터가 다수이면 정작 중요한 파라미터의 통계적 유의성이 과소평가되며 추정이 부정확해진다.

하지만 베이지안 추정법을 적용하면 shrinkage를 통해서 위와 같은 과도적합(overfitting) 문제를 효율적으로 해결할 수 있으며 결과적으로 모형의 예측력도 향상시킬 수 있다.¹⁰ 마지막으로 베이지안 접근법은 은닉인자와 파라미터의 불확실성을 모두 반영한 미래 취업자수 예측분포가 도출할 수 있기 때문에 빈도주의 접근법에 비해 구간예측의 정확도를 개선할 수 있다는 추가적인 이

⁹pile-up 문제에 대한 자세한 설명은 Kim and Kim (2022)을 참조하기 바란다.

¹⁰Shrinkage prior를 부여하면 통계적으로 무의미한 파라미터는 추정치가 0으로 자동적으로 축소되기 때문에 통계적으로 유의미한 파라미터를 정확하게 추정하기 쉬워진다.

파라미터	사전분포
γ	$\mathcal{N}(0, I)$
$\phi_{ij}^{(l)}$ (= Φ_l 의 (i, j) 요소)	$\mathcal{N}(b_{ij}, v_{ij}), v_{ij} = \begin{cases} \frac{\lambda_1}{l^2} & \text{if } i = j \\ \frac{\lambda_1}{l^2} \lambda_2 \frac{\sigma_i}{\sigma_j} & \text{otherwise} \end{cases}$
σ_ε^2	$IG(1000, (sf \times \hat{\sigma}_\varepsilon^2 \times 1000))$
μ	$\mathcal{N}(0, 1)$
Ω	$IW(10, 4)$

표 1: 사전분포. 이 표는 파라미터의 사전분포 설정을 나타낸 것이다.

Table 1: PRIOR DISTRIBUTIONS. This table presents the prior distributions of the parameters.

점이 있다.¹¹

베이저안 추정을 위해 θ 에 대한 사전분포를 설정한다. 모든 사전분포는 깃스 샘플링이 가능하도록 조건부 켈레(conditional conjugate) 사전분포를 부여한다. 특히, VAR 파라미터 (Φ)에 대해서 Minnesota 사전분포를 설정하여 shrinkage를 도입함으로써 앞서 언급한 과도적합 문제를 완화한다.¹² 각 파라미터에 대한 구체적인 사전분포와 초모수(hyper-parameter)는 <표 1>을 참조하길 바란다. 이 표에서 λ_1 와 λ_2 는 각각 VAR 파라미터의 global과 local shrinkage를 관장하는 초모수이다. 또한, σ_ε^2 은 사전적으로 역감마(inverse gamma, IG) 분포를 따르는데, pile-up 문제 해결하고자 상당히 강한 사전정보를 반영하는 초모수를 설정한다. 나머지 파라미터, γ 와 Ω 에 대해서는 사후분포 추정 결과가 자료정보를 최대한 대변할 수 있도록 각각 대단히 비정보적인(non-informative) 정규분포와 역위샷(inverse Wishart, IW)분포를 가정한다.

여기서 반드시 주목할 점은 σ_ε^2 의 사전분포 설정이다. σ_ε^2 의 사전분포는 자유도가 1,000인 IG분포이다. 자유도가 크기 때문에 아주 강한 사전분포이며, 이렇게 함으로써 pile-up 문제를 해결할 수 있다. 하지만 큰 자유도로 인해 σ_ε^2 가 사전평균($sf \times \hat{\sigma}_\varepsilon^2$)에 고정되는 것과 유사한 현상이 발생하므로 사전평균을 어떤 값으로 설정하냐에 따라 추세와 순환의 추정결과와 그에 따른 예측력이 대단히 민감하게 달라진다.

¹¹ 최우추정법을 이용하 예측은 은닉인자 확률과정에 내재된 불확실성은 반영하지만 파라미터 추정치에 내재된 불확실성을 무시하기 때문에 구간예측치의 구간 폭이 과소추정되는 경향이 있다.

¹² Minnesota 사전분포를 이용한 고차원 베이저안 VAR 추정방법에 대해서는 Bańbura *et al.* (2010)와 Cross *et al.* (2020)을 참고하기 바란다.

즉, 사전평균이 너무 작으면 로그 취업자수의 추세가 선형에 가까워지고 비선형적인 추세변화를 잡아내지 못한다. 반대로 사전평균이 너무 크면 취업자수의 변화가 대부분 추세로만 설명되므로 과도적합문제에 직면한다. 따라서 예측력을 극대화할 수 있도록 σ_ε^2 의 사전평균에 대해서 최적화를 실시해야 한다. 다시 말해, 본 연구에서 취업자수를 추세와 순환으로 분해하는 기준은 예측력 극대화이다.¹³ 이를 위해 본 연구는 표본외 예측력을 기준으로 의 사전평균에 대한 튜닝(tuning)을 실시한다.

튜닝의 첫 단계는 $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 의 설정이다. $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 는 식 (4)를 최소자승법으로 추정한 오차항의 분산이다. 식 (4)에서 종속변수는 관측이 안되므로 로그 취업자수를 HP 필터링(multiplier=1,600)하여 산출된 로그 취업자수 추세를 사용하였다. 하지만 임의의 multiplier로 HP 필터링했기 때문에 $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 가 반드시 적당한 사전평균이라고 볼 수 없다. 그래서 스케일 팩터(scale factor, sf)를 $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ 에 곱한 값을 사전평균으로 설정하고 sf 에 대해서 표본외 예측력¹⁴을 기준으로 튜닝을 실시한다. 비교대상이 되는 sf 의 값은 총 9개(0.25, 0.5, 0.75, 1.25, 1.5, 2, 3, 4, 5)이다.

추가적으로 Z_t 가 고차원 VAR 과정을 따르기 때문에 시차(P), 미네소타 사전분포에 들어가는 사전평균 초모수(b_{ij}), 글로벌과 로컬 축소 초모수인 (λ_1, λ_2)의 설정값도 추정과 예측결과에 상당한 영향을 줄 수 있다. 따라서 ($P, b_{ij}, \lambda_1, \lambda_2$)에 대해서도 sf 와 동일한 방식으로 튜닝을 실시한다. 여기서 sf 가 클수록 추세의 변동성이 커지고 반대로 순환치의 변동성은 작아진다. 한편 $\lambda_1(\lambda_2)$ 이 클수록 순환치 과정에서 자기상관(교차상관관계)의 역할이 중요해진다. 예를 들어, 만약 λ_1 이 작고 λ_2 이 큰 경우는 순환치가 순환치의 시차값 보다는 여타 거시변수의 영향을 많이 받도록 설정된 것이다.

이제 주어진 모형과 사전분포를 이용해서 사후분포 샘플링 방법을 실시한다. 본 연구는 베이지안 MCMC(Monte Carlo Markov chain) 샘플링 기법을 적용하여 각 블록(block)을 완전조건부 분포(full conditional distribution)로부터 샘플링함으로써 사후분포를 수치적으로 추정한다. 먼저 본 모형의 상태공간형태가 선형이고 가우시안이므로 은닉인자의 시계열, $F = \{E_t^*, C_t\}_{t=1}^T$ 은 forward and backward recursions 기법을 적용하면 F 를 완전조건부 분포 샘플링할 수 있다.¹⁵ 다음으로 선형회귀식인 식 (4)로부터 γ 와 σ_ε^2 을 각각 Normal-Normal과 IG-IG 업데이트로 완전조건부 샘플링한다. 식 (5)는 SUR(seemingly

¹³ 불안정 시계열을 추세와 순환으로 분해하는 표준적이거나 교과서적인 기준은 존재하지 않는다. 일반적으로 연구목적 달성에 가장 부합하는 방식으로 추세와 순환이 식별된다.

¹⁴ 표본외 예측과정과 결과는 4장 추정결과에서 자세히 설명한다.

¹⁵ 구체적인 추정방법은 <부록>을 참조하길 바란다.

unrelated regression) 형태이므로 Φ 와 Ω 의 완전조건부 분포는 각각 정규분포와 IW 분포로 도출되고, 이 분포들로부터 해당 파라미터들을 샘플링한다. 다시 말해, θ 의 초기값을 사전 평균과 동일한 값으로 둔 다음, 각 MCMC 반복시행 내에서 은닉인자와 파라미터를 아래 다섯 단계에 걸쳐 순차적으로 샘플링한다.

<MCMC 샘플링 알고리즘>

- 1 단계: $F|D, \theta$
- 2 단계: $(\mu, \gamma)|D, F, \theta_{-(\mu, \gamma)}$
- 3 단계: $\sigma_{\varepsilon}^2|D, F, \theta_{-\sigma_{\varepsilon}^2}$
- 4 단계: $\Phi|D, F, \theta_{-\Phi}$
- 5 단계: $\Omega|D, F, \theta_{-\Omega}$

단, $\theta_{-\beta}$ 는 θ 중 β 를 제외한 나머지 파라미터를 나타내며, 모든 관측자로는 $D = \{D_t\}_{t=1}^T$ 로 표기한다.

파라미터와 은닉인자에 대한 샘플링이 완료되면 이를 이용하여 다음과 같이 로그 취업자수와 잠재 로그 취업자수에 대한 사후예측분포를 시뮬레이션할 수 있다. $h = 1, 2, \dots$ 에 대해서 우선 drift 항은

$$\delta_{T+h} = \mu + \gamma_1 \Delta Y_T^* + \gamma_2 \Delta \text{POP}_{T+h}^{(-60)} + \gamma_3 \Delta \text{POP}_{T+h}^{(+60)} + \gamma_4 \Delta \text{EAPOP}_T^*$$

와 같이 계산된다. 잠재성장률과 경제활동인구 추세 증가율은 임의보행을 따른다고 가정하여 가장 최근의 잠재성장률(ΔY_T^*)과 경제활동인구 추세 증가율(ΔEAPOP_T^*)이 미래에도 지속되는 것으로 설정한다. 하지만 60세 미만과 60세 이상 인구증가율은 통계청에서 제공하는 추계치를 사용한다. 이와 같이 $\delta_{T+h} (h = 1, 2, \dots)$ 를 산출한 다음, 이를 이용해서 $A_{T+h} = (\delta_{T+h}, 0, \dots, 0)'$ 를 계산한다. 그러면 은닉인자를

$$U_{T+h}|U_{T+h-1}, \theta \sim \mathcal{N}(GU_{T+h-1} + A_{T+h}, Q), h = 1, 2, \dots$$

로부터 샘플링할 수 있다. 여기서 U_{T+h} 의 1행이 잠재 로그 취업자수이고 2행이 순환에 해당하므로 1행과 2행의 합이 로그 취업자수의 사후예측분포 샘플이 된다.

4. 추정결과

추정에는 계절조정된 분기별 자료를 사용하였으며, 표본기간은 ES와 BSI 추계가 시작된 2003년 1분기부터 분기별 자료가 가용한 가장 최근 시점인 2023년 4분기까지이다. 취업자수나 실업율, ESI, BSI, 경제활동인구와 같이 월별로 발표되는 자료는 해당 분기 평균값을 사용한다. MCMC 시뮬레이션 크기는 10,000번이고 번인(burn-in) 반복시행은 1,000번이다. 모든 파라미터가 깃스 샘플링으로 업데이트되기 때문에 최대 비효율성 계수가 5 미만에 불과하다.¹⁶ 따라서 파라미터가 사후분포에 수렴된 마코프 체인으로 효율적으로 샘플링된 것으로 판단된다.

본 장은 튜닝을 통한 초모수 최적화 과정과 결과를 먼저 설명하고 나서 취업자수의 추세-순환 분해 추정결과를 논의한다. 그런 다음, 추세와 순환치의 결정요인 분석결과를 제시한다. 마지막으로 향후 취업자수와 잠재 취업자수에 대한 전망결과를 제공한다.

4.1. 표본외 예측과 튜닝 결과

표본외 예측 시계(horizon)은 한국은행 조사국의 취업자수 전망시계와 동일한 8개 분기로 설정한다. 표본외 예측기간은 최근 8년으로 설정하여 코로나-19 팬데믹 이전과 이후 기간을 충분히 포함할 수 있도록 하였다. 따라서 가장 최근 표본외 예측은 2003년 1분기부터 2021년 4분기까지 자료를 이용해서 1분기부터 8분기 이후 시점의 취업자수를 예측하는 것이다. 이 경우 표본외 기간은 2022년 4개 분기와 2023년 4개 분기이다. 즉, 2022년 1분기가 1분기 이후 예측시점, 2022년 2분기가 2분기 이후 예측시점, ..., 2023년 4분기가 8분기 이후 예측시점에 해당한다. 그런 다음, 2003년 1분기부터 2021년 3분기까지 자료를 사용하여 8개 분기 이후(2021년 4분기부터 2023년 3분기까지)를 예측한다. 이와 같이 1개 분기씩 표본내 기간을 줄여가면서 표본외 예측을 실시하며, 이런 과정을 총 32번 반복한다.

예측력의 평가는 사후예측평균(posterior predictive mean)과 실현치 간의 평균적인 차이를 측정하는 Mean RMSE (M-RMSE)를 사용한다. M-RMSE의 계산을 위해서는 RMSE의 계산이 선행되어야 한다. RMSE의 계산과정을 설명하자면 우선 예측시계가 8개 분기이므로 각 표본외 예측으로부터 8개의 예측오차가 산출된다. 이때 1분기부터 4분기까지의 예측오차 제공에는 0.75, 5분기부터 8분기까지의 예측오차의 제공에는 0.25의 가중치를 부여하여 합산

¹⁶비효율성 계수가 5 미만이므로 유효 시뮬레이션 크기가 2,000(=10,000/5)을 초과하여 사후분포의 평균과 표준오차를 세밀하게 추정할 수 있다.

b_{ij}	λ_1	λ_2	scale factor (sf)								
			0.25	0.50	0.75	1.25	1.50	2.00	3.00	4.00	5.00
0.0	0.2	0.2	360.3	367.3	365.7	366.0	366.7	367.2	363.8	365.3	361.2
0.0	0.2	0.5	311.1	316.7	301.2	278.7	320.4	281.4	293.3	272.8	289.2
0.0	0.2	1.0	278.0	276.1	276.1	270.9	262.4	267.6	271.5	263.8	266.0
0.0	0.2	1.5	278.3	279.7	278.5	275.4	264.5	270.6	272.2	271.0	263.8
0.0	0.3	0.1	368.0	374.0	370.5	370.3	370.1	368.9	365.1	365.5	364.0
0.0	0.3	0.3	322.6	336.1	328.8	299.5	317.4	311.0	318.5	304.7	308.1
0.0	0.3	0.4	295.3	299.3	300.2	276.6	287.1	259.2	289.7	262.1	279.0
0.0	0.3	0.5	285.5	282.3	281.9	275.7	266.4	272.5	264.6	262.3	273.5
0.0	0.3	1.0	281.4	281.9	284.2	280.1	273.5	278.8	277.9	281.4	278.3
0.0	0.4	0.2	331.0	342.8	341.8	339.0	324.7	316.2	332.0	328.8	322.9
0.0	0.4	0.4	284.4	282.1	281.6	279.7	263.5	269.6	265.2	262.5	273.5
0.0	0.4	0.8	281.3	280.6	287.3	280.7	275.7	280.9	279.5	282.8	275.6
0.4	0.2	0.5	307.6	328.8	309.6	294.2	295.0	304.4	329.0	268.4	302.6
0.4	0.1	1.0	307.2	311.6	301.7	290.7	302.4	319.3	333.1	281.0	295.3

표 2: 초모수 조합별 M-RMSE 계산 결과. 이 표는 초모수 조합별 M-RMSE를 나타낸 것이다.

Table 2: M-RMSE FOR EACH HYPER-PARAMETER COMBINATION. This table reports the M-RMSE for each hyper-parameter combination.

한 다음, 8로 나눈 값에 루트(root)를 취한다. 이와 같이 향후 1년 동안의 예측정확도에 더 큰 가중치를 부여한 이유는 단기 예측정확도가 정책적 의사 결정에 더 중요하기 때문이다. 32번의 표본의 예측으로부터 32개의 RMSE가 계산되고, 이 값들의 평균을 취하면 M-RMSE가 산출된다. 각 초모수의 조합별로 M-RMSE를 계산하고, 최소의 M-RMSE를 나타내는 초모수 조합이 추세와 순환 추정 및 예측에 사용된다. 한편, 최소 M-RMSE와 비슷한 성과를 보이는 초모수들이 다수 발견된다. 이는 표본외 예측결과가 초모수 선택에 강건함을 나타낸다. 비록 논문에 보고하지는 않았지만 실제 추세-분해 결과와 전망도 초모수 선택에 강건하다.

초모수 조합별 표본외 예측결과는 <표 2>에 정리하였다. 이 표에서 시차 P 는 1이고, M-RMSE가 최소화되는 최적 초모수 조합은 ($P = 1, sf = 2, b_{ij} = 0, \lambda_1 = 0.3, \lambda_2 = 0.4$)이다. P 는 2 이상이면 여타 모든 초모수 설정값에 대해서 예측력이 현격히 낮아졌다. 이 표에서 제시된 초모수 조합 이외에 다양한 조합에 대해서도 예측력을 비교하였으나 예측력이 개선되는 조합이 발견되지 않았다. 이후부터 본고에서 제시하는 추정결과와 예측결과는 모두 최적 초모수 조합에서 생성된 것이다.

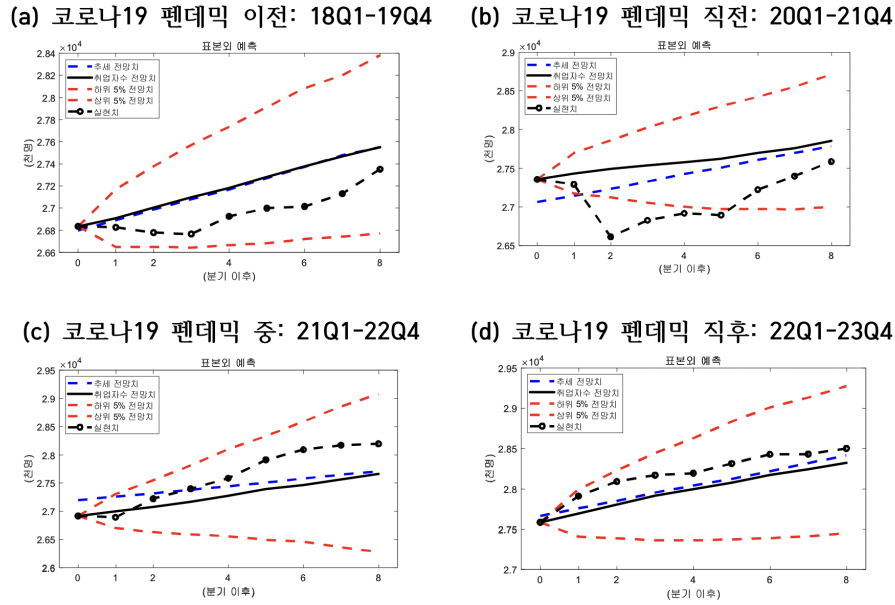


그림 1: 표본외 예측결과. 이 그림은 코로나 팬데믹 기간과 전후 시기를 대상으로 한 표본외 예측결과를 나타낸 것이다.

Figure 1: OUT-OF-SAMPLE DENSITY FORECASTS. This figure represents the out-of-sample prediction results for the Corona pandemic period and before and after.

추정과 전망결과를 소개하기 전에 최적 모형의 표본외 예측력 성과를 좀 더 구체적으로 설명하고자 한다. 우선 <그림 1(a)>과 <그림 1(b)>은 각각 코로나-19 팬데믹 이전과 직전인 2017년 4분기와 2019년 4분기 시점에서 실시한 향후 2년 간 취업자수 전망결과이다. <그림 1(c)>과 <그림 1(d)>는 각각 코로나-19 팬데믹 기간 중 시점(2020년 4분기)과 종료 시점(2021년 4분기)에서 실시한 향후 2년 동안의 취업자수 전망결과이다. 파란 실선은 추세 전망치, 검은 실선은 예측치, 빨간 점선은 90% 구간예측치이고, o표시 검은 점선은 실현치이다. 예상하는 바와 같이 팬데믹 이전과 직전 시점의 예측결과는 예상치 못한 큰 충격으로 인해 2020년 2분기부터 실현치가 구간 예측치를 크게 벗어났다가 2021년 2분기부터 다시 장기 추세 전망치로 점차 수렴해 가는 것을 볼 수 있다. 하지만 <그림 1(c)>과 <그림 1(d)>에서 볼 수 있듯이 팬데믹 발생 이후 관측자료의 정보가 모형에 즉각적으로 반영되면서 장단기적으로 안정적이고 신뢰할만한 전망결과가 도출되었다.

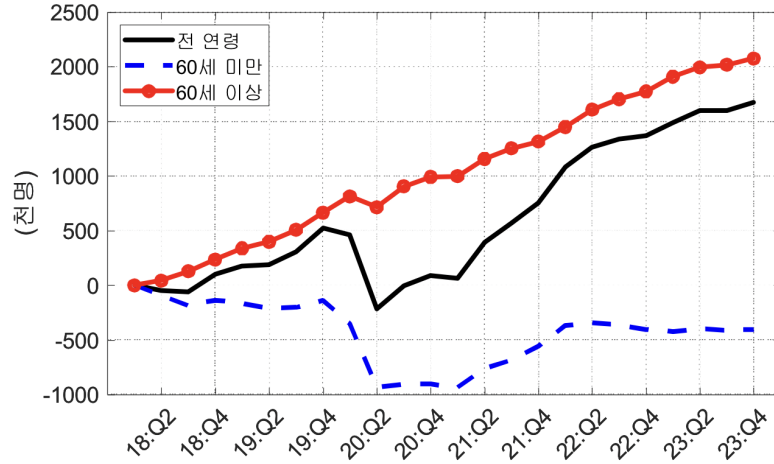


그림 2: 2018년 1분기 이후 취업자수 누적 증감. 이 그림은 2018년 1분기 이후 누적 취업자수를 나타낸 것이다.

Figure 2: CUMULATIVE EMPLOYMENT SINCE THE FIRST QUARTER OF 2018. This figure plots cumulative employment since the first quarter of 2018.

한편 <그림 1>의 결과를 좀 더 살펴보면, 취업자수가 점예측치를 지속적으로 상회하였다. 모형의 전망결과가 연구자의 전망을 대변한다면 팬데믹 이후 일자리 공급이나 수요가 늘어나면서 과거 패턴에 비해 많은 인구가 취업한 것으로 해석할 수 있다.

4.2. 잠재 취업자수와 순환변동치

본 연구는 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수를 구분하여 분석한다.¹⁷ 이는 우리나라의 경우 다른 선진국에 비해 고령화 속도가 가파르고 노인 빈곤율이 높으며, 정년인 60세 미만 노동의 수요와 공급이 60세 이상 노동시장 구조와 크게 다르기 때문이다. 실제로 <그림 2>을 보면 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수 변동이 2018년 이후 상반되는 것을 볼 수 있다. 60세 미만 취업자수는 감소 추세에 있지만 전 연령 취업자수는 코로나 기간을 제외하고 추세적으로 상승하였다. 이는 붉은 색으로 표시된 60세 이상 고령층 취업자

¹⁷ 2023년 4분기 시점에서 전체 취업자수 2,849만명 중 60세 이상은 636만명으로 22.3%를 차지한다.

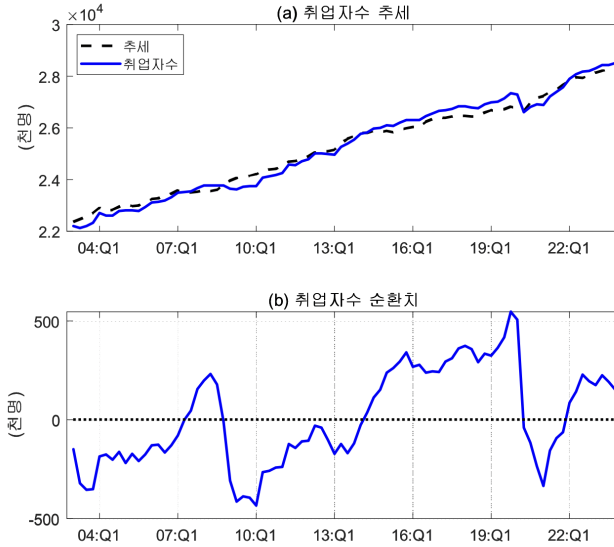


그림 3: 잠재 취업자수(추세)와 순환 (전 연령). 이 그림은 취업자수(전 연령)의 추세-순환 분해 결과이다.

Figure 3: TREND-CYCLE DECOMPOSITION (ALL AGES). This figure plots the estimated trend and cycle of employment for all ages.

가 지속해서 증가했기 때문인데, 심지어 코로나 기간에도 고령층의 취업자는 증가세를 계속 이어 갔다.¹⁸

취업자수 산정에 고령층 포함 여부가 추세-순환 분해와 향후 전망에 지대한 영향을 미치기 때문에 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수를 구분하여 분석할 필요가 있다. 예를 들어, 전 연령과 60세 미만을 구분하지 않으면 전 연령 취업자수가 증가하면 전체 취업자 중 80% 가까이 차지하는 60세 미만 취업자수도 당연히 증가할 것이라는 잘못된 결론을 내릴 수 있다. 또한 고용의 안정성이나 생산성 측면에서도 고령층 일자리는 60세 미만 일자리에 비해 열악할 가능성이 높다. 60세 미만 취업자가 줄었음에도 고령층 취업자 증가로 인한 전체 취업자 수 증가가 경기회복이나 잠재성장률 개선의 지표로 오인할 수 있으므로 연령을 60세 미만을 분리하여 분석할 필요가 있다.

참고로 본 연구는 전 연령 취업자수 예측을 두 가지 방법으로 시도해 보았

¹⁸연령 구분 기준을 65세가 아닌 60세로 잡은 이유는 우리나라 정년이 대부분이 60세 이하이고, 60세이상 65세 미만 취업자가 65세 이상 취업자수와 유사한 증가 추세를 보이기 때문이다.

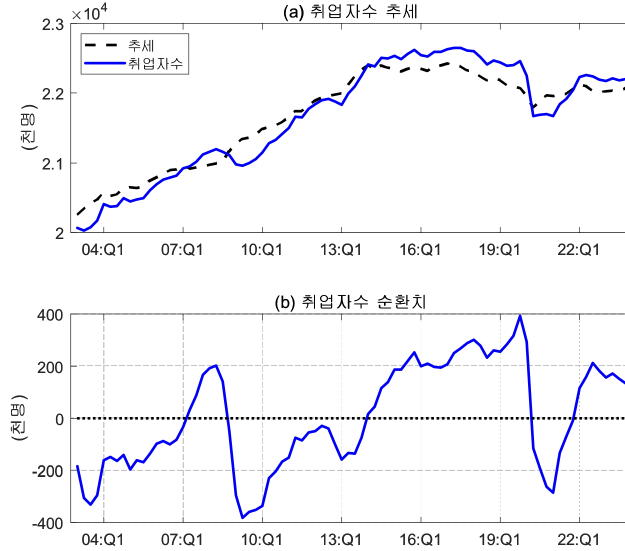


그림 4: 잠재 취업자수(추세)와 순환 (60세 미만). 이 그림은 취업자수(60세 미만)의 추세-순환 분해 결과이다.

Figure 4: TREND-CYCLE DECOMPOSITION (UNDER THE AGE OF 60). This figure plots the estimated trend and cycle of employment under the age of 60.

다. 하나는 전 연령 취업자수 자료를 이용하는 방법이고, 다른 하나는 동일한 모형으로 60세 미만과 이상을 따로 전망하여 합산하는 방법이다. 비록 논문에 보고하지는 않았으나 이 두 방법의 표본외 예측력을 비교한 결과 전자가 월등함을 확인하였다.

60세 미만 취업자수에 대해서도 전 연령 취업자수와 동일한 방식으로 튜닝을 실시한다. 60세 미만 취업자수에 대한 최적 초모수 조합은 ($P = 1, sf = 2, b_{ij} = 0, \lambda_1 = 0.2, \lambda_2 = 0.5$)이다. 코로나 펜데믹 기간 전후 표본외 예측결과는 <부록 2>에서 확인할 수 있는데, 전 연령 취업자수에 대한 표본외 예측결과와 유사한 예측성과를 보인다.

<그림 3>과 <그림 4>는 잠재 취업자수(추세)와 취업자수 순환치를 추정 한 결과이다. 먼저 잠재 취업자수의 추세를 보면 2018년 이후로 전 연령과 60세 미만이 큰 차이를 보인다. 60세 미만 취업자수는 2017년에 정점을 찍은 이후 하향 곡선을 그리지만, 전 연령 잠재 취업자수는 여전히 상승추세에 있다. 따라서 전 연령 잠재 취업자수 증가는 60세 이상 고령층의 급격한 취업자수

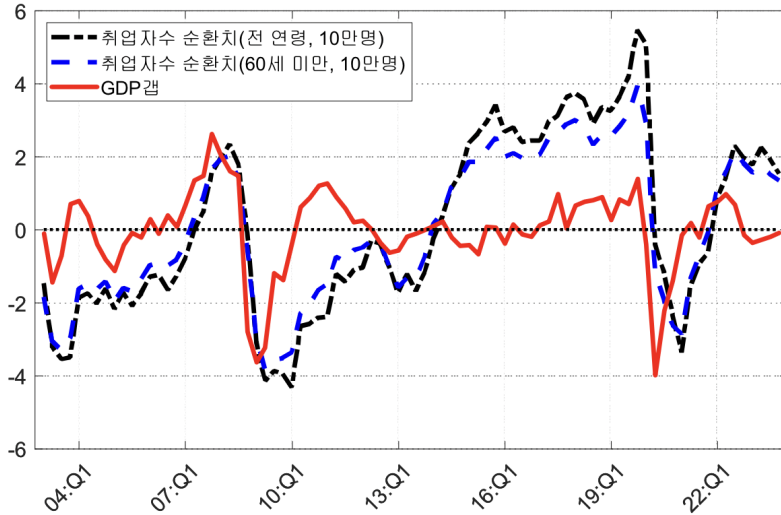


그림 5: GDP 갭과 취업자수 순환치. 이 그림은 GDP 갭과 취업자수 순환치를 함께 나타낸 것이다.

Figure 5: GDP GAP AND CYCLICAL EMPLOYMENT. This figure shows the GDP gap along with cyclical employment.

증가에서 기인한 것으로 볼 수 있다.

한편 취업자수의 순환 추정치는 60세 이상 고령층 포함 여부와 관계없이 유사한 동태성을 보인다. 특히 2008년 글로벌 금융위기와 2020년 코로나 위기 기간 취업자수 순환치가 큰 폭으로 하락하였다. 또한 2023년 4분기 시점 현재 취업자수 순환치는 양의 값을 나타내는 데, 이는 현재 취업자수가 장기 추세에 비해 높은 수준임을 의미한다. 전 연령 취업자수의 경우, 현재 2,850만명 중 2,835만명이 장기 추세에 해당하며, 나머지 15만명은 순환치에 해당한다. 60세 미만의 경우, 현재 2,220만명 중 13만명이 순환치에 해당한다.

마지막으로 현재 산출량 갭이 2023년 이후 음수 또는 0에 아주 근접했기 때문에 현재 양수인 취업자수 순환치는 통계적 특성상 점차 영(0)으로 수렴할 가능성이 높다. <그림 5>는 GDP 갭과 취업자수 순환치 시계열을 나타낸 것인데, GDP 갭과 취업자수 순환치가 높은 상관관계를 가지고 있음을 확인할 수 있다. 특히 코로나 팬데믹 시작 직후 취업자수 순환치가 GDP 갭을 후행하는 현상이 발견된다.

한편 2022년 말 이후 GDP 갭이 양수에서 음수로 전환되었고 현재는 거의 0에 근접해 있다. 따라서 만약 GDP 갭이 추가 하락하면 취업자수 순환치도 감소하면서 취업자수가 단기간에 잠재 또는 추세 수준으로 복귀할 가능성이 있다. 추가적으로, <그림 5>를 통해 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수는 추세 측면에서는 대단히 큰 차이가 있지만, 순환치의 동태성은 상당히 유사함을 알 수 있다.

4.3. 추세와 순환 결정요인

다음으로 추세와 순환치의 결정요인을 분석한다. 우선 아래 식은 잠재 취업자수 증가율 결정식 추정결과를 나타낸 것이다. 전 연령에 대한 추정결과를 보면, 추세 증가율에 대한 잠재성장률의 영향은 크지 않지만, 60세 이상 인구증가율 상승과 경제활동인구 추세 증가율이 잠재 취업자수를 증가시키는 것으로 나타났다. 잠재성장률의 계수가 음수로 추정되었는데 이는 60세 미만 인구증가율과 강한 선형관계에 있기 때문이다. 이를 감안하여 잠재성장률과 60세 미만 인구증가율 중 하나를 임의로 제외하고 추정할 경우, 남아있는 변수의 계수는 양수로 추정되지만 통계적 유의성은 없다. 다음으로, 60세 미만의 경우에도 잠재성장률 보다는 인구증가율과 경제활동인구 추세 증가율이 주요한 결정요인으로 추정되었다.

전 연령¹⁹

$$E_t^* - E_{t-1}^* = 1.152 - 1.092\Delta Y_{t-1}^* + 4.4840\Delta \text{POP}_t^{(-60)} + 8.077^{**}\Delta \text{POP}_t^{(+60)} + 0.232^{**}\Delta \text{EAPOP}_{t-1}^* + \varepsilon_t$$

60세 미만

$$E_t^* - E_{t-1}^* = 0.417 - 0.413\Delta Y_{t-1}^* + 6.532^{**}\Delta \text{POP}_t^{(-60)} + 5.910^{**}\Delta \text{POP}_t^{(+60)} + 0.364^{**}\Delta \text{EAPOP}_{t-1}^* + \varepsilon_t$$

여기서 주목할 점은 직관과 달리 전 연령의 잠재 취업자수 증가율에 대한 잠재성장률의 효과가 통계적으로 유의하지 않은 음수로 추정되었다는 것이다. 이는 노인빈곤문제와 더불어 만 60세 이상 기초연금 수급자를 대상으로

^{19**}은 5% 수준에서 계수가 통계적으로 유의하다는 것을 의미한다. 전 연령의 R^2 는 0.54, 60세 미만의 경우 R^2 가 0.52이다.

하는 공공근로 노인일자리가 경기역행적 성격을 갖기 때문으로 짐작된다. 즉, 잠재성장률이 하락하면서 일자리 공급이 줄어드는 (-) 효과와 소득감소로 인한 노인일자리사업 대상이 증가하고 빈곤문제 해결을 위해 취업에 나서는 노령층이 증가한 (+) 효과가 서로 상쇄되어 잠재성장률 효과가 통계적 유의성이 약한 음수로 추정된 것으로 보인다. 특히 노인빈곤이 장기간 지속되면서 경제활동을 하는 고령층이 늘어난 점이 전 연령 잠재 취업자수 증가율과 잠재성장률의 상관관계는 약하게, 반대로 잠재 취업자수 증가율과 고령층 인구증가율의 상관관계는 강하게 만드는 주요 원인으로 보인다. 다만 위 추정식을 포함한 본 연구의 은닉인자 모형은 축약식 형태이기 때문에 추정결과를 구조적으로 해석하기에 제한적이라는 한계가 있다.

한편 2018년 이후 60세 미만 잠재 취업자수도 인구구조적 요인에 의해 감소하였다. 추정결과에 의하면, 60세 미만 잠재 취업자수 증가율은 60세 미만과 이상 인구증가율과 경제활동인구 추세 변화율에 의해 결정된다. 여기서 60세 미만 인구증가율은 2014년 0.42%에서 2015년 -0.06%로 하락하며 이후 60세 미만 인구는 지속해서 줄어들어 왔다. 60세 이상 인구증가율도 여전히 양수이지만 증가율 자체는 2022년 이후 하락하고 있다. 마찬가지로 경제활동인구 추세 증가율도 2022년 4분기부터 지속해서 하락 중이다. 따라서 인구감소와 경제활동인구 증가율 둔화가 모두 60세 미만 취업자수를 추세적으로 하락시키는 것으로 보인다.

경제성장률이 2021년 4.3%에서 2022년 2.6%, 2023년 1.4%로 최근 2년간 큰 폭으로 떨어졌음에도 불구하고, 2023년 3분기 고용율은 역대 최대인 63.2%, 실업률은 역대 최저치인 2.3%를 기록한 사실을 고려하면 경기변동이나 경제성장 요인보다는 인구감소가 60세 미만 취업자수 감소에 더 큰 영향을 미쳤다고 봐야 할 것이다.

다음으로 순환요인 동태식의 추정결과를 살펴본다. <표 3>는 식 (5)의 첫째 행의 추정결과를 나타낸 것이다. 우선 전 연령과 60세 미만 취업자수 순환은 모두 GDP 갭이나 ESI, 경제활동인구 증가율 등 경기변동의 영향을 크게 받지만, 실업율(W_{t-1})과의 상관관계는 낮은 것으로 나타났다. 그럼에도 최근 실업율이 과거 평균치를 하회하고 취업자수 순환치가 양의 값을 갖는다는 것은 최소한 양적으로는 노동시장 상황이 노동 공급과 수요 측면에서 모두 과거에 비해 양호하다는 것을 의미한다.

세 BSI는 모두 통계적 유의성이 낮게 추정되었다. 본 연구는 BSI 변수들을 제외하고 추정했을 때도 대단히 유사한 추세-순환 추정결과와 전망결과가 도출된다는 점을 확인하였다. 전 연령의 지속성(0.667)이 60세 미만(0.774)에 비해 낮은 것은 노인일자리가 구조조정에 취약하고 안정성이 상대적으로 낮

	전 연령		60세 미만	
	추정치	SE	추정치	SE
순환치	0.667	0.086	0.774	0.089
GDP 겹	0.177	0.059	0.101	0.051
실업률	0.167	0.100	0.090	0.089
ESI	0.186	0.055	0.266	0.046
BSI(대기업)	-0.001	0.144	-0.044	0.130
BSI(중소기업)	-0.432	0.227	-0.134	0.219
BSI(비제조업)	0.037	0.148	-0.141	0.140
경제활동인구증가율	0.297	0.107	0.123	0.109
R^2	0.928		0.939	
\bar{R}^2	0.921		0.933	

표 3: 순환치 결정식 추정결과. 굵은 글씨체는 5% 수준에서 통계적으로 유의. 이 표는 순환식의 추정결과를 나타낸 것이다.

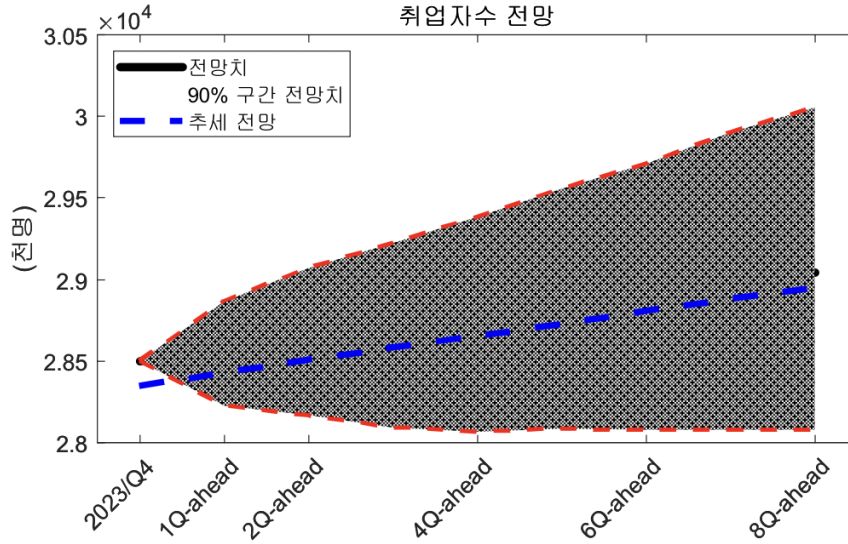
Table 3: ESTIMATION RESULTS OF THE CYCLICAL COMPONENT EQUATION. This table presents the estimation results of the cyclical component equation.

기 때문으로 해석된다. 마지막으로 추세 충격분산은 0.272으로 추정되었으며, 순환 충격 분산은 0.123으로 추정되었다. 추세 충격의 크기가 상대적으로 크게 추정되었는데, 이 또한 취업자수 전망에 추세를 정확하게 전망하는 것이 중요하다는 것을 나타낸다.

4.4. 전망

노동시장은 경기 및 물가와 직접적으로 연관되어 있으므로 물가와 경기, 금융안정을 정책목표로 하는 한국은행 입장에서 취업자수는 주요 모니터링 대상 중 하나일 수밖에 없다. 따라서 한국은행이 추세-순환 분해를 통해 현재 취업자수의 현황을 파악하는 것뿐만 아니라, 향후 취업자수와 잠재 취업자수에 대한 전망을 하고 이를 금리통화정책적 의사결정 과정에 선제적으로 반영할 필요가 있다.

이를 위해 본 절에서는 앞서 표본외 예측을 기반으로 튜닝된 초모수 값에서 생성된 사후예측분포 추정결과를 제시한다. <그림 6>는 가장 최근 시점인 2023년 4분기까지를 자료를 이용해 향후 8개 분기를 전망한 결과를 그림으로 나타낸 것이다. 검은 실선은 취업자수 전망치이고 빨간 점선은 90% 구간



(b) 60세 미만

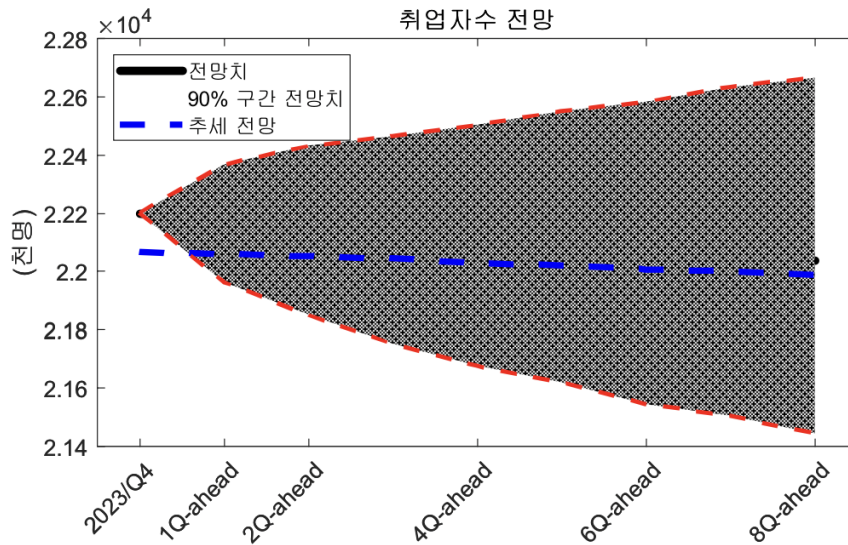


그림 6: 취업자수 전망 결과. 이 그림은 향후 8분기까지의 취업자수에 대한 분포 예측결과를 나타낸 것이다.

Figure 6: EMPLOYMENT DENSITY FORECASTS. This figure plots the density forecasts of the employment through the next eight quarters.

추정치이며, 파란 점선은 잠재 취업자수 전망치이다.

(a) 전 연령 취업자수 (천명)						
분기	하한(5%)	예측치	상한(95%)	누적	추세	순환
0	28,499	28,499	28,499	0	28,347	152
1	28,227	28,556	28,866	57	28,426	130
2	28,165	28,608	29,070	109	28,505	103
3	28,092	28,664	29,222	165	28,579	85
4	28,067	28,727	29,383	228	28,653	74
5	28,084	28,803	29,557	304	28,724	79
6	28,074	28,880	29,707	381	28,805	75
7	28,075	28,970	29,900	471	28,878	92
8	28,078	29,044	30,055	545	28,946	98

(b) 60세 미만 취업자수 (천명)						
분기	하한(5%)	예측치	상한(95%)	누적	추세	순환
0	22,200	22,200	22,200	0	22,066	134
1	21,964	22,169	22,366	-31	22,059	109
2	21,850	22,136	22,430	-64	22,051	85
3	21,750	22,109	22,464	-91	22,043	66
4	21,675	22,085	22,502	-115	22,029	56
5	21,618	22,072	22,550	-128	22,020	53
6	21,544	22,061	22,582	-139	22,007	54
7	21,503	22,057	22,632	-143	22,000	57
8	21,443	22,038	22,666	-162	21,988	50

표 4: 취업자수 전망 결과. 이 표는 향후 8분기 동안 취업자수와 추세 및 순환치 전망치를 나타낸 것이다.

Table 4: EMPLOYMENT FORECASTS. This table presents the forecasts of the employment, its trend and cycle through the next eight quarters.

전망 결과에 대한 구체적인 수치는 <표 4>에서 볼 수 있다. 이 표는 취업자수 전망 결과와 더불어 추세와 순환치에 대한 전망결과를 함께 제공한다. 전 연령과 60세 미만의 전망결과 간 가장 극명한 차이점은 추세 전망치에 있다. 전 연령의 경우, 고령 인구가 지속해서 증가하면서 취업자수도 일정 기간 계속 증가할 것으로 보인다. 구체적으로는 전 연령 취업자수가 2024년 말까

지 누적적으로 22.8천명 가량 증가할 것으로 예상된다. 한편 2024년 8월말에 발표된 한국노동연구원 (2024)에 의하면 전년대비 2024년도 취업자수는 18.2만명으로 본 연구결과와 큰 차이를 보이지 않는다. 이와 같은 취업자수 증가는 출생을 하락으로 전체 인구가 줄더라도 고령화로 인해 경제활동가능인구 자체는 늘어나고, 노후대비 부족으로 인해 불가피하게 경제활동을 하는 노령층도 함께 늘어나기 때문으로 해석할 수 있다. 반대로 60세 미만 취업자수는 2024년 말까지 누적으로 11만 5천명이 감소할 것으로 보인다. 기본적으로 매년 노동시장에 새로 진입하는 인구에 비해 60세 이상이 되는 인구가 훨씬 많기 때문이다.

2024년 말 전 연령 취업자수 증가 전망치 22만 8천명 중 순환치는 7만 4천명이다. 한편 60세 미만의 경우 11만 5천명이 감소할 것으로 예상되지만 순환치는 오히려 +5만 6천명으로 취업자수가 추세를 웃돌 것으로 예상된다. 참고로 <표 4>를 보면 전 연령 취업자수 순환 전망치가 6분기 이후부터 상승하는 것으로 나타났다. 이는 향후 경기가 점차적으로 개선될 것으로 예상되기 때문이다. <그림 7>는 GDP갭과 ESI의 전망치(사후예측분포의 평균값)를 나타낸 것인데, ESI는 지속적으로 회복되고, GDP갭도 5분기 이후부터 상승추세를 보일 것으로 추정된다.

취업자수는 추세에 의해 결정되는 부분이 많고 추세는 기본적으로 인구 구조에 의해 결정된다. 따라서 경기안정화정책을 위해 현재 노동시장 상황을 판단하거나 전망할 경우, 취업자수 자체보다는 현재 순환치나 향후 순환치 전망을 참고해야 한다.

한편 <그림 6>과 <표 3>의 구간 전망치는 90% 신용구간(credibility interval)을 나타낸 것이다. 즉, 미래 취업자수 실현치가 구간 전망치에 포함될 확률이 9%이고, 10%의 확률로 구간 전망치를 벗어날 수 있다는 뜻이다. 그런데 여기서 주목할 점은 구간 전망치의 폭이 전 연령의 경우 단기적으로 ±32만 명, 장기적으로 ±100만 명에 달한다는 것이다. 60세 미만의 경우에도 구간 전망치의 폭 단기적으로 ±20만 명, 장기적으로 ±60만 명이다. 이처럼 미래 취업자수에 대한 점 예측치에 내포된 불확실성이 크기 때문에 점 예측치와 구간 전망치를 함께 활용할 필요가 있다. 예상 밖의 취업자수 증가나 감소 여부는 점 예측치를 기준으로 판단하기보다는 구간 전망치의 상한이나 하한을 기준으로 판단하는 것이 바람직할 것이다.

마지막으로 본 연구의 전망치는 본 연구에서 제시한 은닉인자 모형에만 근거한 것이므로 모형 불확실성이 고려할 필요가 있다. 이는 여타 연구결과와 비교함으로써 모형 불확실성의 크기를 일부 가늠할 수 있다. 2024년 초 시점에서 2024년도 우리나라 취업자수를 전망한 대한 국내 연구로는 한국노동연

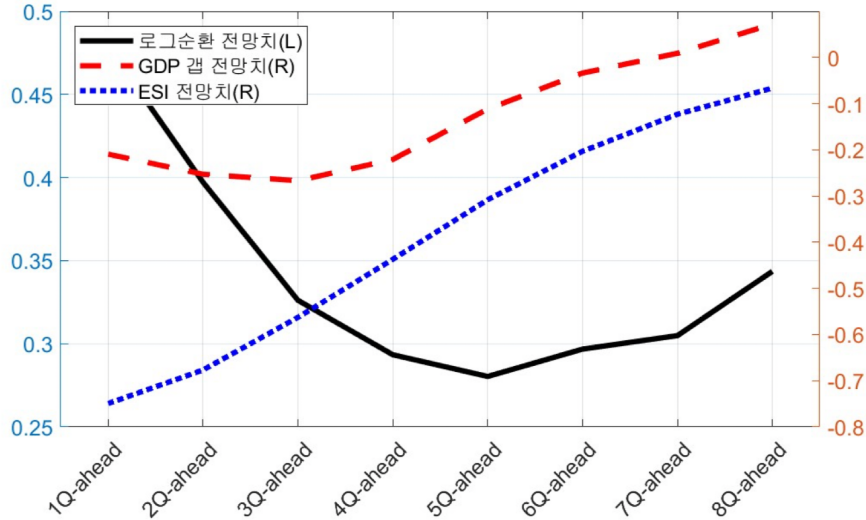


그림 7: GDP갭, ESI 및 로그 취업자수(전 연령) 순환 전망치. 이 그림은 향후 8 분기 동안의 성장률갭과 ESI 그리고 취업자수 순환의 전망치를 나타낸 것이다.

Figure 7: FORECASTS OF GDP GAP, ESI AND LOG CYCLICAL EMPLOYMENT. This figure displays the forecasts of the GDP gap, ESI and cyclical employment through the next eight quarters.

구원 (2023) 보고서가 있다. 이 보고서에 의하면 2024년 취업자수가 상반기에 28,480천명, 하반기에 28,868천명이 될 것으로 전망된다. 해외 연구로 OECD (2023)는 우리나라의 경제활동인구 전망치와 실업률 전망치를 발표했는데, 우리는 경제활동인구에 취업률(=1-실업률)을 곱해서 OECD의 우리나라 취업자수 전망치를 산출하였다. 그 결과, OECD의 우리나라 취업자수 전망치는 2024년 2분기 28,386천명, 4분기에 28,400천명, 2025년 2분기에 28,428천명, 2025년 4분기에 28,485천명이다.²⁰

<그림 8>은 본 연구의 분포 전망치와 앞서 언급한 국내외 전망결과를 동시에 나타낸 것이다. 이 그림을 보면, 2024년 한국노동연구원의 전망결과와 본 연구의 전망결과가 상당히 유사하다는 것을 볼 수 있다. 반면 OECD 전망치는

²⁰2023 OECD Employment Outlook에 의하면 OECD는 모형 기반 예측치와 전문가 설문을 조합하여 국가별 경제활동인구와 실업률 예측치를 산출한다. 하지만 예측 모형에 대한 구체적인 설명은 제공되지 않고 있다. 마찬가지로 한국노동연구원이 발간한 ‘2023년 하반기 노동시장 평가와 2024년 노동시장 전망’에도 취업자수 전망치 산출방법에 대한 설명을 찾을 수 없다.

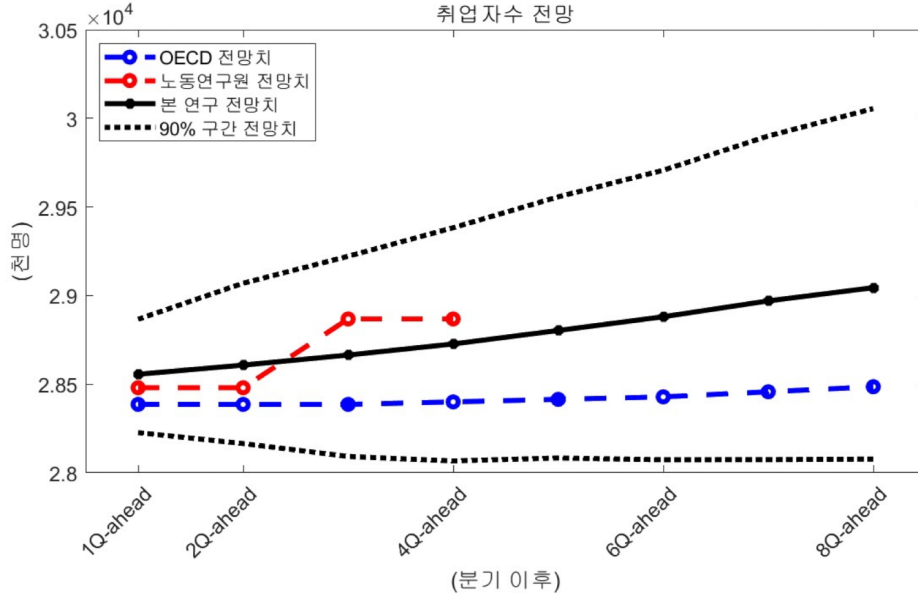


그림 8: OECD 및 한국노동연구원 전망치와의 비교. 이 그림은 본 연구의 전망결과와 OECD 및 한국노동연구원의 전망결과를 비교한 것이다.

Figure 8: COMPARISON WITH THE FORECASTS OF THE OECD AND KOREA LABOR INSTITUTE. This figure compares the forecast results of this study with those of the OECD and the Korea Labor Institute.

비록 95% 신용구간 내에는 포함되지만 전반적으로 본 연구의 전망치보다 낮은 수준을 보인다. 세 전망결과를 종합해 보면, 향후 2년간 우리나라 취업자수는 완만한 증가세를 보일 것으로 판단된다.

5. 요약 및 정책적 시사점

본 연구는 은닉인자모형을 이용하여 취업자수를 추세와 순환으로 분해하고, 향후 8개월 간의 취업자수를 전망하였다. 최근 들어 우리나라의 고령화가 급속히 진행되며 60세 미만과 이상의 취업자수 동태성이 극명하게 갈리고 있다. 이를 고려해서 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수를 구분하여 분석하였다. 추정결과는 크게 두 가지로 요약할 수 있다.

첫째, 추세-순환 분해결과에 의하면, 2023년 4분기 기준 높은 고용율과 함

계 취업자수의 순환치가 연령과 무관하게 양의 값을 나타내기 때문에 노동시장이 양적으로는 양호하다고 볼 수 있다. 반면 추세적으로는 인구감소와 고령화, 노인빈곤문제 등으로 전 연령의 취업자수는 상방추세를 이어가고 있지만, 60세 미만 취업자수는 2017년 이후 하방 추세를 나타낸다.

둘째, 전망 결과를 보면 전 연령 취업자수는 완만한 상승을 보이지만, 60세 미만 취업자수는 완만히 감소할 것으로 예측된다. 60세 미만 취업자수 예측치는 추세적인 변화를 반영하는 것이고, 추세는 예측가능한 인구감소와 고령화에 의해서 결정되는 부분이 많다. 생산성이 높은 젊은 연령의 노동력 감소하면 결국 잠재성장률까지 추세적인 하방요인으로 작용하기 때문에 잠재성장률 개선에 상당한 장애요인이 될 것으로 보인다.

본 연구결과의 해석과 정책적 활용과 관련하여 세 가지를 강조하고자 한다. 첫째, 정책당국은 취업자수의 점 예측치보다는 구간 전망치를 정책에 활용할 필요가 있다. 취업자수 실현치가 구간 전망치를 벗어난다는 것은 취업자수가 잠재 취업자수에 비해 지나치게 많거나 적다는 것을 의미하며, 이는 노동시장에 이상징후가 발생했다는 신호에 해당한다. 특히 정책당국 입장에서는 상방보다는 하방 위험에 대한 우려가 더 클 수밖에 없으므로, 취업자수가 구간 전망치를 밑돌 때 적극적인 대응이 필요할 것이다.

둘째, 전 연령 취업자수와 60세 미만 취업자수의 동태성과 결정요인이 상반되기 때문에 정책목표에 따라 두 종류의 취업자수를 분리하여 모니터링할 필요가 있다. 특히 취업자수 전망의 정확도는 순환보다는 추세 전망에 의해 결정되고, 추세의 결정요인이 노령층의 포함 여부에 따라 크게 달라지기 때문이다. 경기나 인구증가율도 중요하지만 고령화가 전 연령 취업자수의 주요 결정요인이기 때문에 사회안정망, 연금, 저출산율, 노인빈곤 등과 관련된 정책개발과 집행에는 전 연령 취업자수가 중요한 통계지표일 것이다. 반면, 60세 미만 취업자수는 주로 60세 미만 인구증가율과 경제활동인구에 의해 결정되기 때문에 성장동력확충, 교육, 산업구조, 이민정책과 연관성이 높다 볼 수 있다.

셋째, 경기 및 물가안정을 추구하는 한국은행의 입장에서는 취업자수 자체보다는 순환치를 면밀하게 모니터링할 필요가 있다. 전 연령과 60세 미만 취업자수 추세는 주로 잠재성장률 보다는 인구증가율과 고령화에 결정된다. 반면 순환치는 노령층 포함여부와 관계없이 경기변동을 대변하는 GDP 갭과 경제심리지수와 밀접히 관련되어 있으며, 실업율의 영향은 통계적으로 유의하지 않았다. 따라서 한국은행은 취업자수가 아니라 현재 시점에서의 순환치 추정치와 순환치 전망 결과를 중점적으로 참고하여 노동시장 상황을 판단하고 경기안정화 정책을 펼칠 필요가 있다.

비록 본 연구가 학술적 또는 정책적으로 의미있는 추정결과와 시사점을 제공하지만 여러 한계점이 있음을 언급하고자 한다. 우선 본 연구의 목적은 추세-순환 분해와 전망에 동시에 활용가능한 모형 개발이지만, 전망 성능 측면에서는 여타 다양한 모형들과의 광범위한 비교가 반드시 필요하며, 이를 통해 전망치의 신뢰성을 엄밀히 검증해야 한다. 결과적으로 본 연구에서 개발된 모형은 상대적으로 전망보다는 추세-순환 분해에 초점을 맞춘 것으로 봐야 할 것이다. 다음으로, 본 모형의 축약식 형태의 시계열모형이므로 구조적인 해석에 상당한 한계가 존재할 수 밖에 없다. 특히 추세나 순환의 변동을 야기하는 구조적인 충격이나 요인을 식별하기 어려우며, 정책의 효과를 측정하는 것도 용이하지 않다. 취업자수 전망과 변동요인분석은 금리통화정책 의사결정 과정에 대단히 중요한 정보를 제공하므로 향후 추가 연구를 통해 위와 같은 한계점들이 보완되기를 기대한다.

참고문헌

한국노동연구원 (2023). “2023년 하반기 노동시장 평가와 2024년 노동시장 전망,” *고용·노동브리프* 제110호, 한국노동연구원.

(Translated in English) The Korea Labor Institute (2023). “Labor market assessment in the second half of 2023 and the outlook for the labor market in 2024,” *Employment and Labor Brief* No. 110, the Korea Labor Institute.

한국노동연구원 (2024). “상반기 노동시장 평가와 하반기 노동시장 전망,” *고용·노동브리프* 제111호, 한국노동연구원.

(Translated in English) The Korea Labor Institute (2024). “Labor market assessment in the first half of 2024 and the outlook for the second half of 2024,” *Employment and Labor Brief* No. 111, the Korea Labor Institute.

Bañbura, M., Giannone, D., and Reichlin, L. (2010). “Large Bayesian vector auto regressions,” *Journal of Applied Econometrics* 25, 71-92.

Cross, J. L., Hou, C., and Poon, A. (2020). “Macroeconomic forecasting with large Bayesian VARs: Global-local priors and the illusion of sparsity,” *International Journal of Forecasting* 36, 899-915.

Kim, C-J. and Kim, J. (2022). “Trend-cycle decompositions of real GDP revisited: Classical and Bayesian perspectives on an unsolved puzzle,” *Macroeconomic Dynamics* 26, 394-418.

Matsukura, R., Ogawa, N., and Clark, R. L. (2007). “Analysis of employment patterns and the changing demographic structure of Japan,” *Japanese Economy* 34, 82-153.

OECD (2023). “OECD employment outlook 2023”

Zuo, X., Chen, G., and Sun, X. (2017). “Population aging and its impact on employment”, in *China’s Population Aging and the Risk of ‘Middle-income Trap’*, eds., Tian, X., Research Series on the Chinese Dream and China’s Development.

A. 부록 1

본 부록은 은닉인자의 완전조건부 분포 샘플링 과정을 구체적으로 설명한다. 먼저 $\tilde{D}_t = \{U_i\}_{i=1}^t$ 는 t 시점까지의 정보이고, $U_{t|t-1} = \mathbb{E}(U_t|\tilde{D}_{t-1}, \theta)$ 와 $P_{t|t-1} = \text{Var}(U_t|\tilde{D}_{t-1}, \theta)$ 는 각각 은닉인자의 조건부 기댓값과 분산을 표기한다. 은닉인자 샘플링이 첫 단계는 forward recursion인데, 은닉인자 중 불안정 계열이 존재하므로 초기값을 wild guess (즉, $U_{0|0} = 0$ 와 $P_{0|0} = 10^5 \times I$)한다. 그런 다음, 주어진 초기값으로부터 아래의 칼만필터를 이용하여 필터드 분포 ($U_{t|t}$ 와 $P_{t|t}$)을 시간순으로 계산한다.

$$\begin{aligned} U_{t|t-1} &= GU_{t-1|t-1} + A_t \\ P_{t|t-1} &= GP_{t-1|t-1}G' + Q \\ D_{t|t-1} &= HU_{t|t-1} \\ f_{t|t-1} &= HP_{t|t-1}H' + \Omega \\ U_{t|t} &= U_{t|t-1} + P_{t|t-1}H'(f_{t|t-1})^{-1}(D_t - D_{t|t-1}) \\ P_{t|t} &= P_{t|t-1} - P_{t|t-1}H'(f_{t|t-1})^{-1}HP_{t|t-1} \end{aligned}$$

다음 단계는 backward recursion인데, 이 단계의 첫 번째 작업은 T 시점의 필터드 분포,

$$U_T|D, \theta \sim \mathcal{N}(U_T|T, P_T|T)$$

로부터 U_T 를 샘플링하는 것이다. 그런 다음, $t = T - 1, T - 2, \dots, 1$ 에 대해서 주어진 U_{t+1} 으로부터 역순으로

$$U_t | U_{t+1}, \tilde{D}_t, \theta \sim \mathcal{N}(U_t | U_{t+1} + P_t | G'(P_{t+1} | t)^{-1}(U_{t+1} - U_{t+1|t}), P_t | G'(P_{t+1} | t)^{-1} G P_t | t)$$

을 샘플링하면 $\{U_t\}_{t=1}^T$ 의 완전조건부 분포 샘플링이 완료된다. 이 때, U_t 의 첫 3개행이 바로 (E_t^*, C_t) 이다.

B. 부록 2

이 부록은 코로나 팬데미 기간과 전후 시기를 대상으로 한 60세 미만 취업자수의 표본외 예측결과를 나타낸 것이다.

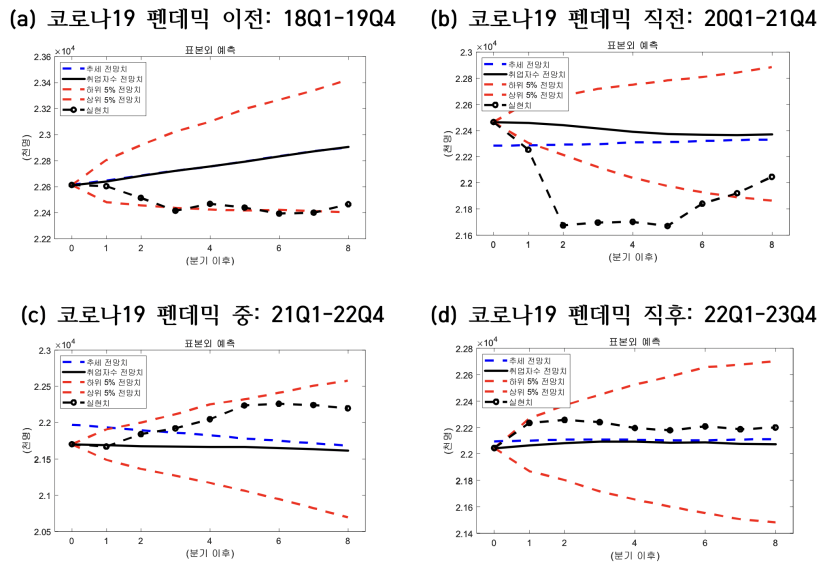


그림 9: 60세 미만 취업자수 표본외 예측결과. 이 그림은 코로나 팬데미 기간과 전후 시기를 대상으로 한 60세 미만 취업자수의 표본외 예측결과를 나타낸 것이다.

Figure 9: OUT-OF-SAMPLE DENSITY FORECASTS UNDER THE AGE OF 60. This figure represents the out-of-sample prediction results of the employment under the age of 60 for the Corona pandemic period and before and after.

