

Forecast and identifying factors on a double dip fertility rate for Korea

Jinho Oh^{a,1}

^aSchool of Basic Sciences, College of Engineering, Hanbat National University

(Received April 9, 2019; Revised May 17, 2019; Accepted May 29, 2019)

Abstract

Since 2000, Korea's total fertility rate (TFR) has been different from that of Japan, Germany, and France where irreversible constants do not change easily in the fertility rate increasing or decreasing phase. It also showed a gradual increase from the minimum fertility level 1.08 in 2005 to 1.23 in 2015, which dropped to 1.17 in 2016, to 1.05 in 2017 and to 0.98 in 2018. This is similar to a double dip in the economic status of a recession. This paper investigates such a TFR increase and decrease factor that predicts the number of births affecting TFR, examines trends in the proportion of married and marital fertility rate broken down by TFR decomposition method. We also examined how these changes affect the change in TFR. According to the results, the number of births is estimated to be between 320 and 330 thousand in 2018, 300 thousand in 2020, 230 and 240 thousand in 2025. The proportion of married is steadily decreasing from 1981 to 2025, and the marital fertility rate is predicted to decline until 2002, then increase from 2003 to 2016 and decrease from 2017 to 2025. Finally, the trend of TFR in terms of number of births, TFR decomposition and statistical model is expected to show 0.98 in 2018, 0.93 to 1.11 in 2020 and 0.76 to 1.08 in 2025.

Keywords: total fertility rate, double dip, number of births, TFR decomposition method, proportion married, marital fertility rate

1. 서론

더블딕(double dip)이란 두번이라는 뜻의 double과 급강하다라는 뜻의 dip의 합성어로 불황에 빠져있던 경기가 일시적으로 회복되었다가 다시 침체로 돌아서는 경제현상을 일컫는 용어이다. 즉, 경기침체 후 회복기에 접어들다가 다시 침체에 빠지는 이중침체현상을 의미한다. 우리나라 합계출산율(total fertility rate; TFR)은 2005년 1.08명의 저점을 찍고 2010년 1.23명, 2015년 1.24명으로 증가 추세를 보였으나, 2016년 1.17명, 2017년 1.05명, 2018년 0.98명 수준으로 떨어졌으며 이러한 하강추세는 당분간 지속될 것으로 전망하고 있다. 예전부터 이러한 출산율 추이는 점진적 감소 또는 상승, 급락 등으로 표현해 왔다. 본 논문은 이런 모습을 마치 더블딕 또는 더블 딥핑(double dipping) 양상과 유사함을 관찰하여 이 용어를 빌어 더블딕(핑)출산율(double dip(dipping) fertility rate)이라 명명하고 연구를 진행하고자 한다. Figure 1.1과 같이 최근 15여 년간의 출산율 추이를 살펴보면 2005년 이후 증가세를 보이다가 2016년 이후 감소하는 추세로 변환되어 마치 이중침체에 빠지고 있는 더블딕 또는 더블딕

¹School of Basic Sciences, College of Engineering, Hanbat National University, 125 Dongseodaero, Yuseong-gu, Daejeon 34158, Korea. E-mail: jhoh75@hanbat.ac.kr

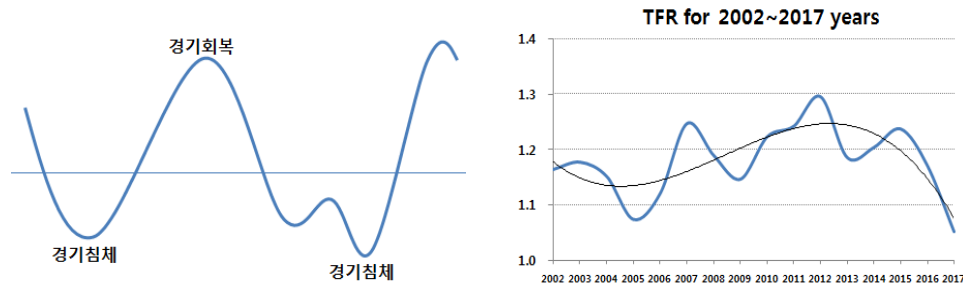


Figure 1.1. Comparison double dip curve with TFR trend for 15 years.

평과 유사하다. 그리고 연령별출산율(age-specific fertility rate; ASFR) 합으로 산출되는 TFR은 지속적인 가입연령인구와 출생아수의 감소추이를 고려할 때, TFR의 상승은 쉽지 않으며 초저출산 덩(low-fertility trap) (Lutz 등, 2006)에 빠진 모습을 보이고 있다. 이런 패턴은 더블 딥이 진행되고 있는 더블 딥평과 유사하다. 그런데 최근 12년 동안 우리나라 TFR은 최저점을 찍고 증가추세로 돌아선 프랑스, 독일, 일본처럼 비가역(irreversibility, 출산율은 상승이나 감소기조로 들어서면 다시 되돌리기 쉽지 않은 성질)적인 상수형태를 보이는 것과는 다르다.

예전부터 TFR 변동 원인도출과 추이에 대해서 추정하고 예측을 다룬 선행연구들이 많았다. 먼저 출산율 저하의 원인과 향후 추이를 예측한 Lee (2012)는 출산율 저하의 원인을 규명한 선행연구들 대부분은 주로 기혼여성들의 출산패턴과 그 결정요인을 분석 (Jeon, 1997; Jeon 등, 2002; Lee와 Choi, 2012) 했던 것으로 볼 수 있다고 한다. 그리고 혼외출산율이 매우 낮은 우리나라와 같은 사회에서는 유배우 출산율(marital fertility rate; MFR)과 유배율(nuptiality rate or proportion married; NR or PM)이 TFR을 결정하는 중요한 요인이라고 지적한다. 다음으로 Kim 등 (2016)는 Bongaarts (1978)의 출산에 대한 근접요인 접근법(proximate determinant approach)으로 출산율 변동 요인들을 규명한다. 이 방법은 출산율 변화는 개별 근접요인의 변화로 분해해서 분석할 수 있다는 가정에서 출발하고, 출산율 변화 추이에서 관찰되는 불규칙성은 서로 다른 근접요인들이 서로 다른 방향으로 변화하고 있기 때문에 나타나는 현상이라고 한다. 본 논문은 이 개념을 TFR분해(decomposition of TFR)라고 명명하기로 한다. 이들 외에 통계적 모형을 가정하고 TFR 추이를 예측하는 선행연구가 있다. 이들 연구는 과거 TFR패턴이 미래에도 계속되어야 한다는 가정에 기초 (Park 등, 2013)하고 있으므로 우리나라처럼 출산율 변동이 작지 않은 경우에 이러한 가정이 적합하지 않을 수 있다. 따라서 Park 등 (2013)은 평균출산연령을 중심으로 서로 다른 두 개의 분포가 고려된 혼합정규함수(mixture of normal functions)를 제안했다. 지금까지 살펴본 선행연구는 대체적으로 출산율 저하원인, 변동요인 분해, 모형에 기초한 출산율 예측에 초점이 맞춰져 있으며, 특히 모형적 접근은 ASFR에 대해 모수적(parametric) 방법 (Jeon, 2006; Park 등, 2013; Eom과 Kim, 2013; Kim과 Jeon, 2015), 비모수적(non-parametric) 방법 (Ramsay와 Silverman, 2005; Hyndman과 Ullah, 2007; Hyndman 등, 2013; Kim과 Oh, 2017; Kim 등, 2018; Oh, 2018b), 베이저안(Bayesian) 방법 (Alkema 등, 2011; Sevcikova 등, 2011; Raftery 등, 2012, 2014)을 적용하여 중, 장기 TFR을 예측하였다.

본 논문은 지금까지 살펴본 선행연구를 토대로 15여년 동안 TFR의 더블딥과 유사한 추이를 세 가지 관점에서 그 원인을 규명해 보고자 한다. 첫째, TFR분해와 관련된 선행연구를 통해 우리나라의 출산율 자료와 환경에 맞는 분해 요인을 규명한다. 둘째, 분해법 분석을 위한 출생아수, 혼인상태별(marital status) 비중, MFR을 추정한다. 셋째, 이들 변수들의 도출결과와 시나리오를 고려한 우리나라 TFR의 향후 추이를 살펴보고 두 요인(PM, MFR) 변화가 TFR 변화에 얼마나 기여하는지를 평가한다.

그리고 본 연구는 다음과 같은 점에서 선행연구와 다른 차별성을 부여할 수 있다. 첫째, 인구총조사, 인구동태자료를 활용하여 1980년 이후 TFR에 분해법을 적용해보고, 추이를 파악한다. 그리고 한국형 분해 요인과 관련된 출생아수, 혼인상태별 비중, MFR에 대해 출산을 모형인 일반화 로그감마(generalized log gamma model; GLG)모형, 일반화선형모형(generalized linear model; GLM)과 시계열 모형, 함수적 데이터 모형(functional data model; FDM) 등을 적용해 이들의 미래값을 추정하고 이를 종합한 TFR 추이를 살펴본다. 둘째, 미래 TFR은 불확실성(uncertainty)을 내포하는 예측이므로 다양한 시나리오 제시가 필요하다. 출생아수와 가임연령인구 그리고 PM과 MFR의 향후 추이를 토대로 도출한 TFR, GLG모형을 적용한 TFR, 분해 요인의 시나리오 예측(성장형, 급락형, 횡보형 등)을 고려한 TFR, 그리고 TFR과 연관된 인구학 변수를 GLM으로 선별하여 TFR 향후 추이를 알아본다.

본 논문은 총 5개의 장으로 구성한다. 제 2장은 TFR 분해와 관련된 선행연구를 소개하고 검토한다. 제 3장은 분해법 적용을 위한 출생아수, 혼인상태별 비중, MFR의 추정으로 결과를 도출하고, 4장은 3장에서 도출된 변수들을 조합하여 TFR을 예측하고 향후 추이를 제시한다. 끝으로 제 5장은 결론과 제언을 정리하였다.

2. 출산을 분해 선행연구 검토

2.1. 출산을 분해와 한국형 분해요인 도출

이번 절은 출산을 분해와 근접요인 접근법의 선행연구를 소개하고 우리나라 출산율 자료에 적합한 분해요인을 도출하고자 한다.

먼저 Retherford와 Cho (1973)에 따르면 모의 연령 a 에서 출생건수를 $B(a)$, 연령 a 세의 여자인구를 $P^f(a)$, $f(a)$ 는 연령별출산율이라고 하면, TFR은 식 (2.1)과 같다.

$$\text{TFR} = \int_{15}^w f(a)da = \int_{15}^w \frac{B(a)}{P^f(a)} da, \quad w < 50. \quad (2.1)$$

우리나라는 혼외출산이 3% 미만이고 (KOSIS, 2016) 출생건수가 법적 혼인에 기반한 유배우 출산이므로 출생아는 유배우 여성의 출생아로 간주할 수 있다. 따라서 식 (2.1)은 연령별 유배우 여자인구($P^{fm}(a)$)를 추가하여 식 (2.2)와 같이 표현된다.

$$\int_{15}^w f(a)da \doteq \int_{15}^w \frac{B(a)}{P^{fm}(a)} \frac{P^{fm}(a)}{P^f(a)} da \doteq \int_{15}^w f_m(a)m(a)da. \quad (2.2)$$

위 식 (2.2)에서 우변 제 1항은 연령별 출생건수를 유배우 여자인구로 나눈 것이므로 연령별 MFR로, 제 2항은 같은 연령 안에 있는 유배우 인구의 비율(NR or PM, $m(a)$)이다. 만일 시점변화(t_1 과 t_2 , $t_1 < t_2$)에 따른 TFR의 변화를 살펴보면 식 (2.3)과 같다.

$$\Delta \text{TFR} = \text{TFR}_{t_2} - \text{TFR}_{t_1} \quad (2.3)$$

$$\begin{aligned} &= \int_{15}^w f_{m,t_2}(a)m_{t_2}(a)da - \int_{15}^w f_{m,t_1}(a)m_{t_1}(a)da \\ &= \frac{1}{2} \left[\int_{15}^w f_{m,t_2}(a)m_{t_2}(a)da - \int_{15}^w f_{m,t_1}(a)m_{t_1}(a)da \right] \\ &\quad + \frac{1}{2} \left[\int_{15}^w f_{m,t_2}(a)m_{t_2}(a)da - \int_{15}^w f_{m,t_1}(a)m_{t_1}(a)da \right] \\ &= \int_{15}^w \frac{f_{m,t_2}(a) + f_{m,t_1}(a)}{2} [m_{t_2}(a) - m_{t_1}(a)] da + \int_{15}^w \frac{m_{t_2}(a) + m_{t_1}(a)}{2} [f_{m,t_2}(a) - f_{m,t_1}(a)] da \end{aligned}$$

식 (2.3)은 TFR을 연령별 PM과 MFR 평균과 차이로 분해가 가능함을 보여주고 있다. 즉 하단의 1항은 두 시점의 연령별 MFR의 평균과 연령별 PM 차이에 의하여 발생하는 TFR, 제 2항은 두 시점의 연령별 PM의 평균과 연령별 MFR의 차이에 의하여 생겨나는 혼인력 부분이다.

다음으로 Bongaarts (1978)의 출산에 대한 근접요인 접근법이다. Bongaarts는 출산에 미치는 요인을 직접, 간접적인 요인으로 나누어서 규명한다. 간접적 요인은 사회·경제적, 문화적, 환경적 요인이고 직접적 요인은 정기적 성관계 집단 비율(노출요인, 피임), 인공유산율(의미하는 혼인출산력 통제요인, 가임력, 가임기간, 모유수유기간 등의 자연 출산력이다. 일반적으로 노출요인과 자연출산력 요인은 출산에 긍정적인 효과를, 혼인출산력 통제요인은 부정적인 효과를 나타낸다 (Kim 등, 2016). Bongaarts는 이들 요인들을 식 (2.4)처럼 TFR을 분해하여 제시하였다.

$$TFR = C_m(t)C_c(t)C_a(t)C_i(t)TF(t), \quad (2.4)$$

여기서 C_m 은 유배우율, C_c 는 피임 실천율, C_a 는 인공 유산율, C_i 는 난임 또는 불임율, $TF(t)$ 는 전체출산력(total fertility; TF)을 의미한다.

Bongaarts의 근접요인 접근법 분석과 가장 관련 깊은 국내연구로는 Jeon (1997), Jeon 등 (2002), Lee (2012), Kim 등 (2016)이다. Jeon (1997), Jeon 등 (2002)는 1990-2000년의 10여년 동안 TFR 감소의 주된 요인으로 혼인연령 상승, MFR 상승의 주된 이유로는 인공유산의 출산억제효과가 지속적으로 감소했음을 연구결과로 제시한다. Lee (2012)는 1991년 이후 TFR 감소가 주로 유배우 여성 비율의 감소에 의해 초래되었다는 점을 지적하면서 MFR 제고에 초점을 맞춘 현재의 출산장려정책만으로는 장기적으로 TFR을 높이는 데 한계가 있을 수 있음을 강조한다. Kim 등 (2016)는 TFR이 PM과 MFR의 함수라는 기본적인 사실을 토대로 PM과 MFR에 대한 장래 예측치를 생산하고 이를 결합하는 방식으로 장래 ASFR과 TFR에 대한 추정치를 다양한 시나리오에서 검토했다.

이처럼 분해법은 TFR 예측을 모형으로 접근하는 방법과는 다르게 TFR을 적게는 2개, 많게는 5개 요인별로 분해해서 시간적 추이와 변동에 대해 심층적으로 살펴보고 이후 추이를 추정해 볼 수 있는 장점이 있으나, 본 논문은 우리나라 출산율 자료 한계로 요인 2개(PM과 MFR)를 활용해 TFR 추이를 살펴보고자 한다.

분석 자료는 통계청 1980-2015년 인구총조사에서 도출된 5년 간격의 혼인상태별자료와 KOSIS의 1980-1992년 장래인구추계와 1993-2015년 주민등록 연안인구, 출생아수 자료이다. PM은 혼인상태별 중 PM을 산출해서 5년 간격의 자료를 추출한 후 선형보간법을 적용해 각년 자료로 세분화 하였으며, 유배우 합계출산율(marital total fertility rate; MTFR)은 Lee (2012)가 제안한 식 (2.5)를 근거로 산출한다.

$$MTFR_t = \theta^{15} \sum_{a=15}^{49} \frac{B_t(a)}{P_t(a)} + \theta^{16} \sum_{a=16}^{49} \frac{B_t(a)}{P_t(a)} + \dots + \theta^{48} \sum_{a=48}^{49} \frac{B_t(a)}{P_t(a)} + \theta^{49} \frac{B_t(49)}{P_t(49)}, \quad (2.5)$$

여기서 θ^a 는 a 세에 혼인하는 유배우율을 나타내며, 이를 가임연령(15-49세)에 대해 합($\sum_{a=15}^{49} \theta^a = 1$)하면 1이 된다. 따라서 MTFR은 1981-2015년 유배우율의 가중치를 고려한 가임연령 출산율의 누적합을 보여준다. Lee (2012)는 식 (2.5)와 가정 2개(1991년 이후의 혼인패턴이 유지, 고정된 연령별 혼인확률)에 근거해서 1991년 이후의 MTFR을 산출하였다. 하지만 고정된 상수 가정은 변화를 보이는 혼인패턴과 연령별 혼인확률을 감안한다면 합리적이지 않을 수 있으므로, 본 논문은 이들의 가변성을 고려해 1981-2015년 혼인상태 변화율과 연령별 MFR을 산출하여 MTFR을 도출하였다.

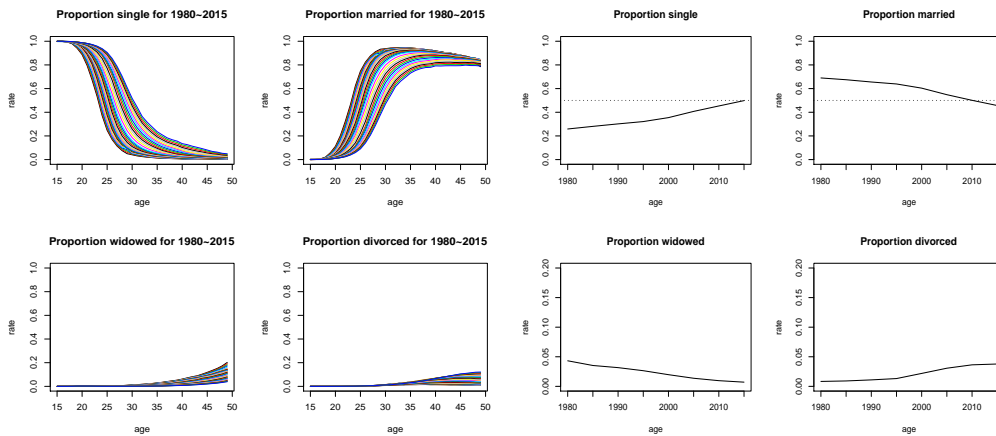


Figure 2.1. Trend of marital status proportion by age-specific and pattern for 1980–2015 years.

2.2. 유배우율과 유배우출산을 추이

먼저 PM 추이를 살펴보기 위해 우리나라 혼인상태(미혼, 초혼(유배우), 이혼, 사별)별 변화율 동향을 살펴보았다. Figure 2.1의 좌측은 1980–2015년 연령별 미혼율, 유배우율(PM), 이혼율, 사별율의 동향을 보여준다. 시간이 지남에 따라 유배우 연령층이 상승하고 있고 곡선의 형태가 오른쪽으로 이동하는 모습을 보인다.

그리고 PM 합계를 가입연령층(15–49세, 35계층)으로 나누면 연도별 패턴(PTM으로 표기)을 알아 볼 수 있는데 Figure 2.1의 우측은 1980–2015년 연도별 미혼율, 유배우율, 이혼율, 사별을 패턴이다. PTM과 사별율은 감소추세, 미혼율과 이혼율은 점진적 증가추세를 보여준다. 그리고 미혼율과 PTM은 혼인상태별에서 0.95정도의 높은 비중을 차지하고 있어 이들의 변화가 향후 추이에 결정적인 역할을 한다. 특히, 1981년부터 PTM은 2015년까지 지속적인 감소추세를 나타내며 이는 주택비용 상승, 고용불안, 취업 어려움 등이 미혼율($1 - PTM$)을 증가시키는 요인으로 보여진다. 그리고 PTM은 가입연령 중 유배우 상태로 남아 있을 것으로 기대되는 기간의 비율을 보여준다.

Figure 2.2는 1981–2015년 연령별 MFR(age-specific MFR; ASMFR) 추이를 보여준다. Figure 2.2의 첫 번째 그림에서 보여주는 것처럼 1981–1990년 저연령(15–18세)층은 타 연령층에 비해 상대적으로 적은 가입연령수에서 출생아수가 발생하는 경우로 이들의 ASMFR을 산정하면 높은 불안정한 값을 보인다. 이러한 불안정한 값은 유배우출산율의 평균과 추이에 영향을 미치는데 이를 해결하는 방법으로 인구학적 관점에서 2가지 접근법이 있다. 첫째, 저연령층은 TFR에서 아주 적은 비중을 차지하므로 저연령층(15–18세)의 유배우출산율을 출산율 모형으로 적합하여 도출한 ASMFR 추정치로 대체하는 방법, 둘째 Ryder (1990)와 Evans (1986)의 이전 코호트의 행동은 간접적으로 후의 코호트들에게 영향을 미친다는 인구학적 패턴을 적용하여 전후 연령, 연도의 유배우출산율로 대체하는 것이다. Figure 2.2의 두 번째와 세 번째 그림이 이들 방법을 적용하여 도출된 ASMFR그림이다. 전반적으로 안정된 곡선을 보이면서 시간이 흐름에 따라 서서히 우측으로 이동하는 모습을 나타내고 있다. 그리고 출산지연으로 평균출산연령이 높아지고 있음을 보여준다.

MTFR을 도출하기 위해 식 (2.5)을 활용하여 산출한 결과 2000–2005년이 최점이 되고 그 이전과 이후는 감소와 증가추세를 나타냈다. 이들의 추이를 그림으로 도시해보면 Figure 2.3과 같으며, Figure 2.3은 출산율 모형의 대체(좌)와 코호트 인접정보를 적용한 결과(우)를 보여주고 있다. 1981–1990년의

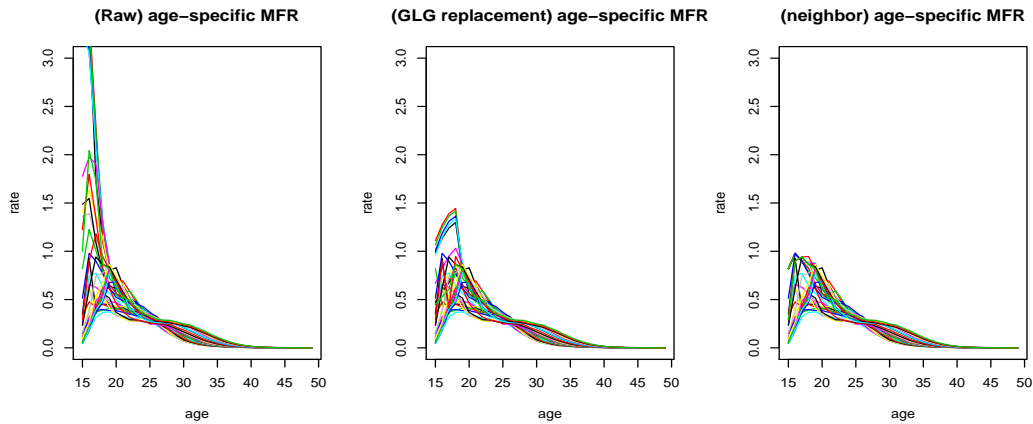


Figure 2.2. Trend of age-specific MFR and revision of MTFR for 1981–2015 years. MFR = marital fertility rate; MTFR = marital total fertility rate; GLG = generalized log gamma model.

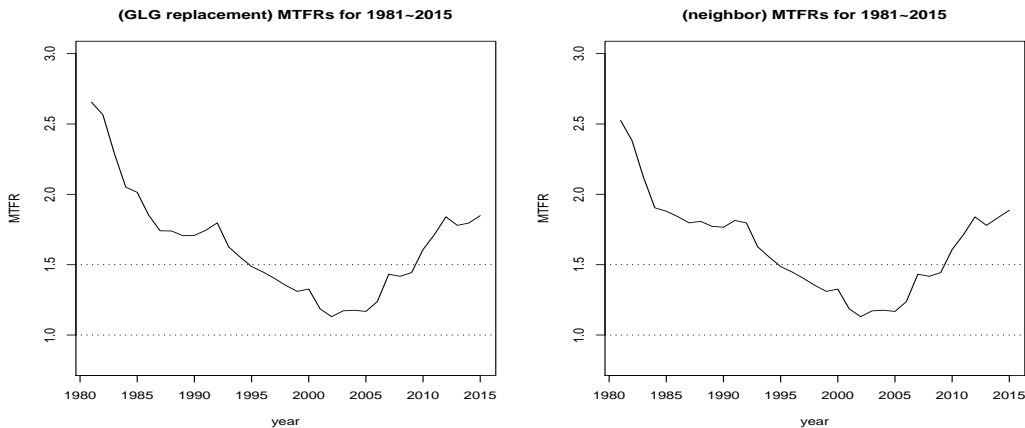


Figure 2.3. Trend of MTFR for 1981–2015 years. MTFR = marital total fertility rate.

MTFR만 약간 다를뿐 그 이후의 연도의 MTFR은 거의 동일함을 보인다. 그리고 지속적으로 감소하는 PTM 합계 경향과는 다르게 MTFR은 2000–2002년 전후로 감소에서 증가추세로 반전되는 양상을 나타내고 점진적인 증가를 보여준다. MTFR은 1981년 약 2.53–2.66명 정도에서 2000년 1.14명까지 감소하다가 반등해서 2015년 1.83명 선으로 나타났다. 하지만 2016년, 2017년, 2018년에 감소하는 TFR를 참고할 때 향후 MTFR은 증가추세보다는 감소추세로 돌아설 가능성이 높다고 판단된다.

2.3. 더블딥 또는 더블딥핑 시점의 인구학적 변수 비교

출산율 더블딥은 첫 번째 최저점을 찍고 상승한 후 두 번째 최저점을 찍고 올라갈 것인지 아니면 조금 더 낮은수준을 보인 후에 올라갈 것인지를 가늠해야하므로 첫 번째 최저점은 2005년으로 선정하였다. 다음으로 2005년 이후 2015년까지 증가패턴을 보이고 2016(1.17명), 2017(1.05명)년에 출산율이 급감하여 이 추세가 2018년에도 지속될 것인지가 매우 중요한 관심사항이므로 2017년, 2018년을 고려하였다. 따라서 2005년 TFR 1.08명, 2017년 1.05명, 2018년 0.98명의 세 시점이 출산율 더블딥(더블딥핑)

Table 2.1. Comparison of demography components for 2005, 2017, and 2018 year

	2005년(TFR = 1.08명)	2017년(TFR = 1.05명)	2018년(TFR = 0.98명)
출생아수(가임연령인구)	438,707(13,670,214)	357,771(12,520,068)	326,000(12,334,775)
출산연령 평균	30.23	32.6	32.9(e)
PTM	0.548	0.440(e)	0.432(e)
MTFR	1.109	1.824(e)	1.771(e)

(e)는 추정치를 의미함, 출산연령평균은 1993-2017년(통계청) 추세를 단순회귀분석으로 연장. TFR = total fertility rate; MTFR = marital total fertility rate.

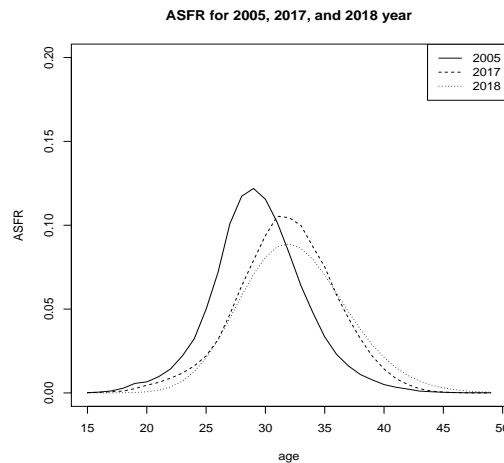


Figure 2.4. ASFR curve of 2005, 2017, and 2018 year. 2018년 ASFR은 3장에서 소개될 GLG모형으로 적합하여 도출된 추정치. ASFR = age-specific fertility rate; GLG = generalized log gamma model.

의 주요 변화 시기로 판단하여 이들 시점의 PM, MFR, 출생아수, ASFR 등과 같은 인구학적 변수들을 살펴본다. Table 2.1에 따르면 2017년, 2018년은 2005년보다 TFR이 0.03명, 0.1명 작고, 이와 관련된 출생아수 차이와 가임연령인구 차이는 각각 약 77-111천 명, 1160-1335천 명으로 적지 않은 수치이다. 분해법의 PTM과 MTFR을 살펴보면, PTM은 2005년에 비해 0.108, 0.116정도 차이를 보이지만 MTFR은 2005년보다 높은 수치를 보인다. TFR 감소를 유배우율(PM)과 유배우출산율(MTFR)로 분해해서 살펴본 결과 MTFR보다 유배우율과 출생아수, 가임연령인구 감소로 인한 TFR감소 영향력이 더욱 크다. 왜냐하면 Table 2.1에서 보여주듯이 TFR감소 구간에서 출생아수, 가임연령인구, PTM은 모두 감소인데 MTFR만 증가하는 것으로 나타난다. 또한 Figure 2.4에 나타나 있듯이 이들 시점의 ASFR 분포는 2005년보다 2017, 2018년이 평균출산연령이 높고 출산연령대가 넓게 퍼져있는 것을 볼 수 있다. 이는 2005년보다 결혼 지연에 따른 만혼현상과 출산연령이 높고 유배우로 진입하는 비율이 상대적으로 낮음을 보여준다. 아울러 12-13년간의 가임연령인구와 출생아수는 감소를 나타내므로 우리나라 출산력이 지속적으로 상승하기 어려운 인구 구조로 형성되어가는 것을 보여준다.

3. 출생아수 예측과 분해요인별 예측

3.1. 출생아수 예측

출생아수는 MFR 산정에 기초가 되고 TFR 도출에 분자부분에 해당된다. 따라서 정확한 출생아수의

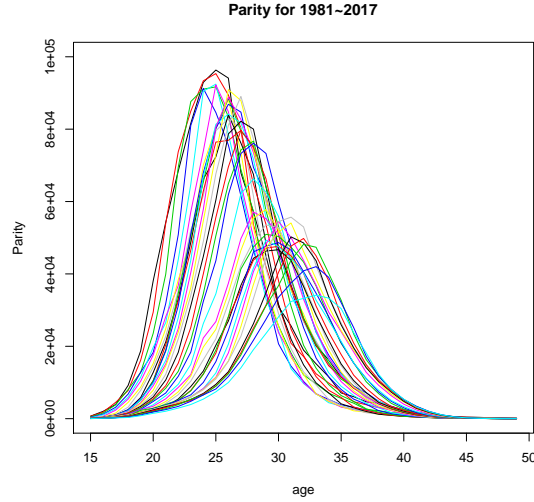


Figure 3.1. Number of birth by age-specific from 1981 to 2017 year.

예측이 무엇보다 중요하며, 본 논문은 출생아수 예측을 다각도로 살펴보기 위해 모수모형 2개, 비모수 모형 1개의 통계모형(GLG, GLM, FDM)을 적용하여 산출한다. Figure 3.1은 출생아수를 시간에 따라 연령별로 그려본 것이다. 분포 모양이 평균값을 중심으로 비대칭에서 대칭 형태로 변화되어 감을 알 수 있다. 이 모양은 ASFR모형과 유사하므로 4개 모수로 이루어진 GLG모형으로 적합해도 출생아수의 모수 추정치를 산출하는데는 별다른 무리가 없을 것으로 판단된다. GLG모형은 통계청에서 출산율, 혼인율, 혼인상태 변화율 등을 산정할 때 적용하는 모형으로 자세한 모형은 식 (3.1)과 같다.

$$f(x) = \frac{C|\lambda|}{b\Gamma(1/\lambda^2)} \left(\frac{1}{\lambda^2}\right)^{\lambda-2} \exp\left[\frac{1}{\lambda}\left(\frac{x-\mu}{b}\right) - \frac{1}{\lambda^2} \exp\left(\lambda\left(\frac{x-\mu}{b}\right)\right)\right], \quad (3.1)$$

여기서 $f(x)$ 는 연령 x 세의 출산율(혼인율, 혼인상태 변화율, 출생아수 등), C 는 특정의 출생코호트가 가입연령동안 자녀의 출산을 경험할 확률, μ 와 b 는 출산연령의 평균과 표준편차, λ 는 분포형태를 나타내는 모수이다. 최종적으로 로그감마모형으로 모수를 추정된 후 이 추정된 모수를 시계열 모형에 적합하여 미래의 출산율을 예측한다. 본 연구는 연령별 출산율 대신 GLG모형으로 연령별 출생아수를 적합하고 예측한다. 이들에 대한 자세한 설명과 추정방법은 Oh (2018a)에서 다룬바 있다.

다음으로 비모수 모형인 FDM이다. FDM 모형의 구조는 식 (3.2)와 식 (3.3)이다.

$$f_t(x) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} \left(f_t^*(x)^\lambda - 1\right), & 0 < \lambda < 1, \\ \ln(f_t^*(x)), & \lambda = 0. \end{cases} \quad (3.2)$$

식 (3.2)에서 $f_t^*(x)$ 는 시간 t 와 연령 x 에서 출산율(출생아수)을 의미한다. $f_t^*(x)$ 의 Box-Cox (1964) 변형은 $f_t^*(x)$ 의 값에 따라 증가하는 변동을 줄여주거나 정규화과정으로 λ 는 Box-Cox 변형에서 강도를 뜻한다.

$$f_t(x) = s_t(x) + \sigma_t(x)\epsilon_{t,x}$$

$$s_t(x) = \mu(x) + \sum_{i=1}^J \beta_{t,i} \phi_i(x) + e_t(x), \quad (3.3)$$

여기서 $\mu(x)$ 는 $\sum_{t=1}^n s_t(x)/n$ 에 의해 추정된 평균함수로 평활된 연령에 따른 로그출산율(출생아수) 평균이고, $\beta_{t,j}\phi_j(x)$ ($t = 1, \dots, n, j = 1, \dots, J$)는 함수적 주성분분석(functional principal components analysis; FPCA) (Ramsay와 Silverman, 2005; Kang과 Ahn, 2006; Hyndman과 Ullah, 2007)을 사용하여 추정되어지며 $J < n$ 는 사용된 주성분 수이다. $\Phi = \{\phi_1(x), \dots, \phi_J(x)\}$ 는 J 개의 함수적 주성분의 집합으로 직교 기저함수(orthogonal basis function)이고 $B = \{\beta_{t,1}, \dots, \beta_{t,J}\}$ 는 비상관 주성분 점수(uncorrelated principal component scores)들의 집합으로 시계열 계수를 의미한다. 식 (3.3)에서 $f_t(x)$ 는 시간 t 의 연령 x 에 대한 관찰된 로그출산율(출생아수) $\ln f_t(x)$ 이고, $s_t(x)$ 는 평활함수(smooth function), $\epsilon_{t,x}$ 는 독립적이고 동일하게 분포된 표준정규 확률변수이고, $\sigma_t(x)$ 는 시간 t 의 연령 x 에 따라 변하는 잡음의 양이다. 즉, $\sigma_t(x)\epsilon_{t,x}$ 는 관찰된 로그출산율(출생아수)와 평활된 곡선의 차이인 관측 오류를 의미한다. 식 (3.3)의 두 번째 식은 시간에 따라 변화하는 $s_t(x)$ 의 변화를 설명하는 부분으로 하나 이상의 주성분을 사용하고 FPCA를 사용하여 평활된 곡선 $s_t(x)$ 를 직교함수 주성분과 비상관 주성분 점수로 분해한 것이다. FDM은 첫 번째 주성분에 직교하는 고차원 주성분에 대해서는 다른 시계열 모형들의 주성분 점수가 도출된다. 모든 성분에 FDM 방법은 최적 시계열 모형을 Akaike information criteria (AIC) 등과 같은 모형 판별 기준에 의거하여 선택한다. 이 모형에 대한 보다 자세한 설명은 Hyndman과 Ullah (2007) Hyndman과 Booth (2008), Hyndman 등 (2013), Kim과 Oh (2017), Kim 등 (2018), Oh (2018a)를 참조하면 된다.

그리고 실측치 $Z = \{f_1(x), \dots, f_n(x)\}$ 와 $\Phi = \{\phi_1(x), \dots, \phi_J(x)\}$ 의 조건부로 $f_{n+h}(x)$ 의 h 단계 예측치를 구할 경우 (3.4)에 의해서 도출 가능하다.

$$\hat{f}_{n+h|n}(x) = E[f_{n+h}(x)|Z, \Phi] = \hat{\mu}(x) + \sum_{j=1}^J \hat{\beta}_{n+h|n,j} \phi_j(x), \quad (3.4)$$

여기서 $\hat{\beta}_{n+h|n,j}$ 은 Hyndman과 Booth (2008)에 의한 지수 평활 또는 ARIMA 모형과 같은 일변량 시계열모형을 활용하여 도출한 $\beta_{n+h,j}$ 의 h 단계 예측을 의미한다. 그리고 모든 주성분들은 직교성을 보이므로 예측분산을 다음과 같이 도출 가능하다.

$$\hat{v}_{n+h|n}(x) = \text{Var}[f_{n+h}(x)|Z, \Phi] = \sigma_{\hat{\mu}}^2(x) + \sum_{j=1}^J u_{n+h|n,j} \phi_j^2(x) + v(x) + \sigma_t^2(x), \quad (3.5)$$

여기서 $\sigma_{\hat{\mu}}^2(x)$ 는 $\hat{\mu}(x)$ 의 분산, $u_{n+h|n,j}$ 은 $\beta_{n+h,j}|\beta_{1,j}, \dots, \beta_{n,j}$ 의 분산이다. 그리고 $v(x)$, $\sigma_t^2(x)$ 는 각각 $e_t(x)$ 와 $\sigma_t(x)$ 의 분산이다.

끝으로 출생아수에 영향을 미치는 인구학적 변수를 고려한 GLM접근이다. 출생아수 예측을 위해 고려한 설명변수는 연도, 혼인건수, 초혼건수, ASFR, 출산순위별 출생아수, 출산순위별 합계출산율, 조건부 출산순위별 합계출산율이다. 이들 자료는 통계청 국가통계포털 KOSIS의 인구·가구·인구동향조사-출생, 혼인에서 수집하였고, 이들 변수에 자세한 설명은 Kim과 Jeon (2015), Oh (2018a)에서 다룬 바 있다. 또한 최적모형(best model)도출과 변수단위 영향을 제어하고 객관적 비교를 위해 변수선택의 전진(forward), 후진(backward), 단계별(stepwise)선택 방법을 적용한 후 표준화 회귀계수를 도출하였다. Table 3.1은 전진선택방법과 단계별 선택방법의 결과이다. 전진선택방법은 혼인건수와 초혼건수가 제외변수로, 연도와 출생순위별 합계출산율은 출생아수와는 음의관계를 보이는 것으로 분석되었다. 그리고 후진선택방법은 단계별 선택방법과 거의 동일한 결과가 도출되었음을 밝힌다.

이들 변수선택 방법의 결과는 혼인건수, 초혼건수 변수가 포함 유무에 따른 차이 외에 계수값, 부호, p -value 기준 계수 유의성은 유사함을 보여주고 있다. 출생순위별 출생아수와 TFR이 상대적으로 높은 영향력을 나타내고 있으며 다음으로 혼인건수와 초혼건수 순이다. 일반적으로 우리나라 경우 혼인을 전제

Table 3.1. Fitted model by stepwise and forward selection method for parity

변수	Stepwise selection method				Forward selection method			
	추정값	표준오차	t-vlaue	p-vlaue	추정값	표준오차	t-vlaue	p-vlaue
연도	-0.009	5.036	2.663	0.014	-0.002	0.000	1.882	0.075
혼인건수	-0.017	0.014	-3.478	0.002			-	
초혼건수	0.023	0.015	3.583	0.002			-	
TFR	0.847	5.072	3.672	0.001	0.749	5.470	3.325	0.004
1st 출생아수	0.453	0.014	75.259	0.000	0.450	0.022	44.962	0.000
2nd 출생아수	0.374	0.028	34.465	0.000	0.356	0.056	16.374	0.000
3th 출생아수	0.261	0.071	19.344	0.000	0.253	0.144	9.729	0.000
1st TFR	-0.295	4.996	-3.893	0.001	-0.262	5.445	-3.499	0.002
2nd TFR	-0.284	5.328	-3.160	0.004	-0.228	6.142	-2.636	0.016
3th TFR	-0.318	6.858	-4.982	0.000	-0.278	9.048	-3.474	0.003

단계별, 후진 선택방법 최종모형 AIC = 518.80, 전진방법 최종모형 AIC = 524.97. TFR = total fertility rate; AIC = Akaike information criteria.

Table 3.2. Prediction on parity for 2018–2025 year

구분	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
GLG	326,900 (330,153)	315,775	301,396	287,018	272,639	258,261	243,883	229,504
GLM	326,900 (331,755)	318,140	303,662	291,937	279,552	267,898	256,227	244,793
FDM	326,900 (328,013)	300,125	273,956	249,463	226,604	205,332	185,603	167,367

(통계청) 연령별 출생아수는 2017년, 출생아수는 2018년까지 제공, 2018년은 실측치(예측치), 그 이후는 예측치. GLG = generalized log gamma model; GLM = generalized linear model; FDM = functional data model.

로 아이를 출생하는 경우가 대부분인 경우와 설명변수가 많이 포함되면 설명력이 상승되는 통상적인 결과에 따라 전진선택방법보다 단계별 선택방법 결과를 선택하여 출생아수를 예측하였다 (Table 3.2).

Table 3.2는 2018년부터 2025년까지 3가지 방법으로 예측된 출생아수를 보여준다. 결과에 따르면 2018년은 약 32.8–33만 명, 2020년은 약 27–30만 명, 2025년에는 약 17만–24만 명선으로 예측된다. 특히 2018년 실측치(326,900명)와 예측치를 비교해보면 약 1200–5000명 차이만 보여줘 예측결과에 큰 문제가 없음을 알 수 있다. GLG 적용 결과를 기준으로 했을 때 상대적으로 FDM은 낮게, GLM은 높게 예측되었다. 특히 FDM은 비모수 평활기법을 적용하므로 상대적으로 낮은 수준과 빠른 감소를 보이고 있으며, 모수모형인 GLG와 GLM은 2022년까지는 유사한 수준을 보이지만 2023년 이후로는 약 1–1.5만 명까지 차이를 보이는 것으로 분석되었다.

그런데 FDM 출생아수의 추정치는 너무 빠른 속도로 감소하므로 본 연구는 FDM 결과는 급락형, GLG 결과는 감소형, GLM은 완만 감소형으로 구분하고, 본 연구는 결과 비교시 GLG와 GLM방법으로 산정된 값을 활용한다.

3.2. 분해요인별 예측

이번 절에서는 분해요인별 예측을 다루고자 한다. 먼저 PM을 살펴보기 위해 혼인상태별 변화율을 살펴 보아야 한다. 혼인상태는 앞절에서 언급한 바와 같이 미혼율, 유배우율(PM), 사별율, 이혼율로 구성되며 이들 비중의 합은 1이며, 미래의 PM을 도출하기 위해서는 ‘1 – (미혼율 + 사별율 + 이혼율)’을 활용한다. 미혼율, 사별율도 동일하며, 마지막 이혼율은 ‘1 – (미혼율 + 유배우율 + 사별율)’로 산정한다. 그리고 ARIMA(p, d, q)를 활용한 시계열분석, FDM을 활용하여 향후 추이를 예측하고자 한다.

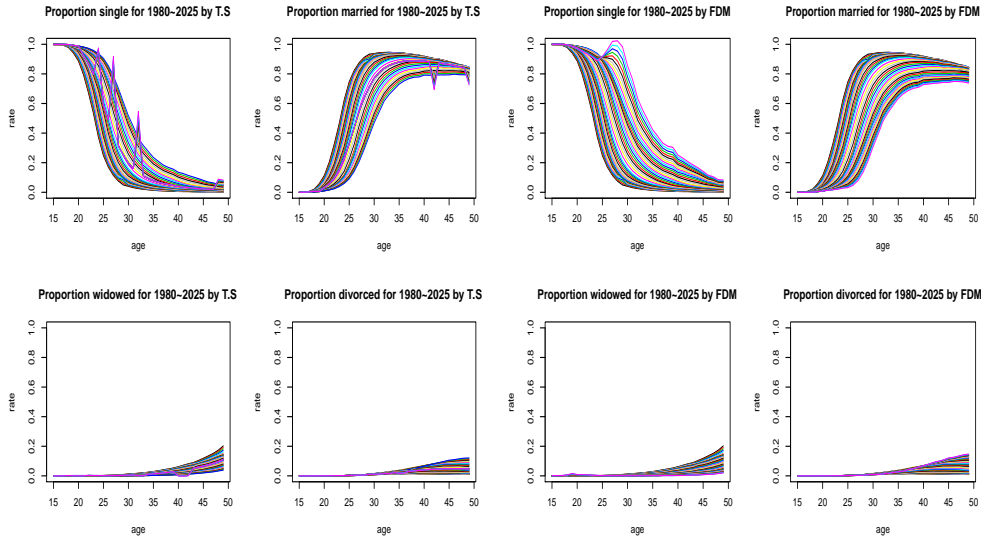


Figure 3.2. Prediction on proportion of marital status by using ARIMA with equal p, d, q and FDM. ARIMA = autoregressive integrated moving average model; FDM = functional data model.

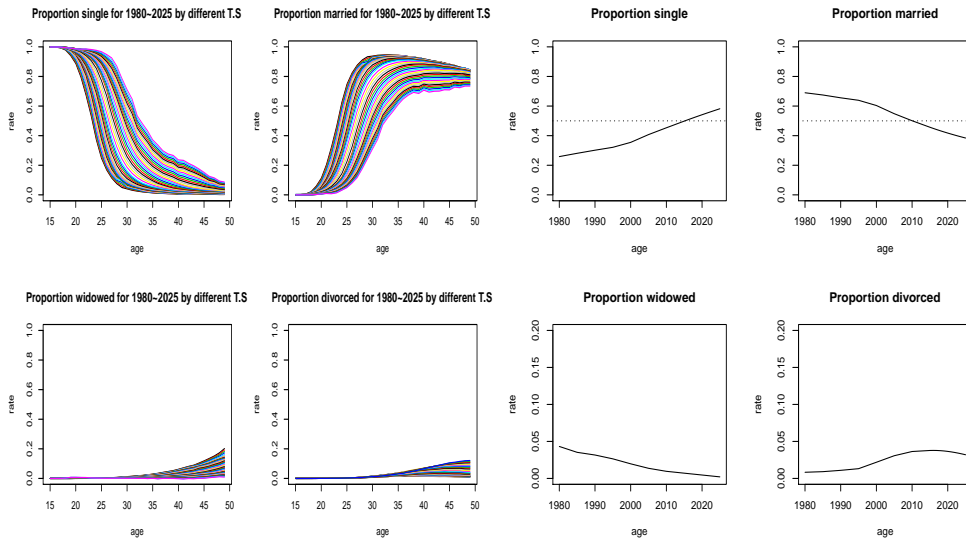


Figure 3.3. Trend of marital status proportion by age-specific and pattern for 1981-2025 years.

본 연구는 3가지 통계적 예측방법을 적용하고 비교해 본다. 첫째 시계열(p, d, q 연령별 동일), 둘째 FDM, 셋째 시계열(p, d, q 다름)이다. 시계열방법은 R 프로그램에서 제공하는 auto.arima (Hyndman 등, 2013)를 활용하였으며, 차분 = 0-1, $p, q = 0-2$ 를 지정해 최적 모형을 도출하였다. Figure 3.2의 좌는 첫 번째 방법을 적용한 결과이다. 미혼율과 PM은 특정 연도에 대해 불규칙한 현상을 보여준다. 이러한 결과는 특정연도는 개별적으로 동일하지 않은 차분이나 선형(log)변환이 필요함을 알 수 있다. 이러한 변환은 차분과 차수를 다르게 적용하는 세 번째 방법에서 다루고자 한다. 두 번째로 FDM 방

Table 3.3. Prediction on proportion of marital status

연령	Proportion on marital status		
	Single	Married	Widow
15	(1, 0, 1), -474.89	(0, 1, 0), 95.23*	(1, 1, 0), -710.74
16	(1, 0, 1), -486.80	(1, 1, 0), 3.61*	(1, 1, 0), -782.53
17	(1, 0, 1), -488.68	(1, 1, 0), -73.04*	(1, 1, 2), -716.28
18	(2, 0, 0), -443.87	(1, 1, 0), -102.25*	(1, 1, 0), -638.77
19	(1, 1, 0), -382.64	(1, 1, 0), -383.73*	(1, 1, 0), -553.20
20	(1, 1, 0), -355.28	(1, 1, 0), -355.95	(1, 1, 0), -549.53
21	(1, 1, 0), -345.94	(1, 1, 0), -346.69	(1, 1, 0), -558.32
22	(1, 1, 0), -329.59	(1, 1, 0), -330.18	(1, 1, 0), -556.81
23	(1, 1, 0), -326.39	(1, 1, 0), -326.29	(1, 1, 0), -590.48
24	(0, 2, 0), -292.37	(1, 1, 0), -166.06*	(0, 2, 0), -597.88
25	(0, 2, 0), -278.91	(1, 1, 0), -174.92*	(0, 2, 0), -598.36
26	(0, 2, 0), -263.66	(1, 1, 0), -192.22*	(0, 2, 0), -602.06
27	(0, 2, 0), -268.46	(1, 1, 0), -213.99*	(0, 2, 0), -589.88
28	(0, 2, 0), -272.59	(1, 1, 0), -232.02*	(0, 2, 0), -570.60
29	(1, 1, 0), -273.84	(1, 1, 0), -250.40*	(0, 2, 0), -554.28
30	(1, 1, 0), -310.24	(1, 1, 0), -289.65*	(0, 2, 0), -510.52
31	(1, 1, 0), -322.16	(1, 1, 2), -303.26*	(0, 2, 0), -539.56
32	(1, 1, 0), -331.27	(1, 1, 0), -316.94*	(0, 2, 0), -491.16
33	(1, 1, 0), -338.32	(1, 1, 0), -323.68*	(0, 2, 0), -514.22
34	(1, 1, 1), -340.72	(1, 1, 0), -329.88*	(0, 2, 0), -544.51
35	(1, 1, 0), -358.42	(1, 1, 0), -355.86	(0, 2, 0), -521.61
36	(1, 1, 1), -364.02	(1, 1, 0), -366.32	(0, 2, 0), -526.47
37	(1, 1, 1), -368.04	(1, 1, 0), -367.83	(0, 2, 0), -508.71
38	(1, 1, 1), -368.27	(1, 1, 0), -373.07	(0, 2, 0), -496.46
39	(1, 1, 1), -360.29	(1, 1, 1), -374.93	(0, 2, 0), -430.46
40	(1, 1, 1), -373.59	(1, 1, 1), -383.29	(0, 2, 0), -464.61
41	(1, 1, 0), -361.69	(1, 1, 1), -382.67	(0, 2, 0), -456.43
42	(1, 1, 1), -362.56	(1, 1, 1), -374.09	(0, 2, 0), -451.39
43	(1, 1, 1), -361.89	(1, 1, 1), -374.07	(0, 2, 0), -454.01
44	(1, 1, 0), -370.06	(1, 1, 1), -371.23	(0, 2, 0), -400.16
45	(1, 1, 1), -374.84	(1, 1, 1), -363.58	(0, 2, 0), -401.74
46	(1, 1, 0), -397.80	(1, 1, 0), -370.63	(0, 2, 0), -402.39
47	(1, 1, 0), -400.61	(1, 1, 0), -359.01	(0, 2, 0), -390.34
48	(1, 1, 0), -418.50	(1, 1, 0), -346.68	(0, 2, 0), -363.21
49	(1, 1, 0), -415.02	(1, 1, 0), -346.70	(0, 2, 0), -357.13

각 셀은 ARIMA모형의 (p, d, q) , AIC값. 이혼율 = 1 - 미혼율 - 유배우율 - 사별율, *Box-Cox변환($\lambda = 0$).

ARIMA = autoregressive integrated moving average model; AIC = Akaike information criteria.

법적용 결과이다. PM, 사별율, 이혼율은 특이한 패턴을 보이지 않지만 Figure 3.2 우측처럼 미혼율이 2020년 이후, 25세부터 급격히 상승하는 경향을 보인다. 이러한 결과는 FDM 적합이 미혼율 추정에는 유용하지 않을 수 있음을 시사한다. 세 번째로 선형변환과 연도별 차분, 그리고 이질적 p, q 차수 적용의 시계열이다.

본 연구는 혼인상태에서 가장 높은 비중을 차지하는 미혼율과 PM을 선행적으로 예측한 후, 사별율과 이혼율을 예측한다. 혼인상태 예측을 위해 서로 다른 차분과 차수(p, q)를 적용한 결과는 Figure 3.3과

Table 3.4. Prediction on MTFR for 10 years

연도	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
MTFR(GLG대체)	1.83	1.85	1.82	1.77	1.72	1.67	1.63	1.59	1.56	1.53	1.50
MTFR(Neighbor)	1.83	1.90	1.85	1.79	1.75	1.69	1.64	1.60	1.57	1.54	1.50

2015년 실측치, 2016년~2025년 추정치. MTFR = marital total fertility rate; GLG = generalized log gamma model.

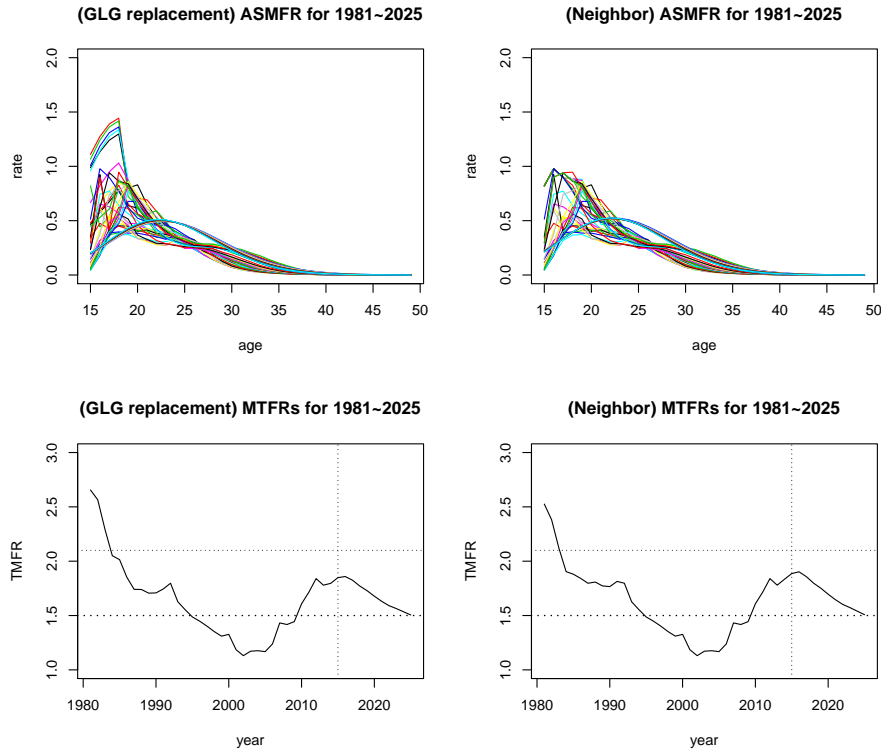


Figure 3.4. Trend of age-specific MFR and MTFR for 15-2025. MFR = marital fertility rate; MTFR = marital total fertility rate.

Table 3.3과 같다. 인접한 코호트는 유사한 ARIMA 모형을 나타내고 있으며, PM 예측에서 $\lambda = 0$ 인 Box-Cox 변환으로 도출된 부분이 많다. 특히 25-35세의 PM 추세가 연도별에 따라 큰 변화가 있음을 알 수 있다.

결론적으로 3가지 방법을 비교해보면, 개별적인 시계열 방법을 적용한 방법이 적합과 예측면에서 안정적인 패턴을 보인다. 그리고 2010년 0.5수준을 보였던 PM이 점진적으로 하강해 2025년에는 약 0.3수준으로 예측되었다.

다음으로 MFR예측을 살펴보겠다. 연령별 출생아수와 장래인구추계 수치를 활용하여 ASMFR과 MTFR을 산정해 보면 Table 3.4, Figure 3.4와 같다. 앞절에서도 언급하였듯이 TFR은 2015년 1.23명을 찍고 2016년 1.17명, 2017년 1.05명, 2018년 0.98명의 하강기조로 변환되어 당분간 이 추세가 지속적으로 이어질 것으로 전망된다. 이런 기조는 2015년까지 증가추세를 보였던 MTFR의 패턴에도 영

Table 4.1. Prediction on TFR from 2018 to 2025

연도	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
출생아수(천명)	358	327(330)	316	301	287	273	258	244	230
가임연령인구(십만명)	125	123	121	119	117	114	113	111	109
TFR	1.05	0.98(0.98)	0.96	0.93	0.90	0.87	0.84	0.80	0.76

진한 글씨는 실측치, 출생아수는 GLG 추정 결과, 2018년은 실측치(예측치)를 제시. TFR = total fertility rate; GLG = generalized log gamma model.

향을 미친다. 그 결과는 Figure 3.4 아래 부분에서 확인가능하며 2015–2016년에 점정을 찍고 서서히 2025년까지 하강하는 예측결과를 보여준다. 그리고 ASMR의 결과를 살펴보면 평균연령이 높아지고 분포가 넓어지는 경향을 볼 수 있는데 이는 유배우 경우 결혼과 출산의 기간이 길어지는 ASMR의 출산지연과 동시에 2–3아 출산경향이 예전에 비해 소폭 상승했음을 의미한다고 볼 수 있다.

그리고 MFR의 10년간의 예측결과를 살펴보면, 2015년 1.83명을 지나 2016년 1.85명의 정점을 찍고 2017년 감소로 돌아서 2020년 1.67명, 2025년 1.50명 수준으로 추정된다. 이런 예측 결과는 2016년 이후 TFR이 감소로 돌아서 최근 0.98명으로 떨어졌는것은 사실과 함께 이 하강기조가 쉽게 상승으로 전환되기가 어렵다는 것을 보여준다. TFR은 PM(PM), MFR(MFTR)로 분해되고 이들의 예측이 모두 감소경향을 나타내므로 2019년 이후에도 계속 TFR은 감소될 것으로 전망된다.

지금까지 PTM과 MFR을 예측하고 그 추이를 살펴보았으며, 이들 결과로 10년간의 TFR를 예측하면 2016년 1.24명, 2020년 1.03명, 2025년 0.76명이다. 2016년은 MFR의 상승추세가 반영된 결과로 2016년 TFR 1.17명과는 차이를 보이지만 2025년까지의 TFR 결과는 감소추세를 반영하고 있다. 특히 2025년 0.7명은 심각한 초저출산 수준으로 예상된다. 이 결과는 초저출산국가에 진입한 우리나라에게 매우 심각한 경고를 알리는 수치이다. 보다 자세한 결과와 시나리오 분석은 다음장에서 소개한다.

4. 시나리오별 합계출산율 예측과 기여도 평가

4.1. 시나리오별 합계출산율

일반적으로 예측값을 도출하는 방법은 정책에 근거한 목표값 시현, 시나리오, 확률적 모형 기반에 따른 확률적 추계가 있다. 이들 중 본 연구는 다음의 세 가지를 고려한다. 먼저 확률적 모형 기반으로 추정된 출생아수와 통계청 장래인구추계의 가임연령인구와의 비율을 활용하여 TFR 변화를 살펴본다. 다음으로 TFR 분해법으로 산출된 PTM, MFR에 시계열 모형을 적용한 시나리오 분석이다. 끝으로 TFR과 관련된 인구학적 변수를 GLM으로 도출하여 TFR 향후 추이를 살펴보는 것이다. 이들 모두 TFR에 대한 출생아수, PM, MFR의 동일한 시계열 비교를 위해 2025년까지 향후 추이를 살펴본다.

첫째, 출생아수와 가임연령인구 비율을 활용한 TFR 결과이다. TFR은 1970–2017년 ASFR에 대해 GLG모형으로 적합한 후, 4개 모수의 적합값을 산출하고 도출된 모수추정치를 토대로 시계열 방법을 적용해 모수값 추이를 알아보았다. 이런 일련의 분석과정은 Oh (2018)에서 다룬바 있다. Table 4.1은 2015–2025년까지 출생아수, 가임연령인구 실측치 예측치, 그리고 TFR변화를 정리한 것이다. 최근 2017년 TFR은 1.05명이고 2018년은 1명 미만인 0.98로 예측(참고로 최근 통계청에서 발표한 인구동태의 2018년 TFR은 0.977이다.)된다. 또한 TFR 0.9명선은 출생아수가 약 29만 명, 0.8명은 약 25만 명, 0.7명은 23만 명을 유지해야하는 것으로 분석되었다. 2015년 대비 TFR 감소변화율을 살펴보면 10년안에 40%p 감소를 나타낼 것으로 보이며 그 이후도 지속적인 감소로 이어질 가능성이 높다.

그런데 일부 인구학자들은 출산율 예측은 ‘출산율 전이단계(phase of transition of fertility) (Alkema

Table 4.2. Prediction on TFR for 10 years

PTM	MTFR	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
ets	ets	1.24	1.21	1.18	1.15	1.12	1.09	1.06	1.03	1.00	0.97	0.94
	ARIMA	1.24	1.23	1.23	1.22	1.22	1.22	1.22	1.22	1.22	1.22	1.22
	RW drift	1.24	1.21	1.18	1.16	1.13	1.11	1.09	1.06	1.04	1.02	1.00
	RW	1.24	1.19	1.15	1.11	1.07	1.03	1.00	0.96	0.93	0.89	0.86
RW drift	ets	1.24	1.22	1.20	1.18	1.16	1.14	1.12	1.10	1.08	1.06	1.04
	ARIMA	1.24	1.24	1.25	1.26	1.27	1.28	1.29	1.30	1.32	1.33	1.34
	RW drift	1.24	1.22	1.20	1.19	1.17	1.16	1.15	1.14	1.13	1.12	1.11
	RW	1.24	1.20	1.17	1.14	1.11	1.08	1.05	1.02	1.00	0.98	0.95
RW	ets	1.24	1.25	1.27	1.28	1.29	1.30	1.31	1.32	1.32	1.33	1.33
	ARIMA	1.24	1.27	1.31	1.36	1.40	1.45	1.49	1.54	1.59	1.63	1.68
	RW drift	1.24	1.25	1.27	1.28	1.30	1.32	1.34	1.35	1.37	1.39	1.41
	RW	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24	1.24

2015년(실측치), PTM(ARIMA)*MTFR(4개조합)은 PTM(ets)*MTFR(4개조합) 동일. TFR = total fertility rate; MTFR = marital total fertility rate; ets = exponential smoothing state space model; ARIMA = autoregressive integrated moving average model; RW = random walk.

등, 2011)의 3단계인 2.1(인구대체선)명이나 1.5명 안전선까지 환원될 것이다'의 가정(under a stationary fertility policy) (UN, 2017)에서 출산율을 예측하고, 아울러 하강추세가 어느정도 추출하다가 다시 상승추세로 돌아서는 것이 일반적인 패턴이라고 가정한다. 하지만 우리나라 출생아수 추정치와 가입 연령인구와의 관계에서 산출되는 TFR은 이들의 의견과는 상반되는 결과이며, 세계 어느 나라도 유례가 없는 빠른 감소를 보일 것으로 판단된다.

둘째, 분해법으로 도출된 두 요인 PTM과 MTFR에 시계열 모형을 적용한 시나리오 분석결과이다. 앞 절에서 도출된 PTM과 MTFR에 대해서 다양한 시나리오를 적용하기 위해 예측부분에 4개 옵션(지수형 평활상태 공간 모형(exponential smoothing state space model; ets), 자기회귀누적이동평균과정(autoregressive integrated moving average model; ARIMA), 확률보행(random walk; RW), 절편이 있는 확률보행(RW drift))을 적용하여 살펴본다. PTM은 ets, ARIMA, RW drift는 감소를, RW는 일정한 상승 추이로 나타났으며, MTFR은 ets이 증가를 ARIMA, RW drift는 점진적 증가를 보였으며 RW는 일정한 추세를 보였다. 이들 조합 결과를 Table 4.2에 정리하였다. Table 4.2에서 (ets*ARIMA), (ARIMA*ARIMA), (RW drift*ARIMA), (RW*4개 옵션)의 조합은 상승결과를 그외 모든 결과는 감소추세를 보인다. 하지만 2000년 이후 TFR에 대한 상대적 영향력이 높은(STI, 2013) PM의 감소추세를 감안할 때 향후 TFR은 감소로 전개될 것으로 판단된다. 그리고 최근 3년간 1.17, 1.05, 0.98명의 TFR 감소추세로 판단해 볼 때 이를 충족하는 조합은 없다. 다만 ets*RW, ARIMA*RW 조합이 가장 빠른 속도로 감소하는 경우를 보여주지만 이들 분석 속도보다 현실의 TFR은 더욱 가파르게 감소하고 있다.

셋째, TFR과 연관된 인구학적 변수에 대해 GLM과 시계열 분석을 적용하여 도출하는 시나리오 접근이다. 분석에 사용된 인구학적 변수는 출생아수, 혼인건수, 출산순위 구성비, 출산순위 출산율, 조건부 출산순위 출산율이다 (Kim과 Jeon, 2015). 최적 GLM 모형을 도출하기 위해 변수선택 방법을 적용한 후 각 모수들의 추정치를 산출하고 이들 모수들에 대해 시계열 분석으로 2025년까지 추정치를 도출한다. 다음으로 예측치들에 대해서 불확실성과 다양한 궤적(trajjectory)을 고려하기 위해 시나리오 4가지(ets, ARIMA, RW drift, RW)를 고려한다. Table 4.3은 표준화된 회귀계수 결과이다. 출산순위 구성비는 음의영향, 출산순위별 TFR은 TFR에 양의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 총출생아수, 혼인건수, 조

Table 4.3. Fitted GLM by demography variables

변수	추정값	표준오차	<i>t</i> -value	<i>p</i> -value
log(연도)	0.003	5.036	2.663	0.014
Proportion of 1st	-0.040	0.014	-3.478	0.002
Proportion of 2nd	-0.029	0.015	3.583	0.002
Proportion of 3rd	-0.047	5.072	3.672	0.001
TFR of 1st	0.334	0.014	75.259	0.000
TFR of 2nd	0.366	0.028	34.465	0.000
TFR of 3rd	0.268	0.071	19.344	0.000
TFR of 4th	0.143	4.996	-3.893	0.001
Conditional TFR of 4th	0.000	4.996	-3.893	0.001

AIC = 524.97. GLM = generalized linear model; TFR = total fertility rate; AIC = Akaike information criteria.

Table 4.4. Result of TFR under GLM by various scenarios

Scenarios	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Gradual Increase	1.05	0.98 (1.06)	1.06	1.06	1.06	1.07	1.07	1.07	1.08
Stable	1.05	0.98 (1.05)	1.05	1.05	1.04	1.04	1.04	1.05	1.05
Steadily decrease	1.05	0.98 (1.02)	0.99	0.96	0.93	0.90	0.88	0.85	0.83
Constant	1.05	0.98 (1.05)	1.05	1.05	1.05	1.05	1.05	1.05	1.05

굵은 글씨는 실측치, 2018년은 실측치(예측치)를 제시. TFR = total fertility rate; GLM = generalized linear model.

혼건수 등은 최적 GLM 모형에 포함되지 않는 것은 포함된 변수들의 선형 조합으로 설명 가능함을 의미한다.

Table 4.4는 다양한 예측 선택(지속적 증가(gradual Increase), 수준 유지(Stable), 점진적 감소(steadily decrease), 일정(constant))으로 도출된 GLM 모형 기반 TFR 결과이다. 2025년까지 4가지 시나리오 결과를 살펴보면 지속적 증가, 감소후 증가, 확률보행은 유사하며, 2020년 0.96-1.06명, 2025년 0.83-1.08명을 나타낸다. 다만 점진적 감소 선택은 2018년 1.02명, 2025년 0.83명으로 가장 낮게 분석되었다. 따라서 지금 TFR추세는 점진적 감소 패턴이 유사할 것으로 판단된다.

지금까지 세 가지 방법으로 TFR추이를 살펴보았다. 출생아수 추정치와 통계청의 가임연령연구 비율로 도출된 TFR은 지속적인 감소를 보이지만, 분해법과 GLM에 의한 방법은 다양한 시나리오 결과를 제시한다. 2018년을 기준으로 살펴보면 출생아수와 가임연령인구 비율이 상대적 다른 추정치보다는 정확한 값을 보이지만, 2025년 결과를 보면 다른 방법 결과보다는 낮은 TFR(0.76명)을 제시한다. 선진국의 출산 전이단계를 살펴보면 저점을 찍고 점진적인 증가추세를 보이는 것이 일반적인 패턴이며, 증가폭은 개별국가마다 다르다. 하지만 0.76명은 세계 어느 나라도 이런 출산율 수준을 보이지 않았으며, 만약 0.76명 출산율 수준을 2025년에 보이게 된다면 고령층만 증대하는 팽이모양의 인구구조를 양산하게 된다. 이런 위태로운 팽이 인구구조로 가기전에 효율성이 높은 출산장려정책이 필요하다.

4.2. TFR에 대한 PM과 MFR의 기여도 평가

이번 절은 분해법 두 요인이 TFR변화에 대해 어느 정도의 기여와 설명을 보여주는지 두 가지 시나리오 관점에서 살펴본다. 먼저 출산율 전이현상 (Alkema 등, 2011)을 우리나라 출산율 추이에 적용하는 것과 다음으로 1981-2015년 중 TFR의 전년대비 증가, 감소 구간으로 나누어 살펴보는 것이다. 이

Table 4.5. Summary of scenarion on TFR phase

시나리오1	출산 전이 2단계	출산전이 3단계	
	3단계 진입전 1981-2005	상승구간 2006-2015년	하락구간 2016-2025년
시나리오2	TFR 전년대비 증가 구간 1988-1992 , 1994, 2000, 2003 2006-2007, 2010-2012 , 2014-2015	TFR 전년대비 감소 구간 1981-1987 , 1993, 1995-1999 , 2001-2002 2004-2005, 2008-2009, 2013, 2016-2025	

시나리오 2에서 굵은 글씨는 3년 이상 지속된 구간. TFR = total fertility rate.

들 중 기간이 3년 이상 지속된 구간을 선정하여 PM과 MFR의 TFR 변화 기여도와 설명력을 살펴본다. Table 4.5은 시나리오 1, 2를 정리한 것이다. TFR 변화에 대한 두 요인의 기여도와 설명력을 도출하기 위해 Lee (2012)가 제시한 방법을 사용한다. 즉, 특정한 요인이 기준 시점으로 부터 변화하지 않았을 경우의 가상적인 TFR 변화와 실제 TFR 변화를 비교함으로써 수행가능하다. 편의상 기준시점은 $t = 0$, 비교 시점을 $t = T$ 라고 할때, T 기의 실제 TFR은 $TFR_T = \int_{15}^{49} f_{m,T}(a)m(a)_T da$ 이고, 기준 시점의 유배우 여성인구 비율($m(a)_0$)이 T 기까지 변화하지 않고 유지되었을 경우 가상적인 TFR은 식 (4.1)과 같이 계산한다.

$$TFR_T(M(a)_0) = \int_{15}^{49} f_{m,T}(a)m(a)_0 da. \quad (4.1)$$

TFR 변화에 PM의 변화가 기여한 몫(기여도)과 설명력은 식 (4.2)과 식 (4.3)과 같다.

$$\Delta TFR_T(M(a)_0) = TFR_T - TFR_T(M(a)_0), \quad (4.2)$$

$$\frac{\Delta TFR_T(M(a)_0)}{\Delta TFR} = \frac{\Delta TFR_T(M(a)_0) \times 100}{TFR_T - TFR_0}. \quad (4.3)$$

위 3가지 식을 활용하여 PM과 MFR의 TFR 변화의 기여도와 설명력을 산출하면 Table 4.6과 Table 4.7과 같다. 이 표에 따르면 1981-2025년 TFR 변화에 대해선 각각 세부분으로 나누어서 살펴 볼 수 있다. 먼저 Table 4.6을 살펴보면 1981-2005년 TFR 감소에 대해 PM이 -1.068, MFR은 -0.056로 PM이 MFR보다 상대적으로 19배에 가까운 기여를 한것으로 분석되었다. 변화설명력도 약 72%와 3.8%로 이와 비슷한 상대적 차이를 보여준다. 다음으로 2006-2015년 TFR 증가에 대해 PM이 -0.503, MFR은 0.475로 양적으로 거의 비슷한 수준이지만 PM은 감소, MFR은 증가 기여를 했던 것으로 분석되었다. 더불어 변화 설명력도 PM과 MFR은 상대적인 수치는 비슷하지만 부호가 반대이다. 끝으로 2016-2025년 TFR 감소에 대해서는 1981-2005과 비슷하게 PM은 -0.298, MFR은 -0.043으로 PM이 MFR보다 상대적으로 약 7배에 가까운 기여를 한 것으로 분석되며, 변화설명력도 약 73%와 11%로 비슷한 상대적 차이를 보여준다. 기여도와 변화설명력의 결과로 도출 가능한 사실은 기여도가 음이고 변화설명력이 양이면 전반적으로 TFR 감소에 대한 기여도가 높고 변화설명력이 높은 수치를 보인다는 것이다. 반대이면 TFR 증가에 대한 영향으로 나타난다.

다음으로 Table 4.7는 두 번째 시나리오를 살펴본 것이다. 즉, 3년 이상 증, 감이 지속된 구간을 선별하여 PM과 MFR의 기여도와 변화설명력을 분석한 것이다. TFR 감소구간에는 PM의 기여도가 MFR기여도보다 높은 수준으로 나타났고, 증가구간에서는 반대로 나타났다. 변화설명력도 TFR 증가구간에서는 MFR이 PM보다 상대적으로 높은 설명력을 보여준다.

결론적으로 TFR의 감소는 MFR보다는 PM의 기여와 설명력이 상대적으로 높은 반면 TFR의 증가는 반대이다. 따라서 TFR의 증가를 위해서는 미혼에서 유배우(결혼)으로 이끌 수 있는 유인책과 유배우의 출산에 동기부여를 만들수 있는 출산환경 활성화 정책이 필요하다고 본다.

Table 4.6. Contribution and explanation of PM and MFR on TFR by scenario 1

	t	T	TFR경향	$TFR_T(M(a)_0)$	TFR_T	$\Delta TFR_T(M(a)_0)$	변화설명력
PM	1981	2005	감소구간	2.142	1.074	-1.068	71.576
	2006	2015	증가구간	1.741	1.238	-0.503	-428.871
	2016	2025	감소구간	1.058	0.760	-0.298	72.466
MFR	1981	2005	감소구간	1.130	1.074	-0.056	3.754
	2006	2015	증가구간	0.763	1.238	0.475	405.268
	2016	2025	감소구간	0.803	0.760	-0.043	10.360

PM = proportion married; MFR = marital fertility rate; TFR = total fertility rate.

Table 4.7. Contribution and explanation of PM and MFR on TFR by scenario 2

	t	T	TFR경향	$TFR_T(M(a)_0)$	TFR_T	$\Delta TFR_T(M(a)_0)$	변화설명력
PM	1988	1992	증가구간	1.931	1.761	-0.170	-78.397
	2010	2012	증가구간	1.387	1.296	-0.091	-125.179
MFR	1988	1992	증가구간	1.396	1.761	0.365	168.323
	2010	2012	증가구간	1.142	1.296	0.154	211.842
PM	1981	1987	감소구간	1.824	1.532	-0.292	28.242
	1995	1999	감소구간	1.625	1.406	-0.219	97.058
	2016	2025	감소구간	1.006	0.760	-0.246	59.766
MFR	1981	1987	감소구간	2.208	1.532	-0.676	65.381
	1995	1999	감소구간	1.405	1.406	0.001	-0.443
	2016	2025	감소구간	0.630	0.760	0.130	-31.720

PM = proportion married; MFR = marital fertility rate; TFR = total fertility rate.

5. 결론 및 제언

본 연구는 우리나라 TFR이 경기침체의 더블딥 또는 더블딥핑과 유사한 형태를 보이고 있는 점에 초점을 맞춰 그 원인이 무엇이고 향후 추이가 어떻게 전개될지를 조명한 것이다. 이를 수행하기 위해 먼저 TFR에 영향력이 높은 출생아수와 향후 추이, TFR 분해법으로 분해되는 요인 2개(유배우율(PM), 유배우출산율(MFR)) 추이와 이들의 TFR 증감 변화의 영향력을 기여도와 변화 설명력으로 도출하였다.

출생아수는 2017년 35만 명선이지만 2020년 약 30만 명, 2025년은 dir 23만 명 수준을 보일 것으로 추정되며, TFR 1.0명선은 출생아수가 적어도 34만 명, 0.9명선은 29만 명, 0.7명선은 23만 명 수준을 유지해야만 도달 가능한 수치이다.

PM은 1981-2025년까지 지속적으로 감소를 보이고, MFR은 2002년도 이전까지 감소, 2003-2015년까지 증가 후 그 이후에는 감소세로 이어질 것으로 분석되었다. 또한 1981-2015년까지 TFR 감소 역할은 MFR보다는 PM이 상대적으로 강했으며, 전반적으로 TFR 증가 역할을 담당했던 MFR도 1981-1985년, 2006-2010년 기간을 제외하고는 동시에 TFR을 감소시키는 역할을 했음을 보여주었다. 2015년 이후 지속적인 PM 감소와 감소세로 돌아서는 MFR 경향을 참고할 때, 이들 요인의 감소세는 지속될 것으로 판단된다.

그리고 다양한 시나리오 방법(통계적 모형(GLG)과 분해법으로 도출된 두 요인의 TFR에 개별 시계열 모형의 시나리오를 적용하고, TFR과 연관된 인구학적 변수를 고려한 일반화선형모형(GLM)으로 TFR을 산출)을 적용해서 도출한 TFR 순위와 예측치는 다음과 같다. TFR 예측 순위는 GLG, GLM, 분해요인 시계열 순위며, 이들 중 최소값 TFR은 2018년 0.98명, 2020년 0.93명, 2025년에는 0.76명이

다.

본 연구를 수행하면서 연구의 한계점과 향후 연구과제는 다음과 같다.

첫째, 우리나라의 경우 출산을 증감 원인을 인구학적 변수로만 한정지어 유추하기에는 한계점이 많다. 고용창출, 신혼부부 임대주택 공급, 출산 바우처, 일과 가정 양립 정책과 관련된 여러 출산장려정책, 그리고 출산 환경요인 등을 고려한 TFR의 변화를 살펴볼 필요가 있다. 특히 세분화된 정책수요에 대응할 수 있는 출산을 예측, 즉 개인특성별(지역, 교육수준, 고용상태, 거주형태 등) 출산변화에 대한 전망이 필요하다.

둘째, TFR 변화에 대한 두 요인의 기여도와 변화 설명력은 5년, 10년, TFR 증감 구간 등의 시나리오 분석으로 다양한 결과를 도출하였으나, 세부적으로 연령별로 1년부터 20년까지의 시간적 기여도와 변화 설명력을 살펴보는 연구가 필요하다. 이런 접근은 코호트별, 기간별 기여도와 변화 설명력의 변화폭이 얼마나 다양한 변화를 보이는지 그리고 그 원인이 무엇인지를 조명하는 것으로 출산율의 경향을 찾는 데 유용한 접근방법이 될 수 있다.

셋째, 1981-2015년 출산율 분해법에 따른 PM과 MFR은 서로 유기적인 관계(식 (2.2))를 유지하면서 TFR을 산출하지만, 출산율 분해의 기본가정은 두 요인의 독립이다. 하지만 연령별 PM과 MFR의 상관관계 분석결과 음의 상관관계를 나타내므로 시간에 따른 두 요인의 추세를 살펴보는 것도 의미가 있을 수 있으며, 제한해 볼 수 있는 통계적 방법은 다변량 시계열 분석이다.

지금까지 경기 침체 용어인 더블딥과 유사한 출산율을 살펴보고 향후 추이를 다양하게 제시해 보았다. 출생아수, 가임연령인구 감소로 인해 출산감소 구조가 형성되어 지속적인 감소추세는 어쩔수 없었지만 실질적이고 효과적인 정부의 출산장려정책이 정착되고 이 결과로 출산 분위기가 마련된다면 감소추세는 늦출 수 있다고 판단된다.

References

- Alkema, L., Raftery, A. E., Gerland, P., Clark, S. J., Pelletier, F., Buettner, T., and Heilig, G. K. (2011). Probabilistic projections of the total fertility rate for all countries, *Demography*, **48**, 815-839.
- Bongaarts, J. (1978). A framework for analyzing the proximate determinants of fertility, *Population and Development Review*, **4**, 105-132.
- Box, G. E. P. and Cox, D. R. (1964). An analysis of transformations, *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, **26**, 211-252.
- Eom, J. and Kim, K. W. (2013). A study on forecasting total fertility rate using female first marriage rate, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, **15**, 1261-1272.
- Evans, M. D. R. (1986). American fertility patterns: a comparison of white and nonwhite cohorts born 1903-1956, *Population and Development Review*, **12**, 267-293.
- Hyndman, R. J. and Booth, H. (2008). Stochastic population forecasts using functional data models for mortality, fertility and migration, *International Journal of forecasting*, **24**, 323-342.
- Hyndman, R. J., Booth, H., and Yasmeeen, F. (2013). Coherent mortality forecasting: the product-ratation method with functional time series models, *Demography*, **50**, 261-283.
- Hyndman, R. J. and Ullah, S. (2007). Robust forecasting of mortality and fertility rates: a functional data approach, *Computational Statistics and Data Analysis*, **51**, 4942-4956.
- Jeon, K. H. (1997). A mechanism of fertility transition, *Understanding of Korea fertility Phase*, Ilshin Press.
- Jeon, K. H. (2006). Development of fertility assumptions for the future population projection, *The Korean Journal of Population Studies*, **29**, 53-88.
- Jeon, K. H., Kim, D. S., Park, S. T., and Eun, K. S. (2002). *Fertility, Population for Korea*, Statistics Korea.

- Kang, K. H. and Ahn, H. S. (2006). Functional data analysis of temperature and precipitations data, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **19**, 431–445.
- Kim, H. S., Gye, B. O., and Kim, H. T. (2016). A study on policy and improvement of projection method on fertility in 2016, Statistics Korea.
- Kim, K. W. and Jeon, S. B. (2015). Scenario analysis of fertility in Korea using the fertility rate prediction model, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **28**, 685–701.
- Kim, S. Y. and Oh, J. H. (2017). A study comparison of mortality projection using parametric and non-parametric model, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **30**, 701–717.
- Kim, S. Y., Oh, J. H., and Kim, K. E. (2018). A comparison of mortality projection by different time period in time, *The Korean Journal of Applied Statistics*, **31**, 41–65.
- KOSIS (2016). population projections (2015-2065).
- Lee, C. H. (2012). A decomposition of decline in total fertility rate in Korea: Effects of changes in marriage and marital fertility, *The Korean Journal of Population Studies*, **35**, 117–144.
- Lee S. S. and Choi, H. J. (2012). Development of Model estimating fertility rate for Korea, *The Korean Journal of Population Studies*, **35**, 77–99.
- Lutz, W., Skirbekk, V., and Testa, M. R. (2006). The low-fertility trap hypothesis: forces that may lead to further postponement and fewer births in Europe, *Vienna Yearbook of Population Research*, **4**, 167–192.
- Oh, J. H. (2018a). A study on forecasting cohort incomplete fertility for Korea, *The Korean Journal of Population Studies*, **41**, 109–134.
- Oh, J. H. (2018b). Development on short term modeling for fertility rate of population projection, Statistical Research Institute.
- Park, Y. S., Kim, M. R., and Kim, S. Y. (2013). Probabilistic fertility models and the future population structure of Korea, *The Korean Association for Survey Research*, **14**, 49–78.
- Raftery, A. E., Li, N., Chunn, J. L., Sevcikova, H., Gerland, P., and Heilig, G. K. (2012). Bayesian probabilistic population projection for all countries, *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, **109**, 13915–13921.
- Raftery, A. E., Alkema, L., and Gerland, P. (2014). Bayesian Population Projections for the United Nations, *Statistical Science*, **29**, 58–68.
- Ramsay, J. O. and Silverman, B. W. (2005). *Functional Data Analysis* (2nd ed), Springer, New York.
- Retherford, R. D. and Cho, L. J. (1973). Comparative analysis of recent fertility trends in East Asia, *International Union for the Scientific Study of Population (ed)*, Population Conference, Liege.
- Ryder, N. B. (1990). What is going to happen to American fertility?, *Population and Development Review*, **16**, 433–454.
- Sevcikova, H., Alkema, L., and Raftery, A. E. (2011). bayesTFR: an R Package for Probabilistic Projections of the Total Fertility Rate, *Journal of Statistical Software*, **43**, 1–29.
- UN (2017). World Population Prospects 2017.

더블딕 출산율 요인 규명과 향후 추이

오진호^{a,1}

^a한밭대학교 공과대학 기초과학부

(2019년 4월 9일 접수, 2019년 5월 17일 수정, 2019년 5월 29일 채택)

요약

2000년 이후 우리나라 합계출산율은 일본, 독일, 프랑스처럼 출산율이 상승이나 감소기조에 들어서면 쉽게 변하지 않는 비가역적인 상수형태를 보이는 것과는 다른 양상을 보인다. 또한 2005년 1.08명 최저점에서 서서히 증가해 2015년 1.23명을 보이다가 2016년 1.17명, 2017년 1.05명, 2018년 0.98명으로 급락하고 있다. 이는 마치 경기침체의 더블딕(double dip)과 유사한 형태를 보인다. 본 연구는 이러한 TFR 증감 요인을 규명하기 위해 먼저 TFR에 영향력이 높은 출생아수 추이와 예측, TFR 분해법으로 분해되는 유배우율과 유배우출산율의 추이를 살펴본다. 그리고 이들 변화가 TFR 증감 변화에 어떤 영향력을 나타내는지 살펴보았다. 분석결과 출생아수는 2018년 약 32-33만 명, 2020년 30만 명, 2025년은 23-24만 명 수준을 보일 것으로 추정된다. 유배우율은 1981-2025년까지 지속적으로 감소, 유배우출산율은 2002년 이전까지 감소를 보이다가 2003-2016년 증가추세를 보인후 2017-2025년까지 감소추세로 이어질 것으로 예측되었다. 끝으로 출생아수, 출산율 분해와 통계적 모형으로 살펴본 TFR 향후 추이는 2018년 0.98명, 2020년 0.93-1.11명, 2025년에는 0.76-1.08명으로 분석되었다.

주요용어: 합계출산율, 더블 딥, 출생아수, 합계출산율 분해법, 유배우율, 유배우출산율

¹(34158) 대전광역시 유성구 동서대로 125, 한밭대학교 공과대학 기초과학부. E-mail: jhoh75@hanbat.ac.kr