유량 접근법을 활용한 노동시장 전망모형

Ⅰ. 머리말
Ⅱ. 유량 전망모형
Ⅲ. 고용상태 전환율 추정
Ⅳ. 예측력 평가
Ⅴ. 맺음말

오삼일
한국은행 조사국
모형연구팀 과장
Tel. 02-759-4218
samil.oh@bok.or.kr

강달현
한국은행 조사국
모형연구팀 조사역
Tel. 02-759-4176
kangdalhyun@bok.or.kr

실업률과 같은 노동시장 변수들을 전망하는 작업은 경제정책을 담당하는 이들에게 중요하면서도 어려운 일이다. 특히 경기 전환기나 고용관련 지표의 변동성이 커지는 상황에서는 더욱 그렇다. 일반적으로 널리 쓰이고 있는 저량변수를 활용한 선형 모형(stock-based linear model)은 노동시장 변화의 비대칭성을 포착하지 못하기 때문에 전망이 더욱 중요한 경기 전환기에 전망오차가 커지는 문제점이 있다.

본고는 이러한 문제점을 개선하기 위해 유량 접근법(flow approach)을 활용한 노동시장 전망모형을 구축하였다. 유량 접근법의 기본 아이디어는 다음과 같다. 실업률을 욕조에 담긴 물의 양에 비유할 경우, 한 시간 뒤 물의 양은 수도꼭지로부터 유입되는 양과 배수구를 통해 유출되는 양에 의해 결정된다. 여기서 중요한 것은 실업으로의 유입과 유출은 각기 다른 시계열적 특성을 가지며, 경기순환 과정에서 실업률 변화에 기여하는 정도도 다르다는 점이다. 따라서 유량 자료(유입과 유출)를 활용하는 방법론은 경기에 따른 실업률 변화의 비대칭성을 보다 잘 포착할 수 있는 장점이 있다.

균형실업 이론(theory of equilibrium unemployment)과 단순한 계량기법을 활용한 유량 전망모형(flow-based forecasting model)은 전문가 예상치 및 여타 시계열 모형들보다 노동시장 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 구체적으로 1년 뒤 실업률 전망시 전문가 예상치보다 10%, VAR 모형보다 47%가량 전망오차가 줄어들었다. 또한 경기 전환기 및 실업률 상승기에 더 우월한 예측력을 보였다. 동 모형에 의한 전망은 속보성이 높은 데다 전망 절차도 간편해서 향후 노동시장 전망 시 주요 참고지표로 활용할 수 있을 것으로 기대된다.

* 논고 작성에 많은 도움을 주신 조사국 김웅 부장, 송승주 팀장 그리고 유익한 논평을 해주신 한국은행 조사국 직원들에게 감사를 표합니다. 본 논문에 혹시 남아 있을 수 있는 오류는 저자의 책임임을 밝힙니다.

* 본 자료의 내용은 한국은행의 공식견해가 아니라 집필자 개인의 견해라는 점을 밝힙니다. 따라서 본 자료의 내용을 보도하거나 인용할 경우에는 집필자명을 반드시 명시하여 주시기 바랍니다.

Ⅰ. 머리말

성장, 물가, 실업률과 같은 주요 경제변수들을 전망하는 작업은 경제정책을 담당하는 이들에게 중요하면서도 어려운 일이다. 특히 경기 전환기나 경제변수들의 변동성이 커지는 상황에서는 더욱 그렇다. 일반적으로 실업률을 비롯한 노동시장 변수를 전망할 때는 다음의 두 가지 방법이 많이 활용되고 있다. 첫째는 ARIMA[1]와 같이 노동시장 변수의 시계열적 특성(time-series properties)을 활용하는 방법이며, 둘째는 오쿤의 법칙(Okun's law)에 기반하여 총생산과 노동시장 간의 실증적인 관계를 이용하는 방법이다. 그러나 저량변수를 활용하는 선형 모형(stock-based linear model)은 노동시장 변화의 비대칭성을 포착하지 못하기 때문에 전망이 더욱 중요한 경기 전환기에 전망오차가 커지는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 개선하기 위해 고용상태 전환율과 같은 유량(flow) 자료를 전망에 활용하는 연구가 최근 들어 많이 이루어지고 있다. 유량 접근법(flow approach)의 기본 아이디어는 다음과 같다. 실업률을 욕조에 담긴 물의 양에 비유할 경우, 한 시간 뒤 물의 양은 수도꼭지로부터 유입되는 양과 배수구를 통해 유출되는 양에 의해 결정된다. 유입과 유출이 같으면 물의 양이 변하지 않을 것이나, 유입이 유출보다 많으면 물의 양이 증가하리라는 것을 쉽게 예측할 수 있다. 결국, 유입과 유출이 실업률(물의 양)의 변화를 함께 결정하게 된다. 여기서 중요한 것은 실업으로의 유입과 유출은 각기 다른 시계열적 특성을 가지며, 경기 순환 과정에서 실업률 변화에 기여하는 정도도 다르다는 점이다. 예를 들어, 실업률 상승은 실직률 변화와 실업률 하락은 취직률 변화와 각각 밀접한 관계를 나타낸다. 따라서 유량 자료(유입과 유출)를 활용하는 방법론은 경기에 따른 실업률 변화의 비대칭성을 보다 잘 포착할 수 있는 장점이 있다.

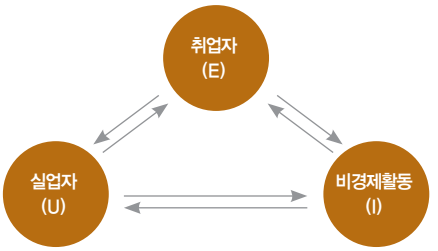
Barnichon & Nekarda(2012)는 미국의 유량 자료를 활용하여 전망모형을 구축한 결과, 전문가 예상치(professional forecasts) 및 여타 시계열 모형보다 우수한 예측력을 보였다. 특히 경기 전환기 및 실업률 상승기에 더 우월한 예측력을 보여 노동시장 변화의 비대칭성을 잘 포착하는 것으로 평가하였다. Barnichon & Garda(2016)는 Barnichon & Nekarda(2012)의 방법론을 미국 이외에 프랑스, 독일, 스페인, 영국, 일본에 적용하여 비슷한 결과를 도출하였다. 한편 유량 자료를 활용한 전망모형의 예측력은 국가별 노동시장 특성에 따라 다른 모습을 보였다. 노동이동이 활발한 미국은 단기 시계에서, 노동이동이 경직적인 유럽국가들은 장기 시계에서 예측력이 더 개선되는 것으로 나타났다. 또한 국제노동기구(International Labor Organization)는 최근 들어 G7 국가들의 실업률 전망에 고용상태 전환율을 활용하고 있다(World Employment and Social Outlook).

1) Autoregressive integrated moving average

본고는 선행연구를 원용하여 균형실업 이론(theory of equilibrium unemployment)과 단순한 계량기법을 활용한 유량 전망모형(flow-based forecasting model)을 구축하였다. 이후 동 모형의 예측력 및 유용성을 평가하였다. 본 연구는 다음의 차례로 구성되어 있다. 제Ⅱ절에서는 유량 전망모형을 구축하고, 제Ⅲ절은 전망에 활용할 고용상태 전환율을 추정한다. 제Ⅳ절은 유량 전망모형의 예측력을 평가하고, 제Ⅴ절은 주요 결과를 정리하고 마무리한다.

〈그림 1〉 고용상태별 노동이동(2-states)

〈그림 2〉 고용상태별 노동이동(3-states)



Ⅱ. 유량 전망모형

본고는 두 가지 형태의 유량 전망모형(2-states 및 3-states 전망모형)을 활용한다. 첫 번째는 취업과 실업 사이의 노동이동만을 고려한 2-states 전망모형(〈그림 1〉)이다. 고용상태 전환율을 쉽게 추정할 수 있는 장점이 있으나 비경제활동인구를 고려하지 않으므로 실업률 이외의 노동시장 변수를 전망하는 데 한계가 있다. 두 번째는 취업, 실업 및 비경제활동인구 간 노동이동을 고려한 3-states 전망모형(〈그림 2〉)이다. 고용상태 전환율 추정이 다소 어려우나 고용률, 경제활동참가율 등 다양한 노동시장 변수들을 전망하는데 활용할 수 있다.

1. 2-states 전망모형

실업률 동학 – 고용상태를 취업과 실업 두 가지 상태(2-states)로 구분하고 매월 모든 취업자와 실업자는 각각 s_{t+1}(실직률)와 f_{t+1}(취직률)의 확률로 실직 가능성 및 취직의 기회가 발생한다고 가정한다. 이에 따라 매월 실업률(u_t)의 변화는 식 (1)과 같이 실업으로의 유입과 유출에 의해 결정된다.

$$\frac{du_{t+\tau}}{d\tau} = \underbrace{s_{t+1}(1-u_{t+\tau})}_{\text{유입}} - \underbrace{f_{t+1}u_{t+\tau}}_{\text{유출}}, \ \tau \in [0,1] \quad (1)$$

위 미분방정식(식 (1))을 풀면 식 (2)와 같은 실업률 동학식(a law of motion for unemployment)을 도출할 수 있다. 여기서, $u^*_{t+1}(=\frac{s_{t+1}}{s_{t+1}+f_{t+1}})$는 정상상태 실업률[2], $\beta_{t+1}(\tau)(=1-e^{-\tau(s_{t+1}+f_{t+1})})$는 정상상태로의 수렴속도를 각각 나타낸다.

$$u_{t+\tau}=\beta_{t+1}(\tau)\,u^*_{t+1}+[1-\beta_{t+1}(\tau)]\,u_t \qquad (2)$$

실업률 동학식에 따르면 다음 달 실업률은 다음 달 정상상태 실업률(u^*_{t+1})과 이번 달 실제 실업률(u_t)의 가중평균이며, 시간이 지날수록 β_{t+1}의 속도로 정상상태 실업률로 수렴하게 된다. 여기서 정상상태 실업률과 수렴속도는 고정된 값이 아니라 고용상태 전환율 변동에 따라 가변적이다[3]. 따라서 실업률은 변화하는 정상상태를 향해 변화하는 속도로 수렴하는 비선형성을 띠고 있다[4].

전망 절차 – 2-states 전망모형은 다음의 2단계를 거쳐 실업률 경로를 전망한다. 먼저, 식 (3)과 같이 고용상태 전환율(s_t, f_t)을 포함한 4변수 VAR 모형을 구축하고 이를 활용하여 고용상태 전환율의 향후 경로를 전망한다. 여기서 s_t는 실직률, f_t는 취직률, u_t는 실업률, gdp_t는 국내총생산을 각각 나타낸다. 모형의 시차(p)는 AIC 등을 고려하여 2분기로 설정한다. 모든 변수는 계절변동을 조정하였으며, 10년의 기간(rolling window)을 사용하여 모형을 추정한다.

$$Y_t=B_0+B_1Y_{t-1}+\ldots+B_pY_{t-p}+\epsilon_t \qquad (3)$$

여기서, $Y_t=[\ln s_t, \ln f_t, \Delta\ln u_t, \Delta\ln gdp_t]'$

이후 VAR 모형에서 구한 고용상태 전환율 전망치($\hat{s}_{t+j|t}$, $\hat{f}_{t+j|t}$)를 비선형 실업률 동학식(식 (4))에 반복 대입(iteration)하여 향후 실업률 경로를 전망한다[5].

$$\hat{u}_{t+j|t}=\hat{\beta}_{t+j|t}\hat{u}^*_{t+j|t}+(1-\hat{\beta}_{t+j|t})\hat{u}_{t+j-1|t} \qquad (4)$$

2. 3-states 전망모형

노동시장 동학 – 실업률 이외에 고용률, 경제활동참가율 등을 전망하기 위해서는 비경제활동인구의 변화를 고려해야 하므로 고용상태를 취업, 실업 및 비경제활동인구(3-states)로 구분한다. 취업자, 실업자 및 비경제활동인구는 매월 $\lambda^{AB}(A\in E, U, I$로부터 $B\in E, U, I)$의 확률로 고용상태가 변화하며 개별 고용상태의 변화는 식 (5)와 같이 결정된다. 여기서 λ^{AB}는 상태 A에서 상태 B로 전환할 확률, E는 취업자, U는 실업자, I는 비경제활동인구를 각각 나타낸다.

2) 정상상태 실업률은 실직률과 취직률이 현재 수준을 영원히 유지할 경우 도달하는 실업률이다.
3) 〈그림 5〉 및 〈그림 6〉을 참조하기 바란다.
4) 예를 들어, 고용상태 전환이 활발한 시기에는 수렴속도가 높아져 보다 빠르게 정상상태 실업률로 수렴한다.
5) $\hat{u}^*_{t+j|t}=\frac{\hat{s}_{t+j|t}}{\hat{s}_{t+j|t}+\hat{f}_{t+j|t}}$, $\hat{\beta}_{t+j|t}=1-e^{-(\hat{s}_{t+j|t}+\hat{f}_{t+j|t})}$.

$$\frac{dE_{t+\tau}}{d\tau} = \underbrace{\lambda^{UE}_{t+1}U_{t+\tau} + \lambda^{IE}_{t+1}I_{t+\tau}}_{\text{유입}} - \underbrace{(\lambda^{EU}_{t+1} + \lambda^{EI}_{t+1})E_{t+\tau}}_{\text{유출}} \quad (5a)$$

$$\frac{dU_{t+\tau}}{d\tau} = \underbrace{\lambda^{EU}_{t+1}E_{t+\tau} + \lambda^{IU}_{t+1}I_{t+\tau}}_{\text{유입}} - \underbrace{(\lambda^{UE}_{t+1} + \lambda^{UI}_{t+1})U_{t+\tau}}_{\text{유출}} \quad (5b)$$

$$\frac{dI_{t+\tau}}{d\tau} = \underbrace{\lambda^{EI}_{t+1}E_{t+\tau} + \lambda^{UI}_{t+1}U_{t+\tau}}_{\text{유입}} - \underbrace{(\lambda^{IE}_{t+1} + \lambda^{IU}_{t+1})I_{t+\tau}}_{\text{유출}} \quad (5c)$$

위 미분방정식(식 (5))들을 활용하여 취업, 실업 및 비경제활동인구의 동학식(a law of motion for employed, unemployed, and inactive)을 도출한다.[6]

전망 절차 – 3-states 전망모형은 2-states 전망모형과 같은 방식으로 노동시장 변수들을 전망한다. 먼저,식 (6)과 같이 고용상태 전환율을 포함한 9변수 VAR 모형을 구축하고 이를 활용하여 고용상태 전환율의 향후 경로를 전망한다. u_t는 실업률, ui_t는 실업급여 신청자 수, gdp_t는 국내총생산을 각각 나타낸다. 모형의 시차, 계절변동 조정, 추정기간(rolling window) 등은 2-states 전망모형과 동일하다.

$$Y_t = B_0 + B_1 Y_{t-1} + \ldots + B_p Y_{t-p} + \epsilon_t \quad (6)$$

여기서, $Y_t = [\ln \lambda^{EU_t}, \ln \lambda^{UE_t}, \ln \lambda^{EI_t}, \ln \lambda^{IE_t}, \ln \lambda^{IU_t}, \ln \lambda^{UI_t}, \ln ui_t, \Delta \ln u_t, \Delta \ln gdp_t]'$

VAR 모형에서 구한 고용상태 전환율 전망치를 노동시장 동학식에 반복 대입하여 노동시장 변수(E, U, I)들의 향후 경로를 예측한 다음, 이를 활용하여 취업자수 증감, 고용률, 경제활동참가율을 전망한다[7].

Ⅲ. 고용상태 전환율 추정

본 절은 유량 전망모형에 활용할 고용상태 전환율을 추정한다. 2-states 전환율은 Shimer(2012)의 방법론을 따르고, 3-states 전환율은 경제활동인구조사의 개별 응답자를 식별하여 상태변화를 추적하는 방법론 (오삼일 · 강달현(2019))을 따른다.

1. 2-states 전환율

2-states 전망모형에 이용할 고용상태 전환율은 실업자 수(U_t), 취업자 수(E_t) 및 신규 실업자 수(U^s_t)를 활용하여 추정한다. 신규 실업자의 경우 공표되지 않는 자료이므로 경제활동인구조사 마이크로 데이터에서 구직기간이 1개월인 실업자를 추출하여 이용한다. 먼저 취직률(job finding rate, f_t)은 Shimer(2012)의 방법론을 따라 비경제활동인구로부터의 유출입이 없다는 가정하에 식 (7)과 같이 구한다.

$$f_t = -\ln\left(\frac{U_{t+1} - U^s_{t+1}}{U_t}\right) \quad (7)$$

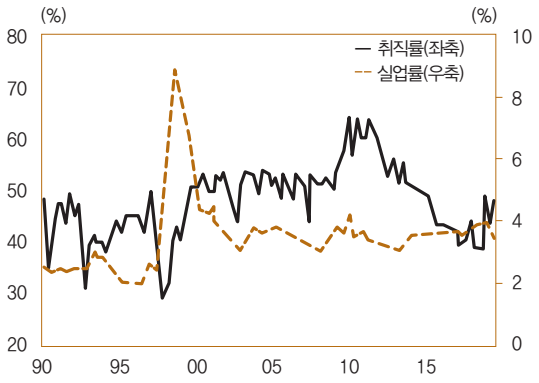
6) 고용상태별 동학식 유도과정은 〈참고1〉을 참조하기 바란다.
7) 취업자 수 전망은 취업자(E)의 경로를 직접 전망하는 방법과 고용률 전망치에 15세 이상 인구 전망치(통계청)를 곱하는 방법이 있다. 후자의 경우 인구변화를 고려할 수 있는 장점이 있기 때문에 본고는 후자를 활용하여 취업자 수를 전망하였다. 전자와 후자의 전망오차를 비교한 결과에서도 후자를 활용한 방법의 전망오차가 낮은 것으로 나타났다.

이후 실직률(job separation rate, s_t)은 위에서 구한 취직률을 [t, t+1) 기간 사이의 실업률 동학식(식 (8))에 대입하여 계산한다.

$$U_{t+1} = \frac{(1-e^{-f_t-s_t})\,s_t}{f_t+s_t}(E_t+U_t) + e^{-f_t-s_t}\,U_t \quad (8)$$

위의 방식으로 계산한 취직률과 실직률을 계절변동조정(X-13 ARIMA-SEATS)한 후 분기평균 시계열을 구축한다. 〈그림 3〉과 〈그림 4〉를 보면 취직률과 실직률이 각각 뚜렷한 경기순행성과 경기역행성을 보이고 있다.

〈그림 3〉 취직률[1)]



주: 1) 1990.1/4~2019.3/4분기
자료: 통계청, 저자 계산

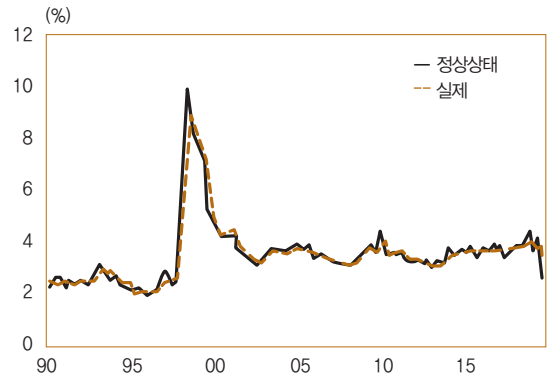
〈그림 4〉 실직률[1)]

주: 1) 1990.1/4~2019.3/4분기
자료: 통계청, 저자 계산

또한 〈그림 5〉를 보면 취직률 및 실직률에 기반한 정상상태 실업률(u_t^*)이 실제 실업률을 1분기 선행하면서 아주 밀접한 움직임을 나타내고 있다. 구체적으로 실제 실업률(t)과 정상상태 실업률(t+1)의 상관계수는 0.99로 주요국에 비해 높은 수준[8)]이다. 유량 접근법은 실업률이 정상상태 실업률로 수렴한다는 전제하에 실업률 경로를 전망하므로 두 변수의 밀접한 관계는 유량 접근법의 효용성을 나타내는 근거가 된다.

8) 미국 0.98, 영국 0.97, 프랑스 0.86, 독일 0.89, 일본 0.69

〈그림 5〉 실제 실업률 및 정상상태 실업률 [1)]



주: 1) 1990.1/4~2019.3/4 분기
자료: 통계청, 저자 계산

〈그림 6〉 수렴속도 [1)]

주: 1) 1990.1/4~2019.3/4 분기
자료: 저자 계산

〈표 1〉 실제 실업률과 정상상태 실업률의 시차상관계수[1)]

i	$u, u^*(-i)$
0	0.927
1	0.990
2	0.925
3	0.789
4	0.628

주: 1) 1990.1/4~2019.3/4 분기
자료: 저자 계산

마지막으로 〈그림 6〉을 보면 취직률과 실직률의 함수인 수렴속도($\beta_t = 1 - e^{-s_{t+1} - f_{t+1}}$)가 경기국면별로 변화하는 것을 확인할 수 있다. 외환위기, 글로벌 금융위기 등 실업률이 급격히 변동하는 시기에는 고용상태 전환이 증가하면서 수렴속도가 빨라지는 경향을 보인다. 이러한 수렴속도의 변화는 유량 접근법이 실업률 변화의 비대칭성을 일정 부분 포착할 수 있음을 나타낸다.

2. 3-states 전환율

3-states 전망모형에 이용할 고용상태 전환율은 경제활동인구조사의 개별 응답자를 식별한 이후 상태변화($A \in E, U, I$로부터 $B \in E, U, I$)를 추적하여 다음과 같이 계산하였다.[9)] 먼저, 고용상태 전환은 아래의 노동이동 행렬과 같이 9가지 경우(EE, EU, EI, UE, UU, UI, IE, IU, II)가 존재한다. 예를 들어, EU는 지난 달 취업에서 이번 달 실업으로 고용상태가 변화한 경우를 의미한다.

$$\text{노동이동 행렬} : \begin{bmatrix} EE & EU & EI \\ UE & UU & UI \\ IE & IU & II \end{bmatrix}$$

각각의 경우별 노동이동 규모는 아래와 같이 구해진다. 여기서 S_t^{AB}는 상태 A에서 상태 B로 전환한 응답자의 집합을, ω_{jt}는 개별 응답자의 가중치를 각각 나타낸다.

9) 자세한 추정방법 및 추정결과는 오삼일 · 강달현(2019)을 참조하기 바란다.

노동이동 규모 : $L_t^{AB} = \sum_{i=S_t^{AB}} \omega_{jt}$ (9)

이렇게 구해진 노동이동 규모를 활용하여 고용상태 전환율을 구한다.

고용상태 전환율 : $n_t^{AB} = \frac{L_t^{AB}}{L_t^{AE} + L_t^{AU} + L_t^{AI}}$ (10)

월별 고용상태 전환율(n_t^{AB})을 계절변동 조정(X-13 ARIMA-SEATS)한 후 집계편의(time aggregation bias)를 보정하여 순간 전환율(instantaneous transition rates)을 구한다. 마지막으로 순간 전환율을 기간 전환율(full month transition rates, λ_t^{AB})로 변환한 다음 분기평균 시계열을 구축한다.

Ⅳ. 예측력 평가

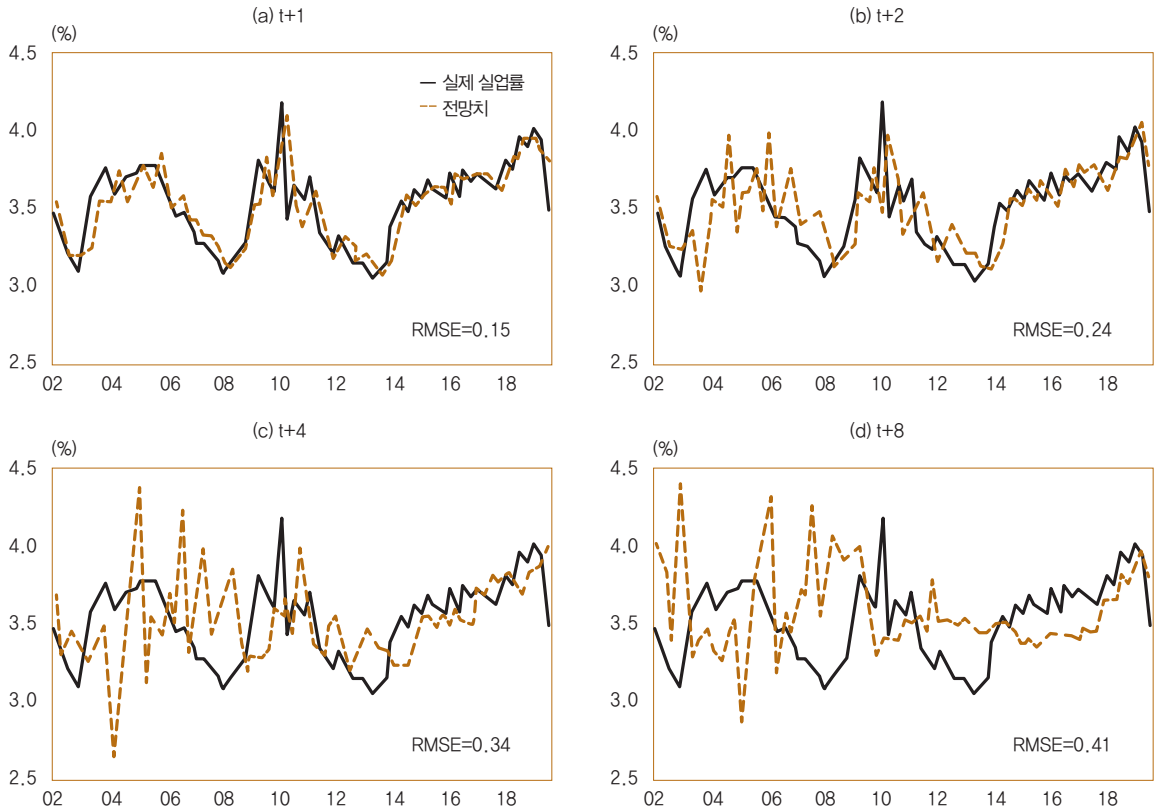
본 절은 유량 전망모형의 표본 외(out of sample) 전망치를 전문가 및 여타 시계열 모형의 전망치와 비교하여 예측력을 평가하였다.

1. 2-states 전망모형 : 실업률

전망시계별 예측력 – 2-states 전망모형의 표본 외 전망치를 실제 실업률과 비교해 본 결과, 예상대로 시계가 길어질수록 전망오차[10](RMSE, %p)가 커지는 모습을 보인다(〈그림 7〉). 1분기 앞 전망치(t+1)의 RMSE가 0.15인데 반해 8분기 앞 전망치(t+8)의 RMSE는 0.41로 늘어난다. 한편 장기 시계(t+4, t+8)를 중심으로 2000년대 초중반 큰 폭의 전망오차가 발생하고 있는데 이는 외환위기 이후 노동시장의 구조변화에 기인한 것으로 평가된다. 그러나 최근에는 장기 시계에서도 전망오차가 줄어들며 안정화된 모습을 보인다.

10) RMSE(root mean square error) = $\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{t=1}^{N}(y_t - \hat{y}_t)^2}$, y_t는 실적치, $\hat{y}_t$는 전망치, N은 표본 수

〈그림 7〉 실제 실업률과 2-states 전망모형의 전망치[1)]



주: 1) 2002.1/4~2019.3/4 분기, t+1은 1분기 앞 전망치를 나타낸다.

전문가 예상치와 비교 – 전문가 예상치(Consensus Economics 평균치)와 비교할 경우 전 예측 시계(t+1~t+4)에 걸쳐 2-states 전망모형의 예측력이 우월하다(〈표 2〉). 2-states 전망모형의 전망오차가 Consensus Economics의 전망오차보다 10~40% 작게 나타났는데, 특히 단기 시계(t+1, t+2)에서 2-states 전망모형의 예측력이 상대적으로 더 우월하다. 한편 예측력의 차이가 통계적으로 유의한 수준인지를 살펴보기 위해 Diebold-Mariano test를 실시한 결과, 단기 시계(t+1, t+2)에서 2-states 전망모형이 유의하게 우월한 것으로 나타났다[11)].

11) Diebold-Mariano test의 귀무가설은 "두 모형의 예측력이 동일하다"이며(Diebold & Mariano(1995) 참조), t+1 및 t+2기에 유의수준 10%에서 귀무가설을 기각한다.

〈표 2〉 전망오차(RMSE, %p) 비교[1]

	t+1	t+2	t+4
2-states 전망모형	0.15	0.24	0.34
Consensus Economics[2]	0.25 (0.00)	0.30 (0.07)	0.38 (0.64)

주: 1) 2000.3/4~2019.3/4분기
2) ( ) 내는 Diebold-Mariano test의 p-value

여타 시계열 모형과 비교 – 2-states 전망모형의 전망치를 〈표 3〉에서 제시한 여타 시계열 모형의 전망치와 비교해보더라도 2-states 전망모형이 전 예측 시계(t+1~t+8)에 걸쳐 예측력이 우월한 것으로 나타났다(〈표 4〉).

〈표 3〉 비교대상 시계열 모형

모 형	세부내용
ARIMA(1,0,2)	ARIMA 모형 중에서 전망오차가 가장 작은 모형
VAR	실업률과 GDP로 구성된 2변수 VAR 모형
VAR flows	실업률, GDP 외에 고용상태 전환율(취직률, 실직률)을 추가한 4변수 VAR 모형

이러한 2-states 전망모형의 우수한 전망능력은 고용상태 전환율 활용, 실업률 동학식의 비선형성 등에 기인한 것으로 평가된다. 먼저, VAR 모형과 VAR flows 모형을 비교함으로써 유량 자료 추가에 따른 예측력 개선 효과를 확인할 수 있다. 또한, VAR flows 모형과 2-states 전망모형을 비교해보면 실업률 동학식의 비선형성이 전망오차를 줄이는데 추가로 기여하고 있음을 확인할 수 있다.

〈표 4〉 전망오차(RMSE, %p) 비교[1]

		t+1	t+2	t+4	t+6	t+8
2-states 전망모형		0.15	0.24	0.34	0.40	0.41
시계열 모형	VAR flows[2]	0.15 (0.99)	0.27 (0.04)	0.39 (0.01)	0.42 (0.31)	0.42 (0.87)
	VAR[2]	0.22 (0.10)	0.37 (0.15)	0.64 (0.08)	0.84 (0.06)	0.94 (0.05)
	ARIMA(1,0,2)[2]	1.30 (0.06)	1.52 (0.05)	1.52 (0.06)	1.54 (0.07)	1.49 (0.08)

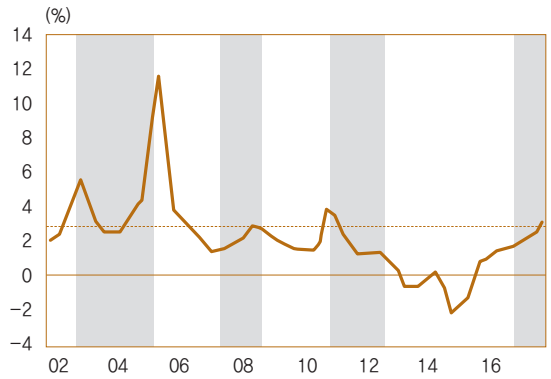
주: 1) 2000.3/4~2019.3/4 분기
2) ( ) 내는 2-states 전망모형과 비교하는 Diebold-Mariano test의 p-value

경기국면별 예측력 – 일반적인 예측력 비교 방법(RMSE 등)은 전체 시계에서 두 모형의 평균 예측력을 비교하는 데 유용하나 시기별로 예측력 차이를 살펴보는 데는 한계가 있다. 따라서 경기국면별로 예측력 차이를 비교하기 위해 Giacomini & Rossi(2010)가 제안한 Fluctuation test[12]를 실시하였다.

〈그림 8〉을 보면 경기 전환기나 실업률 상승기에 2-states 전망모형의 상대 예측력이 더 높아지는 모습을 확인할 수 있다. 이는 실업으로의 유입과 유출이 각기 다른 시계열적 특성을 가지며, 경기순환 과정에서 실업률 변화에 기여하는 정도도 다르기 때문이다. 예를 들어, 실업률 상승은 실직률 변화와 실업률 하락은 취직률 변화와 각각 밀접한 관계를 나타낸다. 따라서 유량 자료(유입과 유출)를 활용하는 모형은 경기에 따른 실업률 변화의 비대칭성을 선형 모형보다 잘 포착할 수 있는 장점이 있다.

12) 자세한 내용은 Dieblo & Mariano(1995), Giacomini & Rossi(2010)를 참조하기 바란다. Fluctuation test 결과, 모든 시점에서(at all time points) 두 모형의 예측력이 동일하다는 귀무가설을 기각하고 2-states 전망모형의 예측력이 우수한 것으로 나타났다.

〈그림 8〉 2-states 전망모형의 상대 예측력[1)2)3)]



주: 1) ARIMA 대비 상대 예측력. 1년 후 전망치의 RMSE의 차이(표준화, 10분기 rolling)를 나타냄. 0보다 클수록 2-states 전망모형의 예측력이 상대적으로 높음
2) 음영부분은 경기침체기를 나타냄
3) 점선은 Fluctuation test의 10% 임계값

전망 조합 – 마지막으로 2-states 전망모형, 전문가, ARIMA 모형이 서로 배타적인 정보를 활용하고 있는 점을 고려하여 각각의 전망치를 가중평균하여 전망치로 활용한다. 2-states 전망모형은 고용상태 전환율, 실업률, GDP만을 활용한다. 전문가는 실업률, GDP 이외에 이용 가능한 모든 정보를 활용하는 반면 대부분의 경우 고용상태 전환율은 고려하지 않는다. ARIMA는 다른 변수를 이용하지 않고 실업률 자체의 시계열적 특성만을 고려한다. 각각의 전망치를 얻기 위해 활용하는 정보가 서로 다르므로 전망 조합시 이용 가능한 정보가 늘어나면서 예측력이 개선되는 효과를 기대할 수 있다.

전망별 최적 가중치는 다음의 회귀식(식 (11))에 기반하여 추정하였다. 추정 결과 단기 시계에서는 2-states 전망모형의 가중치가 월등히 높지만, 시계가 길어질수록 전문가의 가중치가 다소 확대된다. 또한 추정된 가중치에 따른 전망 조합은 2-states 전망모형에 비해 전망오차를 1~10% 정도 줄이는 것으로 나타났다(〈표 5〉). 이는 실제 전망과정에서 전문가 예상치를 적절히 고려할 필요가 있다는 점을 시사한다.

$$u_t = \beta_1 \hat{u}_t^{\text{유량모형}} + \beta_2 \hat{u}_t^{\text{전문가}} + \beta_3 \hat{u}_t^{ARIMA} + v_t \quad (11)$$

〈표 5〉 전망오차 및 최적 가중치[1)2)]

	t+1	t+2	t+4
RMSE(%p)			
2-states 전망모형	0.15	0.24	0.34
전망 조합	0.14	0.23	0.31
최적 가중치(β)			
2-states 전망모형	0.91***	0.73***	0.55***
전문가	0.08	0.25**	0.42***
ARIMA 모형	0.01	0.02	0.03

주: 1) ***, **는 각각 1%, 5% 수준에서 유의함을 나타냄
2) 추정기간은 2000.1/4~2019.3/4분기, 전문가는 Consensus Economics 평균치

2. 3-states 전망모형 : 취업자 수 증감, 고용률

3-states 전망모형을 활용한 실업률 전망은 2-states 전망모형에 비해 예측력이 낮은 것으로 나타났다[13)]. 따라서 3-states 전망모형은 실업률을 제외한 취업자 수 증감, 고용률, 경제활동참가율 전망에 활용하였으며, 이를 VAR 모형과 비교하였다[14)].

13) Barnichon & Nekarda(2012)도 미국 자료를 이용한 결과, 실업률 전망시에는 2-states 전망모형이 3-states 전망모형보다 우월하다고 평가하였다.
14) Consensus Economics는 취업자수 증감, 고용률, 경제활동참가율에 대한 전망치를 제공하지 않는다.

취업자 수 증감, 고용률, 경제활동참가율 전망시 3-states 전망모형은 전 예측 시계(t+1~t+4)에 걸쳐 VAR 모형보다 예측력이 우월한 것으로 나타났다. 또한 대부분의 시계에서 Diebold-Mariano test의 귀무가설을 기각하여, 예측력의 차이가 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 구체적으로 취업자 수 증감의 경우 3-states 전망모형의 전망오차가 VAR 모형의 전망오차보다 20~57% 작게 나타났다. 고용률의 경우도 3-states 전망모형의 전망오차가 VAR 모형의 전망오차보다 40~75% 작게 나타났다. 마지막으로 경제활동참가율의 경우 VAR 모형보다 전망오차가 21~62% 줄어들었다.

〈표 6〉 전망오차(RMSE) 비교[1)]

(단위: 십만명, %p)

		t+1	t+2	t+4
취업자 수 증감	3-states 전망모형	0.85	1.41	1.57
	VAR[2)3)]	1.06 (0.67)	1.97 (0.36)	3.67 (0.03)
고용률	3-states 전망모형	0.13	0.19	0.21
	VAR[2)3)]	0.22 (0.15)	0.38 (0.09)	0.83 (0.00)
경제활동참가율	3-states 전망모형	0.16	0.19	0.28
	VAR[2)3)]	0.20 (0.34)	0.36 (0.07)	0.74 (0.00)

주: 1) 2014.4/4~2019.3/4분기
2) ( ) 내는 Diebold-Mariano test의 p-value
3) 전망변수, GDP, 실업급여 신청자 수로 구성된 3변수 VAR 모형

Ⅴ. 맺음말

유량 접근법을 활용한 노동시장 전망모형은 전문가 및 여타 시계열 모형들보다 노동시장 예측력이 우수한 것으로 나타났다. 특히 경기 전환기, 실업률 상승기 등 실업률 전망이 보다 어렵고 중요해지는 시기에 더 우월한 예측력을 보였다.

유량 전망모형의 우수한 예측능력은 다음의 두 가지 요인에 주로 기인하는 것으로 평가된다. 먼저 취업률, 실직률 등의 유량 자료가 실업률 변화와 관련된 중요 정보를 담고 있을 뿐만 아니라 높은 지속성을 갖고 있어 단기뿐만 아니라 장기 시계에서도 예측력이 크게 개선되었다[15)]. 또한, 균형실업 이론에 기반한 실업률 동학식이 비선형성을 띠고 있어 실업률 변화의 비대칭성을 일정 부분 포착할 수 있다.

한편 유량 전망모형에 의한 전망치는 전문가 예상치와 적정 가중치로 조합할 때 예측력이 더 높아지는 것으로 나타났다. 따라서 실제 전망과정에서는 전문가 예상치를 적절히 고려할 필요가 있다.

동 모형에 의한 전망은 속보성이 높은 데다 전망 절차도 간편해서 향후 노동시장 전망 시 주요 참고지표로 활용할 수 있을 것으로 기대된다[16)].

15) 미국의 경우는 유량변수의 지속성이 낮아 단기(t+1, t+2)에 예측력이 크게 개선되는 반면 t+3기 이후에는 예측력 개선 효과가 사라진다.
16) 고용상태 전환율은 매월 고용통계 공표 즉시 추정이 가능하며, 전망 절차도 단순한 VAR 모형을 활용한다.

참고문헌

오삼일 · 강달현, “노동이동(worker flows) 분석: 고용상태 전환율을 중심으로”, 조사통계월보, 2019년 6월호

Barnichon, R., Garda, P., "Forecasting unemployment across countries: The ins and outs” European Economic Review, 84, 2016, pp. 165-183

Barnichon, R., Nekarda, C., "The ins and outs of forecasting unemployment: using labor force flows to forecast the labor market” Brookings Papers on Economic Activity, 2012, pp 83-131

Diebold, F. X., Mariano, R. S., “Comparing predictive accuracy” Journal of Business & Economic Statistics, 13 (3), 1995, pp. 253-263

Giacomini, R., Rossi, B., “Forecast comparisons in unstable environments” Journal of Applied Econometrics, 25 (4), 2010, pp. 595-620

International Labor Organization, ILO, World Employment and Social Outlook: Trends 2017, 2017

Shimer, R., “Reassessing ins and outs of unemployment,” Review of Economic Dynamics, 15, 2012, pp. 127-148

〈부록 1〉

노동시장 동학식(3-states) 유도

개별 고용상태의 변화는 다음과 같이 상태 A($A \in E, U, I$)로의 유입과 유출에 의해 결정된다.

$$\frac{dU_{t+\tau}}{d\tau} = \lambda_{t+1}^{EU} E_{t+\tau} + \lambda_{t+1}^{IU} I_{t+\tau} - (\lambda_{t+1}^{UE} + \lambda_{t+1}^{UI}) U_{t+\tau}$$

$$\frac{dE_{t+\tau}}{d\tau} = \lambda_{t+1}^{UE} U_{t+\tau} + \lambda_{t+1}^{IE} I_{t+\tau} - (\lambda_{t+1}^{EU} + \lambda_{t+1}^{EI}) E_{t+\tau}$$

$$\frac{dI_{t+\tau}}{d\tau} = \lambda_{t+1}^{EI} E_{t+\tau} + \lambda_{t+1}^{UI} U_{t+\tau} - (\lambda_{t+1}^{IE} + \lambda_{t+1}^{IU}) I_{t+\tau}$$

위 식을 행렬식 형태의 미분방정식으로 표현할 수 있다.

$$\dot{Y}_{t+\tau} = A_t Y_{t+\tau} = \begin{pmatrix} -\lambda_t^{UE} - \lambda_t^{UI} & \lambda_t^{EU} & \lambda_t^{IU} \\ \lambda_t^{UE} & -\lambda_t^{EU} - \lambda_t^{EI} & \lambda_t^{IE} \\ \lambda_t^{UI} & \lambda_t^{EI} & -\lambda_t^{IE} - \lambda_t^{IU} \end{pmatrix} Y_{t+\tau}$$

여기서, $Y_{t+\tau} = (U_{t+\tau}, E_{t+\tau}, I_{t+\tau})'$

A_t의 각 열의 합이 0이 되기 때문에, A_t의 고유값중 하나는 0이다. Q_t를 A_t의 고유값 벡터 $(r_{1t}, r_{2t}, 0)$에 대응하는 고유벡터 행렬이라 하면, 위 미분방정식의 해를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$Y_{t+\tau} = Q_t \begin{pmatrix} c_1 e^{\tau(r_{1t})} \\ c_2 e^{\tau(r_{2t})} \\ c_3 \end{pmatrix}$$

여기서, c_1, c_2, c_3는 적분상수

두 개의 0이 아닌 고유값은 음수이며, 고용상태 전환율의 함수이다.

$$r_{1t} \approx -\beta_{1t} \equiv \lambda_t^{UE} + \lambda_t^{UI}$$

$$r_{2t} \approx -\beta_{2t} \equiv \lambda_t^{EU} + \lambda_t^{EI} + \lambda_t^{IE} + \lambda_t^{IU}$$

적분상수 c_1, c_2, c_3를 구하기 위해 초기값($Y_t = (U_t, E_t, I_t)'$)과 정상상태값($Y_{t \xrightarrow[t\to\infty]{}} = (U_t^*, E_t^*, I_t^*)'$)을 활용한다. 정상상태 취업자, 실업자 및 비경제활동인구는 다음과 같이 주어진다(도출방법은 Shimer(2012) 참조).

$$U_t^* = k\frac{s_{t+1}}{s_{t+1}+f_{t+1}+o_{t+1}}$$

$$E_t^* = k\frac{f_{t+1}}{s_{t+1}+f_{t+1}+o_{t+1}}$$

$$I_t^* = k\frac{o_{t+1}}{s_{t+1}+f_{t+1}+o_{t+1}}$$

k는 취업자, 실업자, 비경제활동인구의 합이 15세 이상 인구가 되도록 조정하는 상수이며 s_{t+1}, f_{t+1}, o_{t+1}은 다음과 같이 정의된다.

$$s_{t+1} = \lambda_{t+1}^{EI}\lambda_{t+1}^{IU} + \lambda_{t+1}^{IE}\lambda_{t+1}^{EU} + \lambda_{t+1}^{IU}\lambda_{t+1}^{EU}$$

$$f_{t+1} = \lambda_{t+1}^{UI}\lambda_{t+1}^{IE} + \lambda_{t+1}^{IU}\lambda_{t+1}^{UE} + \lambda_{t+1}^{IE}\lambda_{t+1}^{UE}$$

$$o_{t+1} = \lambda_{t+1}^{EU}\lambda_{t+1}^{UI} + \lambda_{t+1}^{UE}\lambda_{t+1}^{EI} + \lambda_{t+1}^{UI}\lambda_{t+1}^{EI}$$

이를 바탕으로 1달 뒤 취업자, 실업자, 비경제활동인구 전망치를 다음의 식으로 표현할 수 있다.

$$U_{t+1} = q_{11t}c_1e^{r_{1t}} + q_{12t}c_2e^{r_{2t}} + U_t^*$$

$$E_{t+1} = q_{21t}c_1e^{r_{1t}} + q_{22t}c_2e^{r_{2t}} + E_t^*$$

$$I_{t+1} = q_{31t}c_1e^{r_{1t}} + q_{32t}c_2e^{r_{2t}} + I_t^*$$

여기서, q_{ijt} : A_t의 고유벡터로 이루어진 행렬 Q_t의 (i, j) 번째 요소

$$\begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} q_{11}\, q_{12} \\ q_{21}\, q_{22} \end{pmatrix}^{-1} \times \begin{pmatrix} U_t \\ E_t \end{pmatrix}$$