

연구보고서 2016-22

인구추계 방법론의 현황과 평가



우해봉 · 양지윤 · 조성호 · 안형석

【책임연구자】

우해봉 한국보건사회연구원 연구위원

【주요 저서】

공·사적 연금 체계의 노후소득보장 효과 전망과 발전 방향
한국보건사회연구원, 2015(공저)

인구구조 변화와 복지지출 전망
한국보건사회연구원, 2014(공저)

【공동 연구진】

양지윤 한국보건사회연구원 연구원

조성호 한국보건사회연구원 부연구위원

안형석 한국보건사회연구원 연구원

연구보고서 2016-22

인구추계 방법론의 현황과 평가

발행일 2016년 12월
저자 우해봉
발행인 김상호
발행처 한국보건사회연구원
주소 [30147]세종특별자치시 시청대로 370
세종국책연구단지 사회정책동(1~5층)
전화 대표전화: 044)287-8000
홈페이지 <http://www.kihasa.re.kr>
등록 1994년 7월 1일(제8-142호)
인쇄처 대명기획
가격 7,000원

© 한국보건사회연구원 2016
ISBN 978-89-6827-381-0 93330

발간사 <<

현재 우리나라는 출산율 감소와 기대수명 증가로 인하여 인구구조가 급격히 고령화되고 있다. 1970년 4.0을 넘었던 합계출산율은 2001년 1.3 아래로 떨어진 후 뚜렷한 반등세를 보여 주지 못하고 있다. 반면 기대수명은 반세기도 채 안 된 기간 동안 20년 이상 크게 증가하였다. 인구구조의 급격한 고령화는 노인인구의 증가 및 생산가능인구의 감소를 통해 향후 국민연금이나 건강보험을 포함한 사회보장제도의 재정적 부담을 크게 증가시킬 것으로 전망된다. 소득보장이나 의료보장과 같은 사회보장 제도는 여러 세대를 가로질러 장기적으로 운영되는 관계로 인구의 규모와 구조에 대한 정확한 전망은 제도의 안정적 운영에 있어서 매우 중요한 의미를 갖는다.

이에 따라 국내의 경우에도 인구의 규모와 구조 변화에 대한 연구자들의 관심은 상당히 높아진 상황이다. 통계청과 같은 국가기관이 생산한 자료를 단순히 소비하던 역할에 머물렀던 과거와 달리 최근 들어 연구자들이 직접 인구추계 결과를 생산하고자 하는 욕구 또한 높아진 것으로 보인다. 반면, 인구학적 및 정치사회학적 환경 변화로 출산력, 이동력 등 인구 변동 요인들에서 관측되는 불확실성은 크게 증가한 상황이다. 인구추계 과정에서 직면하게 되는 이러한 공통적인 문제와 함께 우리나라의 경우 인구추계에 필요한 기초 자료에 대한 접근이 크게 제한되는 등 또 다른 문제가 존재한다.

인구추계를 둘러싼 내·외적 환경이 크게 변하고 있는 상황에서 본 연구는 최근까지 인구추계 분야에서 이루어진 방법론적 발전 상황을 검토하

고 주요 인구추계 모형의 성과를 경험적으로 평가해 봄으로써 향후 인구 추계 분야에서 활용될 수 있는 기초 자료를 제공하고자 하고 있다. 본 연구는 우해봉 연구위원의 책임하에 수행되었다. 연구를 수행하는 동안 자문위원으로 참여해 주신 KDI 국제정책대학원의 최슬기 교수, 본 연구원의 고제이 부연구위원께 감사드린다. 또한 본 연구보고서의 내용에 대해 유익한 조언을 해 주신 보험연구원 최장훈 연구위원, KDI 최용욱 연구위원, 통계개발원 오진호 사무관, 통계청 김수영 사무관, 익명의 검독위원 들께도 감사의 뜻을 표한다. 끝으로 본 보고서에 수록된 모든 내용은 어디까지나 연구자의 개인적 의견이며, 한국보건사회연구원의 공식적 견해가 아님을 밝혀 둔다.

2016년 12월

한국보건사회연구원 원장

김 상 호

목 차

Abstract	1
요 약	3
제1장 서 론	5
제1절 연구의 배경 및 목적	7
제2절 연구의 내용 및 방법	11
제2장 인구추계와 불확실성	19
제1절 추계와 예측	21
제2절 인구추계와 불확실성	23
제3장 인구추계 방법론의 현황과 특징	31
제1절 서론	33
제2절 인구추계 방법론의 현황과 특징	35
제3절 소결	113
제4장 인구추계 모형 평가	117
제1절 서론	119
제2절 분석 자료	120
제3절 분석 모형 및 지표	124
제4절 분석 결과	139
제5절 소결	159

제5장 종합 및 결론	161
제1절 연구 결과 종합	163
제2절 정책 제언	166
제3절 연구의 한계	188
참고문헌	189

표 목차

〈표 3-1〉 주요 모수적 출산율 모형	87
〈표 4-1〉 분석 대상 국가 및 자료	123
〈표 4-2〉 분석 대상 인구추계 모형의 기본 구조	129
〈표 4-3〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형): 남성 ...	146
〈표 4-4〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형): 여성 ...	147
〈표 4-5〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE 종합 기준 상위 3개 모형): 남성	148
〈표 4-6〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE 종합 기준 상위 3개 모형): 여성	149
〈표 4-7〉 연령별 출산율과 합계출산율 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형)	157
〈표 4-8〉 연령별 출산율과 합계출산율 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE 종합 기준 상위 3개 모형)	158
〈표 5-1〉 인구추계 기초 자료 제공 현황(1970~2015년; 2016.8.16. 기준)	171

그림 목차

[그림 3-1] UN의 기대수명 증가 모형(예시): 이중-로지스틱 함수	75
[그림 3-2] UN의 기대수명 격차 모형(예시)	78
[그림 3-3] 출산력 변천 단계의 도식화	98
[그림 3-4] UN의 출산율 감소 모형: 이중-로지스틱 함수	101
[그림 4-1] 분석 대상 국가별 기대수명 변화(~2010년)	131
[그림 4-2] 분석 대상 국가별 연령별 로그사망률 변화(남성, 0~99세, ~2010년)	132
[그림 4-3] 분석 대상 국가별 연령별 로그사망률 변화(여성, 0~99세, ~2010년)	133
[그림 4-4] 분석 대상 국가별 합계출산율 변화(~2010년)	134
[그림 4-5] 분석 대상 국가별 연령별 출산율 변화(15~49세, ~2010년)	135
[그림 4-6] LEE 모형의 연령별 출산율 실적치와 예측치(1990년, 2000년, 2010년) ..	156

Abstract <<

Demographic Forecasting: Analytic Review and Assessment

Over the past 25 years, significant improvement has been made in demographic forecasting. This study reviews major developments in population forecasting since 1990, with focus on time-series methods. Using the Human Mortality Database and Human Fertility Database, this study also compares point forecast accuracy of forecasting methods. The results indicate that the performance of forecasting methods depends on many factors. It appears that it is not constructive to pursue a single best demographic forecasting method. Complementary combinations of different approaches, such as statistical models and expert knowledge on future demographic change, would be recommended to improve the utility of population forecasting. Further, this study also indicates the importance of understanding and measuring uncertainty surrounding forecasting.

1. 연구의 배경 및 목적

본 연구는 최근까지 인구추계 분야에서 이루어진 방법론적 발전 상황을 검토하고 주요 인구추계 모형의 성과를 평가해 봄으로써 향후 인구추계 분야에서 활용될 수 있는 기초 자료를 제공하고자 함.

2. 주요 연구 결과

1990년대 이후에 이루어진 인구추계 방법론의 발전 현황에 있어서 인구변동 요인별로 뚜렷한 차이가 관측됨. 인구변동 요인 중 사망력의 경우 모형 구축과 관련하여 최근까지 활발한 모형화 작업이 지속되고 있음. 반면 출산력과 이동력 전망 분야의 경우 전반적으로 방법론적 발전은 상당히 미진한 모습을 보였음. 인구추계 모형의 정확성 평가 결과는 시간과 집단 그리고 인구변동 요인을 가로질러 최고의 모형을 추구하는 것은 쉽지 않은 과제임을 보여 줌. 인구추계의 정확성을 획기적으로 높이는 것이 쉽지 않음에 따라 인구추계에 수반된 불확실성을 정확히 이해하고 측정하는 한편 그 활용도를 높이기 위한 노력이 필요함.

3. 결론 및 시사점

최근까지 이루어진 방법론적 발전에도 불구하고 인구추계 작업의 효율성을 높이기 위해서는 통계적 모형의 단순한 적용 대신 과거 자료에 대한

4 인구추계 방법론의 현황과 평가

정확한 분석과 동시에 미래 인구변동 요인들의 전개 방향과 관련된 인구학적 이론이나 지식이 중요한 역할을 담당할 필요가 있음.

*주요 용어: 인구추계, 정확성, 불확실성

제 1 장

서론

제1절 연구의 배경 및 목적

제2절 연구의 내용 및 방법

제1절 연구의 배경 및 목적

현재 우리나라는 출산율 감소와 기대수명 증가로 인구구조가 급격히 고령화되고 있다. 1970년 4.53이었던 합계출산율(TFR)은 2001년 1.3 아래로 떨어진 후 뚜렷한 반등 추세를 보여 주지 못하고 있다. 2015년의 합계출산율(잠정치)은 1.24로 2014년의 1.21에 비해 다소 상승했지만 여전히 초저출산 수준을 벗어나지 못하고 있는 상황이다(통계청, 2016a). 반면 기대수명(life expectancy at birth)의 경우 1970년 61.93년에서 2014년 82.40년으로 반세기도 채 안 된 기간 동안 20년 이상 크게 증가하였다(통계청, 2016a). 이렇게 출산력과 사망력에서 나타난 변동으로 인구구조 또한 급격히 고령화되고 있는데, 1970년 3.07%였던 65세 이상 노인인구의 비율은 2014년 12.66%로 4배 이상으로 증가하는 모습을 보였다(통계청, 2016b).

인구구조의 급격한 고령화는 노인인구의 증가 및 생산가능인구의 감소를 통해 향후 국민연금이나 건강보험을 포함한 사회보장제도의 재정적 부담을 크게 증가시킬 것으로 전망된다. 예컨대, 2013년에 있었던 제3차 국민연금 재정계산에서는 인구 부문을 포함한 일련의 가정하에 국민연금 기금이 2043년에 최고 수준에 이른 후 2060년에 소진됨으로써(국민연금 재정추계위원회, 2013, p.4) 1998년과 2007년 두 차례에 걸친 제도 개혁에도 불구하고 장기 재정 불안정 문제가 해결되지 못하고 있음을 보여 주고 있다.

8 인구추계 방법론의 현황과 평가

소득보장이나 의료보장과 같은 사회보장제도는 여러 세대를 가로질러 장기적으로 운영되는 관계로 인구의 규모와 구조에 대한 정확한 전망은 제도의 안정적 운영에 있어서 매우 중요한 의미를 갖는다. 인구구조 변화가 공적 부문과 마찬가지로 사적 부문에서도 중요한 의미를 지니고 있음에는 의문이 없다.

이에 따라 국내의 경우에도 인구의 규모와 구조 변화에 대한 연구자들의 관심은 상당히 높아진 상황이다. 통계청과 같은 국가기관이 생산한 자료를 단순히 소비하던 역할에 머물렀던 과거와 달리 최근 들어 연구자들이 직접 인구추계 결과를 생산하고자 하는 욕구 또한 높아진 것으로 보인다.

반면, 인구학적 및 정치사회학적 환경 변화로 인해 출산력, 이동력(특히, 국제 인구이동) 등 인구변동 요인들에서 관측되는 불확실성은 크게 증가한 상황이다. 결국 인구변동에 관한 지식이 제한적인 상황에서 미래 인구에 대한 전망은 과학적 지식(방법론), 과거 실적(자료), 미래에 관한 전문가 판단 등에 의존할 수밖에 없으며, 이는 불가피하게 인구추계의 불확실성 문제로 집약된다고 할 수 있다.

인구추계 과정에서 직면하게 되는 이러한 공통적인 문제와 함께 우리나라의 경우 인구추계에 필요한 기초 자료에 대한 접근이 크게 제한되는 등 또 다른 문제가 존재한다. 개별 연구자가 생산한 인구추계 결과와 통계청의 결과가 상이하더라도 이러한 차이가 사용된 인구추계 모형에서의 차이를 반영하는지 아니면 인구추계 자료를 포함한 모형 외적인 요인에 기인하는지 판단하기 쉽지 않은 상황이다.

인구추계를 둘러싼 내·외적 환경이 크게 변하고 있는 상황에서 본 연구는 최근까지 인구추계 분야에서 이루어진 방법론적 발전 상황을 검토하고 주요 인구추계 모형의 성과를 경험적으로 평가해 봄으로써 향후 인구

추계 분야에서 활용될 수 있는 기초 자료를 제공하고자 하고 있다.

국내의 경우에도 최근 들어 인구추계에 대한 연구자들의 관심이 증가하고 있지만, 대부분 특정 인구추계 모형에 초점을 맞춘 관계로 인구추계 방법론의 발전 상황을 종합적으로 정리하고 평가한 연구는 찾아보기 쉽지 않다. 특히, 국내에서 진행된 연구들의 경우 연구자들이 사용한 특정 모형의 비교 우위를 주장할 뿐 다양한 인구추계 모형들에 대한 고려가 부족한 동시에 출산력이나 사망력과 같은 인구변동 요인들을 가로질러 다양한 인구추계 모형이 어떠한 차별적 성과를 보이는데에 대한 검토는 상대적으로 부족했던 것으로 판단된다. 더욱이 국내에서 진행된 기존 연구들의 경우 인구추계 모형에만 초점을 맞출 뿐 기준 기간(historical period or base period) 등 모형 외적 요인들의 영향에 대한 검토는 거의 없었다고 할 수 있다.

보다 구체적으로, 본 연구는 1990년대 초 Lee-Carer 모형 등장 이후부터 최근까지 등장한 인구추계 모형의 주요 내용과 특징을 살펴보고자 한다. 본 연구에서 이렇게 1990년대 이후 등장한 모형에 초점을 맞추는 이유는 이 시기가 인구추계 방법론 분야에서 기존과는 뚜렷이 구분되는 패턴이 나타나는 것과 관련이 있다.

비록 최근까지도 과거 예측 오차(ex-post error)나 전문가 판단(expert judgment) 등에 기초한 예측 방법이 연구되고 있지만, 1992년에 발표된 Lee & Carter의 연구는 일련의 변형과 일반화 과정을 거쳐 상당수의 국가 인구추계를 포함하여 실제 인구추계(특히, 사망력) 과정에서 하나의 표준적인 모형으로 활용될 정도로 큰 영향을 미친 기념비적 연구라고 할 수 있다.

Lee-Carter 모형 등장 이후의 인구추계 분야는 또한 인구추계 과정에서 불가피하게 발생하는 불확실성(uncertainty)을 모형화할 수 있는 확

률적 방법(probabilistic model)에 초점을 맞추는 모습을 보인다. 이렇게 Lee-Carter 모형을 포함하여 확률적 인구추계 모형이 크게 주목을 받게 된 배경에는 점 추정치(point forecast)의 정확성을 유의미하게 제고하기가 쉽지 않다는 논리가 자리 잡고 있다고 볼 수 있다. 그러나 현재까지 대부분의 확률적 모형이, 불확실성을 양화하는 대신, 결정론적인 방식으로 활용되고 있는 현실에서 볼 수 있듯이 확률적 모형의 활용도 제고는 여전히 중요한 현안으로 남아 있다.

마지막으로 연구의 범위와 관련하여, 비록 본 연구가 주요 인구추계 모형의 성과를 경험적으로 평가하지만, 우리나라를 대상으로 새로운 인구추계 결과물을 제시하지는 않음을 밝힌다. 2015년에는 과거와 달리 센서스가 새로운 방식인 등록센서스 체제로 전환되었으며, 이에 기초하여 통계청이 금년 12월 7일에 새로운 인구추계 결과를 공표할 예정이다.

2015년 기준의 인구추계 자료를 통계청이 구축하고 있는 상황에서, 최신 인구통계 정보가 반영되지 않은 과거 자료에 기초하여 인구추계 결과물을 산출하는 것은 시의 적절하지 못하다는 지적이 있었다. 이러한 측면에서 우리나라를 대상으로 한 인구추계 작업은 본 연구의 기획 단계에서 제외되었음을 밝힌다.

대신 예측의 정확성 측면에서 주요 인구추계 모형의 성과를 비교하고자 본 연구에서는 Human Mortality Database(이하 HMD로 명명)와 Human Fertility Database(이하 HFD로 명명)와 같은 인구통계 데이터베이스를 활용하여 주요 인구추계 모형의 성과를 경험적으로 평가하고 시사점을 살펴보고자 하고 있다.¹⁾ 과거 자료에 기초하여 예측 정확성을 평가(ex-post validation)한다는 점에서 가능하면 다양한 조건하에서

1) 참고로, 현재까지 우리나라의 인구통계 자료는 HMD와 HFD 데이터베이스에 포함되어 있지 않다. 아시아 국가 중에는 일본과 타이완의 사망력 및 출산력 자료가 데이터베이스에 수록되어 있다.

인구추계 모형의 성과를 살펴볼 필요가 있다. 이러한 점에서 HMD와 HFD 데이터베이스는 인구추계 모형의 예측 성과를 평가하기 위한 최적의 자료원이라고 할 수 있다. 인구추계 모형에 대한 경험적 평가에 관해서는 제4장에서 별도로 검토하기로 한다.

제2절 연구의 내용 및 방법

1. 연구 내용

본 연구에서 검토하는 주요 연구 내용은 크게 다음과 같은 네 부분으로 구성되어 있다. 첫째, 기본 개념 차원에서 추계(projection)와 예측(forecast)의 개념 구분과 그 효용성을 살펴보며, 최근 들어 인구추계 분야에서 핵심적인 개념으로 등장하고 있는 불확실성(uncertainty)에 대해서 간략히 검토하기로 한다.

둘째, 1990년대 이후 인구추계 방법론의 발전 현황 개관 및 주요 인구추계 모형에 대한 분석 부분이다. 사망력, 출산력, 이동력을 아우른 인구변동 요인별로 구분하여 최근까지 각 분야에서 이루어진 인구추계 모형의 발전 현황을 검토하기로 한다.

본 연구의 경우 1990년대 이후 등장한 인구추계 모형에 초점을 맞추어 각 모형별 세부적인 사항을 검토한다. 이는 동시에 후속적으로 이루어지는 인구추계 모형의 정확성 평가와 관련된 기초 자료의 성격을 띠는 동시에 각 모형의 성과를 평가하고 해석하는 데 있어서도 유용한 역할을 수행할 수 있다.

셋째, 주요 인구추계 모형의 예측 정확성 평가 부분이다. HMD와 HFD

12 인구추계 방법론의 현황과 평가

자료에 주요 인구추계 모형을 적용하여 사후 예측(ex-post forecast) 방법으로 인구추계 모형의 정확성을 평가한다.²⁾

참고로, 현재까지 인구추계 모형의 정확성을 상호 비교한 대부분의 연구들은 Lee-Carter 모형이나 이를 변형 혹은 확장한 일부 모형을 중심으로 이루어지는 경향이 있다. 특히, 인구추계 모형의 정확성을 분석한 기존 연구들은 「사망력」에 초점을 두는 반면(예컨대 Booth, Hyndman, Tickle & De Jong, 2006; Booth, Maindonald & Smith, 2002; Booth, Tickle & Smith, 2005; Hyndman & Ullah, 2007; Li & Lee, 2005; Renshaw & Haberman, 2006; Shang, Booth, & Hyndman, 2011),³⁾ 「출산력」에서의 모형 비교 연구는 매우 제한적인 상황이다(예컨대 Shang, 2012).

사망력 부문에서 이루어진 비교 연구에서도 대체로 기본 Lee-Carter 모형과 이를 변형 혹은 일반화한 일부 모형 간의 비교에 한정하는 모습을 보인다. 결과적으로 기본 Lee-Carter 모형과 이를 변형 혹은 일반화한 일부 모형을 넘어 다양한 모형에 대한 종합적인 평가는 물론이고 RW(Random Walk)나 RWD(Random Walk with Drift)와 같은 단순 모형들에 비해 Lee-Carter 모형이 뚜렷한 비교 우위에 있는가도 불명확한 측면이 있다. 특히, 이 문제는 사망력 전망과 비교해 상대적으로 과거 정보가 미래 전망과 관련하여 유용한 정보를 제공하지 못하는 출산력 전망 부문에서 더욱 그러하다고 할 수 있다.

2) 인구추계 모형의 정확성 평가 관련 모형 구축에서는 통계 패키지 R(R Core Team, 2014)이 사용되었다.

3) Hyndman & Ullah(2007, pp.4952-4954)의 연구는 사망률과 출산율 전망에 함수적 자료 분석 모형을 적용하고 있지만, 엄밀한 의미에서 모형의 정확성을 평가하는 대신 함수적 자료 분석(FDA) 모형에 기초한 사망률 예측 오차가 Lee-Carter(LC), Lee-Miller(LM), Booth-Maindonald-Smith(BMS) 모형에 기초한 예측 오차와 어떠한 차별성을 보이는가를 보여 주는 수준에서 그치고 있다.

마지막으로, 본 연구의 시사점 부분이다. 비록 본 연구가 기초연구의 성격을 띠고 있지만, 인구추계를 위한 기초 자료 구축 및 모형 선정 과정에서 고려 사항, 그리고 불확실성의 처리 및 확률적 인구추계 모형의 활용도 제고 관련 시사점을 살펴보기로 한다.

2. 연구 방법

연구 방법과 관련하여, 우선, 방법론 분석을 중심으로 1990년대 이후 등장한 주요 인구추계 모형의 기본 구조 및 특징에 대한 세부적인 검토를 진행한다. 전통적인 시나리오 방식이든 최근의 확률적 방식이든 출산력, 사망력, 이동력과 같은 인구변동 요인별로 구분하여 예측 작업이 이루어진 후 코호트-요인법(cohort-component method)을 통해 장래 인구의 규모와 구조를 전망한다는 점에서 인구추계 모형에 대한 분석 또한 사망력, 출산력, 이동력으로 구분하여 검토를 진행하기로 한다.

다만, 최근까지도 이동력에 대한 논의는 상대적으로 제한적으로만 이루어지고 있다는 점에서 사망력과 출산력 분야를 중점적으로 검토하기로 한다. 인구추계 방법론 검토 부분에서는 단순히 모형의 주요 내용을 소개하는 데에 그치지 않고 이론적 측면 혹은 최근까지 이루어진 경험적 연구 등을 활용하여 개별 인구추계 모형의 장단점에 대한 평가를 시도한다.

다음으로, 본 연구에서는 인구추계 모형의 예측 정확성을 경험적으로 평가하고자 한다. 앞에서 언급했듯이, HMD, HFD 자료를 활용하여 주요 인구추계 모형의 예측 정확성을 경험적으로 평가한다. 개별 인구추계 모형의 예측 정확성은 실적치가 존재하는 평가 기간(evaluation period)을 사전적으로 설정한 후 인구추계 모형을 사용하여 평가 대상 기간에 대한 예측을 진행하며, 최종적으로 이 예측치와 실적치를 상호 비교하여 그

예측 성과를 평가하는 방식(ex-post forecast or retrospective validation)이다(예측 정확성 평가 관련 내용은 제4장에서 후술).

3. 선행 연구와의 차별성

본 연구는 다음과 같은 점들에서 선행 연구들과 구별된다. 우선, 본 연구는 1990년대부터 최근까지 이루어진 인구추계 방법론의 발전 상황에 대해 종합적으로 정리하고 그 특징을 분석한 연구의 성격을 띠고 있다. 인구추계 방법론의 진전에도 불구하고 현재까지 그 발전 상황을 체계적으로 정리하고 평가한 연구는 많지 않다.

2000년대 이후 이루어진 인구추계 방법론에 관한 대표적인 문헌 연구로는 Booth(2006), Booth & Tickle(2008), Wilson & Rees(2005)의 연구가 있다. 비록 이 연구들이 인구추계 방법론의 전반적인 발전 상황에 대해 체계적인 문헌 정리를 시도한 연구들이지만, 개별 모형에 대한 심층적인 검토는 부족한 측면이 있다. 또한 방법론적 발전이 상대적으로 많이 이루어진 사망력에 초점을 맞추어 검토를 진행한 모습을 보인다. 다만, Wilson & Rees(2005)의 연구는 이동력 분야의 발전 상황을 정리하는데 상당한 지면을 할애하는 특징을 보인다. 국내에서 많이 알려진 Smith, Tayman & Swanson(2001, pp.49-135)의 연구에서도 인구변동 요인별 예측 방법에 대한 소개가 이루어지고 있지만, 방법론적 발전 상황을 정리한 것이라기보다는 인구추계 방법론에 대한 입문서의 성격을 띤 동시에 1990년대 이후 등장한 Lee-Carter 모형 및 관련 모형들에 대한 분석은 이루어지지 못하고 있다.

인구추계가 갖는 정책적 함의가 커짐에 따라 국내 연구자들의 관심 또한 증가하고 있는데, 국내의 경우 사망률(박유성, 장선화, 김성용, 2013;

전광희, 김태현, 조영태, 2005; 최용옥, 2015; 최장훈, 권미애, 2015; 황지연, 고방원, 2016)과 출산율(박유성, 김미리, 김성용, 2013; 이삼식, 최효진, 은기수, 장형수, 2011; 전광희, 김태현, 조영태, 2005; 최장훈, 김형수, 2015) 전망을 중심으로 관련 연구가 증가하는 모습을 보여 주고 있다.

국내에서 이루어진 기존 연구들은 대체로 과거에 관측된 추세가 미래에도 지속된다는 가정에 기초한 외삽법(trend extrapolation)의 활용이 주를 이루는 상황이며, 제한적이기는 하지만 출산율 및 사망률과 연관된 변수를 사용하여 그 연관성을 활용하는 방법(explanation)도 활용되기도 한다(예컨대 이삼식 등, 2011; 최용옥, 2015).⁴⁾ 다른 한편, 국내의 연구들 또한 VECM-LC 모형(박유성, 장선화, 김성용, 2013)이나 베이스 모형(황지연, 고방원, 2016)처럼 외국에서 상대적으로 최근에 이루어진 방법론적 발전을 활용하는 모습도 보인다.

그러나 기존 연구들의 경우 대체로 특정 모형에 기초한 사망률 혹은 출산율 전망에 초점을 맞춘 관계로 다양한 인구추계 모형의 발전 현황에 관한 정보 제공이 제한적인 측면이 있었다. 본 연구의 경우 1990년대 이후 사망률, 출산률, 이동률 전망 분야에서 이루어진 방법론적 발전 현황을 체계적으로 정리하고 그 함의를 도출하고자 하고 있다. 물론 국내의 경우에도 인구추계 방법론의 발전 현황에 대해 검토를 진행한 연구(예컨대 우해봉, 2008)가 있지만, 인구추계 전반 그리고 일반적인 수준에서의 방법론 검토에 초점을 맞춘 관계로 최근 등장한 개별 인구추계 모형의 세부적

4) 인구추계 모형에 관한 문헌 연구들은 인구추계 모형들을 외삽법(extrapolation), 기대/판단(expectation/judgment), 설명(explanation)의 세 범주로 구분하여 설명하는 경향이 있는데(예컨대 Booth, 2006, p.550), 이에 대해서는 제3장에서 더 자세히 살펴보기로 한다. 참고로, 현재까지 정교하게 설계된 기대/판단 모형을 활용한 국내 연구는 없는 것으로 보이지만, 우리나라를 포함하여 전통적으로 인구변동 요인별 가정 설정이 이러한 방식에 기초했다고 볼 수 있다.

인 사항에 대한 검토는 이루어지지 못한 한계가 있다.

선행 연구들과 구분하여 본 연구가 지닌 또 다른 차별성은 인구추계 모형의 예측 정확성과 관련된 평가 부분이다. 첫째, 기존 연구들에 비해 본 연구에서는 인구통계 자료가 활용 가능한 다양한 국가를 대상으로 모형의 예측 정확성을 평가하고 있다. 특정 국가의 특정 시점(기간)을 대상으로 한 사후 예측(ex-post forecast) 성과가 좋다고 하여 해당 인구추계 모형이 다른 국가 혹은 다른 시점(기간)에서도 동일하게 좋은 예측 성과를 보일 것임을 보장할 수는 없다. 이러한 측면에서 가능하면 다양한 조건에 기초하여 인구추계 모형의 예측 성과를 상호 비교할 필요가 있는데, 본 연구는 자료를 활용할 수 있는 가능한 많은 국가들을 평가 대상에 포함하여 인구추계 모형의 정확성을 평가하고 있다.

둘째, 연구자가 초점을 맞춘 소수의 모형 대신 본 연구에서는 가능한 다양한 모형들을 상호 비교하여 예측 정확성을 평가한다. 특히, 본 연구에서는 사망력 혹은 출산력 전망을 위해 설계된 모형들 간 상호 비교뿐만 아니라 이 모형들이 RW(Random Walk)나 RWD(Random Walk with Drift)와 같은 단순 시계열 모형들에 비해 뚜렷한 비교 우위에 있는가를 추가적으로 검토한다. RW나 RWD와 같은 단순 시계열 모형과의 비교 작업은 사망력 혹은 출산력 예측 모형의 효용성을 판단하는 데 있어서 좋은 준거점이 될 수 있다(이러한 방식을 사용한 최근 연구로는 Shang(2012) 참고).⁵⁾

셋째, 본 연구는 사망력과 출산력 전망의 예측 정확성을 동시적으로 살펴봄으로써 인구변동 요인별로 인구추계 모형의 예측 정확성에서 어떠한

5) 물론 본 연구에서 검토하는 인구추계 모형들도 예측 과정에서 RW나 RWD 모형을 사용하기도 한다. 예측 정확성 평가와 관련하여 비교 대상 모형으로 활용되는 RW 및 RWD 모형은 특별한 모형 구축 과정 없이 연령별 사망률(출산율) 시계열에 RW 및 RWD 모형을 직접 적용하는 방법을 지칭한다(제4장 참고).

차이가 있는가를 살펴보고 있다. 앞에서 언급했듯이, 인구추계 모형의 예측 정확성을 평가한 연구들은 대부분 사망력 전망에 초점을 맞춘 경향이 있으며, 출산력 전망에서의 예측 정확성과 관련된 논의는 극히 제한적이다. 더욱이 인구추계 모형이 사망력과 출산력에서 유사한 예측 성과를 보이는지 아니면 상이한 예측 성과를 보이는지에 대한 검토는 이루어지지 못한 것으로 판단된다. 본 연구에서는 동일한 인구추계 모형이 인구변동 요인별로 예측 정확성에서 어떠한 차별적인 성과를 보이는가의 문제를 검토하고 있다.

넷째, 인구추계 모형 비교에 관한 기존 연구들은 대부분 모형 간의 비교에 초점을 맞추는 경향이 있다. 국내의 경우 통계청(2011) 인구추계에서는 1970년 이후 자료가 사용되지만, 위에서 언급한 개별 연구자들의 경우 자료의 활용 가능성 차원에서 보다 단기간의 자료를 사용하는 경향이 있다. 결과적으로 인구추계 결과가 모형 차이를 반영하는지 아니면 기준 기간과 같은 모형 외적 차이를 반영하는지는 명확하지 않다. 이러한 점에서 본 연구에서는 인구추계 모형에서의 차이와 함께 모형 외적 요인에서의 차이가 인구추계 결과에 어떠한 함의를 가지고 있는가를 추가적으로 검토하고 있다. 보다 구체적으로, 기존 연구에서 모형 외적 요인 중 인구추계의 정확성에 영향을 미치는 주요 요인 중의 하나로 지목되는 기준 기간(base period)의 영향을 검토하고 있다.⁶⁾

6) 비록 제한적이기는 하지만, 최근 들어 예측 정확성과 관련하여 기준 기간의 효과를 검토하는 연구들이 증가하고 있다(예컨대 Booth et al., 2006; Booth, Tickle & Smith, 2005; Shang, Booth & Hyndman, 2011). 또한 최근 연구(Stoeldraijer, van Duin, van Wissen, & Janssen, 2013)는 인구추계 모형에서의 차이보다 기준 기간과 같은 모형 외적 가정에서의 차이가 인구추계 결과에서 더욱 큰 차이를 초래할 수 있음을 지적하고 있다.

제 2 장

인구추계와 불확실성

제1절 추계와 예측

제2절 인구추계와 불확실성

2

인구추계와 불확실성 <<

제1절 추계와 예측

본 장에서는 인구추계 분야에서 빈번히 사용되고 있는 개념인 추계와 예측, 그리고 최근 인구추계 방법론 분야에서 핵심적인 개념으로 등장하고 있는 불확실성에 대해 간략히 검토하기로 한다.

미래 인구에 대한 전망과 관련하여 전통적으로 추계(projection)와 예측(forecast)을 구분하는 경향이 있었다. 대체로 우리나라 통계청과 같은 국가기관이 발표하는 미래 인구 전망을 「추계」로 명명하며, 「예측」과는 구별되는 개념임을 지적한다.

추계와 예측을 구별하는 입장에서, 추계는 미래의 인구변동 추세에 관한 일련의 가정에 기초하여 이루어지는 조건적(conditional) 전망인 반면 예측은 (예측을 하는 개인 혹은 기관의 입장에서 판단할 때) 미래에 실현될 개연성이 가장 높은 전망으로 정의된다(Smith, Tayman, & Swanson, 2001, p.3). 만일 추계와 예측을 엄밀히 구별할 경우 뒤에서 언급하는 인구추계의 불확실성 문제는 예측과 달리 추계와는 큰 관련성이 없다고 볼 수 있다.

물론 전통적 의미의 추계처럼, 미래에 실현될 개연성의 정도와 관계없이, 특정 조건하에서 나타나는 수치적 결과물을 검토하는 것도 그 자체로 충분히 의미가 있는 작업이다. 예컨대, 어떤 문제적 상황(예컨대, 저출산)을 해결하기 위해 일련의 정책적 개입이 이루어질 경우 미래에 어떠한 변화가 나타날 것인가를 전망하는 것이 이러한 예에 해당할 것이다.

그러나 전통적으로 예측과 구분하여 추계라는 용어를 사용하는 또 다른 배경에는 미래 인구 전망 작업의 「정확성」을 둘러싼 비판과도 관련이 있는 것으로 볼 수 있다. 다시 말하면, 인구추계가 미래에 실현될 개연성이 높은 전망이 아니라 주어진 일련의 가정에 기초한 결과물이라고 해석될 경우 인구추계의 정확성과 관련된 비판을 제기하는 것은 큰 의미가 없다는 점에서 예측과 구분하여 추계라는 용어를 사용할 유인이 발생할 수 있는 것이다.

그러나 국가기관의 인구 전망 작업이 단순히 일련의 가정 혹은 조건을 기계적으로 적용하는 것이 아니라 미래에 실현될 개연성이 가장 높은 전망치를 제공하고자 한다는 점에서 현실적으로 그 구별이 명확한 것은 아니라고 할 수 있다.

예컨대, 우리나라 통계청의 인구 전망이 단순히 추계의 의미만을 가지고 있다면 중위 전망(medium variant)에 현재와 같은 시간과 노력을 들일 필요는 없을 것이다. 그러나 통계청의 중위 전망이 단순히 설정된 가정이 아니라 인구변동 요인들의 미래 추세를 보다 체계적으로 설명하기 위한 노력의 산물임에는 큰 의문이 없다.

보다 근본적인 차원에서 볼 때, 현재까지 이루어진 과학적 발전을 충실히 반영하더라도 미래 전망 작업에는 오차가 발생할 수 있으며, 오차 없는 미래 인구 전망을 기대하는 것은 현실적으로 불가능하다고 할 수 있다. 이렇게 미래 인구 전망에 불가피하게 오차가 발생한다는 점을 고려할 때, 추계와 예측의 정의에 관한 논쟁보다는, 미래 전망에 불가피하게 수반되는 불확실성(uncertainty)의 원천과 이를 어떻게 측정하고 이해할 것인가에 대한 검토가 한층 더 생산적인 측면이 있다.⁷⁾ 다음 절에서 살펴

7) 본 연구에서는 추계와 예측을 엄밀히 구분하지 않고 교환적으로 사용 가능한 개념으로 사용한다. 추계와 예측 개념을 둘러싼 기존 논의와 관련해서는 우해봉(2008, pp.3-5)의 연구를 참고할 수 있다.

볼 수 있듯이, 최근까지의 인구추계 방법론의 발전 상황은 이러한 측면을 반영하고 있는 것으로 해석해 볼 수 있다.

제2절 인구추계와 불확실성

인구추계 방법론의 발전 현황에 대해서는 제3장에서 세부적으로 검토하겠지만, 인구추계 방법론의 발전 과정은 불확실성의 처리 방법과도 밀접히 연관된다. 불확실성(uncertainty)은 현재의 지식으로는 예측하거나 혹은 평가할 수 없는 연구 대상의 비결정성 혹은 무작위성을 지칭한다(Bijak, 2011, p.20). 지난 20여 년 동안 인구 전망에 수반된 불확실성을 명시적으로 모형화하고자 하는 다양한 시도가 있었는데, Wilson & Rees(2005, p.340)는 불확실성의 모형화 작업이 1990년대 이후 인구추계 분야에서 이루어진 가장 중요한 진전으로 평가하고 있다.

인구추계에 수반된 불확실성은 다음과 같이 상당히 다양한 과정을 통해 발생한다(Disney, Wisniowski, Forster, Smith & Bijak, 2015, pp.9-11). 우선, 미래 사건에 연관된 본질적인 불확실성인데, 이는 출산, 사망, 인구이동을 아우른 모든 인구변동 요인에 공통적으로 적용되는 문제라고 할 수 있다. 그러나 상대적인 측면에서 볼 때 인구변동 요인에 수반된 불확실성의 정도는 사망력이 가장 낮고 이동력이 가장 높다고 할 수 있다. 출산력과 이동력의 경우 인간의 선택적 행위가 상대적으로 큰 역할을 하는데, 특히 이동력은 경제 혹은 정치 환경 변화와 같은 구조적 조건의 영향을 더욱 크게 받는 특징이 있다.

인구추계 자료와 관련된 불확실성도 고려할 수 있는데, 예컨대, 인구변동 요인 중 출생 및 사망과 같은 인구동태통계(vital statistics)의 경우 상

대적으로 그 정의가 명확한 동시에 통계 구축이 법적으로 강제되는 등 자료와 관련된 확실성의 수준이 상대적으로 높은 상황이라고 할 수 있다.⁸⁾ 반면 인구이동의 경우 그 정의가 국가별, 시대별로 상이할 개연성이 높은 동시에 자료가 체계적으로 구축되지 못한 경우가 많다는 점에서 자료를 둘러싼 불확실성의 정도가 출생이나 사망에 비해 상대적으로 더욱 높다고 할 수 있다. 하나의 사례로, 장기 국제 이주자를 정의하는 데 있어서 UN은 최소 12개월 이상 거주(United Nations, 1998, p.18)를 요건으로 함에 비해 우리나라 통계청의 경우 3개월 이상 거주를 요건으로 하고 있다.⁹⁾

인구추계와 관련된 불확실성의 또 다른 원천으로는 전망에 사용된 모형 혹은 모형 선택과 관련이 있다. 다음 장에서 구체적으로 살펴보겠지만, 동일한 자료를 사용하더라도 사용되는 모형에 따라 상이한 전망 결과를 초래할 수 있음은 시계열 분석 분야에서는 이미 잘 알려진 사실이다.

위에서 언급한 몇 가지 사항이 불확실성의 모든 원천을 포괄하는 것은 아니다. 사실, 현재까지도 인구추계에 수반된 불확실성의 원천과 그 효과에 대해서는 체계적인 검토가 이루어지지 못한 상황이라고 할 수 있다.

인구추계 작업에서 불확실성 문제를 고려할 필요가 있음은 이미 1970년대부터 제기되었다(Keyfitz, 1972; Hoem, 1973). 예컨대 Keyfitz(1972)는 미래 인구에 관한 전망치를 제시하는 데에 있어서 점 추정치 대신 확률분포의 형식이 바람직함을 지적한 바 있다. 인구추계 작업에 수반된 불확실성을 확률적 방식으로 처리하는 것이 바람직하다는

8) 출생이나 사망 관련 통계의 경우에도 자료의 신뢰성과 관련된 문제가 발생함은 물론이다. 우리나라의 경우에도 과거 인구동태통계 자료의 신뢰성과 관련된 문제는 지속적으로 지적되어 온 사항에 해당한다.

9) 과거와 달리 2015년 센서스는 등록센서스 체제로 전환되었지만, 3개월 이상 거주 기준은 지속적으로 사용될 것으로 보이는데, 2015년 기준인구 확정 및 인구추계 결과는 2016년 12월 7일에 공표될 예정이다.

초기적 논의에도 불구하고 인구추계 작업은 전통적으로 결정론적(deterministic) 방식으로 이루어졌다.

초기의 인구추계 작업은 대체로 미래에 관한 단일 전망치를 제공하는 방식을 취하였다. 그러나 단일 전망치(점 추정치; point forecast)만을 제시함으로써 인구추계 작업에 수반된 불확실성을 반영하는 것은 가능하지 않다. 인구 전망에 수반된 불확실성을 반영하는 초기적 대응 방식은 시나리오 접근(variant approach)이다. 물론 현재까지도 이러한 접근은 국가기관에 의한 인구추계에서 빈번히 관측되는 접근이다. 인구추계와 관련된 대표적인 국제기관인 UN의 경우에도 전통적으로 시나리오 접근을 취했으며, 상대적으로 최근에는 비로소 확률적 방식으로 불확실성을 처리하는 접근을 취하고 있다.¹⁰⁾

시나리오 접근법은 인구 전망에 수반된 불확실성을 고려하기 위해 단일 전망치 대신 복수 전망치를 제공하는 방식을 취한다. 보다 구체적으로, 시나리오 접근은 코호트-요인법에 출산력, 사망력, 이동력과 관련된 다양한 가정의 조합을 적용하여 복수의 미래 전망치를 제공하는 방식을 취한다.

시나리오 구성에 있어서 출산력, 사망력, 이동력 관련 가정을 모두 조합할 수도 있으며, 어떤 특정 단일 인구변동 요인(특히, 출산력)에 기초하여 시나리오를 구성할 수도 있다. 단일 인구변동 요인에 기초하여 시나리오를 구성하는 경우 인구변동 요인 중 미래 추세가 상당히 불확실한 출산력이 시나리오 구성의 대상이 되는 경우가 많다. 물론 인구가동에 수반된 불확실성이 출산력에 비해 더욱 크다고 볼 수 있지만, 인구가동 전망에 따른 불확실성의 정도가 과도히 크다는 점에서 적절한 시나리오를 구성하는 것조차 쉬운 일이 아니다. 이러한 점에서 UN의 세계인구전망

10) UN의 인구추계 모형에 대해서는 제3장에서 자세히 살펴보기로 한다.

(World Population Prospects)도 상당히 간단한 인구이동 시나리오를 구성하는 경향이 있다.

복수의 시나리오 제공과 관련하여 상이한 접근을 취할 수 있는데, 작게는 2개부터 많게는 수십 개의 시나리오를 제공하는 것도 가능하다. 그러나 시나리오와 관련된 가장 일반적인 방식은 고위, 중위, 그리고 저위로 구성된 접근이다.

일반적으로 인구추계 생산자가 판단하기로 미래에 실현될 개연성이 가장 높은 인구 추세에 기초하여 중위(medium) 시나리오를 구성하는 반면 저위(low) 및 고위(high) 시나리오의 선정은 실제 실현 개연성과는 관계 없이 미래 인구 추세가 나타낼 수 있는 극단적인 상황을 상정하여 단순화 되는 경향이 있다.

이렇게 구성된 저위 및 고위 시나리오를 통해 미래 인구 전망에서 나타날 수 있는 불확실성을 어느 정도 보여 줄 수는 있다. 특히, 일반인들의 경우 저위 및 고위 시나리오를 통해 구성되는 구간(interval)을 미래 인구 혹은 인구변동 요인이 실현될 수 있는 범위를 표상하는 것으로 해석하는 경향도 없지 않다.

그러나 불확실성에 대한 시나리오 접근은, 첫째, 저위 및 고위 시나리오로 구성된 인구 전망(범위)이 어느 정도 실현될 개연성(확률)이 있는가를 계량적으로 보여 주지 못하는 분명한 한계를 지니며, 전통적인 시나리오 접근에서 제시된 저위와 고위가 인구 추세의 하한과 상한을 의미하는 것 또한 아님에 유의할 필요가 있다(Lee & Tuljapurkar, 1994, p.1176).

둘째, 사망률 혹은 출산율에 관한 고위 및 저위 시나리오가 전체 예측 기간 동안 지속적으로 유지됨으로써 예측 오차 간 완전한 상관관계가 존재하는 극단적인 상황을 표상하는 문제가 있다(Lee, 1993, p.188). 보다

구체적으로, 고위 및 저위 시나리오는 사망률 혹은 출산율 예측에서 오차가 발생할 경우에도 후속적인 교정 작업 없이 동일한 방식으로 예측 오차가 지속적으로 발생함을 가정한다. 결과적으로 이러한 전통적인 시나리오 접근에 기초할 경우 과대 및 과소 예측에 따른 오차 간 상쇄 현상이 나타나지 않는다.

셋째, 불확실성에 대한 시나리오 접근이 갖는 또 다른 문제는 시나리오 접근이 총인구, 출산율, 사망률, 노년부양비 등 지표별로 일관성이 없는 결과를 도출한다는 것이다(Lee, 1998, p.156). 예컨대, 총인구에서의 저위 시나리오를 구성하기 위해서는 저출산, 고사망, 저순인구이동이라는 가정 조합이 필요하다. 그러나 이러한 인구변동 요인 조합을 통해 노년부양비의 저위 시나리오를 구성하는 것은 적절하지 않다. 노년부양비에서 저위(저비용) 시나리오를 구성하기 위해서는 고출산율과 고사망률이 적절한 조합일 수 있다.

1990년대에 들어 전통적인 시나리오 접근을 대신하여 인구추계에 수반된 불확실성을 확률분포 형식으로 처리하는 방법이 본격적으로 검토되기 시작했다. 미래 전망 작업이 본질적으로 불확실하다는 점에서 확률적 인구추계의 필요성이 대두된 것이다. 또한 인구추계의 정확성을 획기적으로 높이는 것이 쉽지 않다는 점에서 인구 전망에 수반된 불확실성의 정도를 측정하는 것이 차선책으로 인식되기 시작했다(Wilson & Rees, 2005, p.341).

빈도주의(frequentist) 전통에 기초하여 인구추계 작업에 수반된 불확실성을 모형화하는 방식으로는 통계적 모형에 기초한 방법, 전문가 판단에 기초한 방법, 과거 예측 오차 활용법 등이 있다. 이들 빈도주의 전통에 기초하여 인구추계 작업에 수반된 불확실성을 모형화하는 가장 일반적인 방법은 Lee-Carter 모형과 같은 통계적 모형(statistical method)에 기

초한 방법이라고 할 수 있다.

특히, 사망률 전망에서는 Lee-Carter 모형 및 이를 변형 혹은 일반화한 모형의 활용도가 매우 높은 특징을 보인다(예컨대 Lee & Carter, 1992; Lee & Tuljapurkar, 1994). 이렇게 통계적 모형에 기초하여 불확실성을 계량화하는 방식 외에도 과거 인구추계에서 발생한 예측 오차를 활용하여 전망치의 예측구간을 산출하는 방법(historical error method)이 1980년대 초반 이후 일부 연구에서 활용되기도 하였다(예컨대 Keyfitz, 1981; National Research Council, 2000; Stoto, 1983). 과거 예측 오차 활용법은 기본적으로 과거 인구추계에 기초하여 산출된 예측 오차가 미래 예측 오차에 대한 타당한 추정치라는 가정에 기초하고 있다(Wilson & Rees, 2005, p.342).

1990년대 인구추계 분야에서 이루어진 확률론적 접근의 또 다른 조류는 오스트리아에 소재한 국제응용시스템분석연구소(IIASA)를 중심으로 발전된 전문가 판단법이다(expert judgment)이다(Lutz, Sanderson & Scherbov, 1998; Lutz & Scherbov, 1998). 통계적 모형을 활용한 확률론적 접근이 기본적으로 과거 자료에 기초하여 미래를 전망함에 비해 전문가 판단법은 과거는 물론이고 미래에 관한 인구학적 이론이나 지식을 활용하여 미래를 전망하는 중요한 차이가 있다(Wilson & Rees, 2005, p.343).¹¹⁾

현재까지도 확률적 인구추계 방법으로 과거 예측 오차 활용법과 전문가 판단법이 활용되고 있기는 하지만, 빈도주의 접근에 기초한 인구추계는 대체로 Lee-Carter 모형과 같은 통계적 모형을 활용한 방법이 주도하

11) 본 연구에서 확률적 인구추계 방법으로 과거 예측 오차 활용법과 전문가 판단법을 세부적으로 검토하지는 않기로 한다. 과거 예측 오차 활용법 및 전문가 판단법에 기초한 확률적 인구추계 방법에 대해서는 우해봉(2008, pp.62-66, pp.72-76)의 연구를 참고할 수 있다.

는 상황이라고 평가할 수 있다.

확률적 인구추계의 또 다른 방법으로 2000년 이후부터 본격적으로 검토되고 있는 접근이 베이지 모형이다(bayesian model). 인구추계에서 사용되는 대표적인 베이지 모형으로는 UN의 확률적 모형이 있다(예컨대 Alkema et al., 2011; Raftery, Chunn, Gerland, & Sevcikova, 2013). 이들 모형에 대해서는 제3장에서 자세히 검토하기로 한다.

인구추계에서 베이지 접근은 불확실성과 주관적 가정을 처리하는 데 있어서 보다 명확한 분석 틀을 제공하는 장점이 있다(Guimarães, 2014, p.279). 보다 구체적으로, 베이지 접근은 연구자의 사전적 지식(prior distribution)과 경험적 자료(data)에 기초하여 분석 대상 변수의 분포 (posterior distribution)를 추론한다는 점에서 불확실성을 효과적으로 모형화할 수 있는 장점을 지니고 있다.¹²⁾

이러한 점에서 베이지 접근은 앞의 빈도주의 접근에서 언급한 통계적 모형에 기초한 방법과 전문가 판단법을 보다 체계적으로 활용하는 방법으로 평가할 수 있다.¹³⁾ 그러나 베이지 접근이 가지고 있는 장점에도 불구하고 현재까지 인구추계에서 그 실제적인 활용은 높지 않은 상황이다. 앞에서 언급했듯이, 인구추계에서 베이지 접근을 사용하는 대표적인 사

12) 베이지 추론에서는 세 개의 확률분포가 존재하는데 사전분포, 사후분포, 자료의 확률분포가 그것이다. 사전분포(prior distribution)가 모수(θ)의 확률분포에 관한 연구자의 사전적 지식을 반영한다면 사후분포(posterior distribution)는 연구자의 사전적 지식을 반영하는 사전분포에 자료(data)에 존재하는 정보를 반영하여 후속적으로 도출한 분포이다. 사전분포가 특정한 정보를 제공하지 않는 이른바 비정보적(noninformative) 분포일수록 사후분포에서 자료의 영향이 커진다. 또한 통상적으로 자료의 크기가 클수록 사후분포에서 사전분포의 영향은 줄어든다. 사전분포에 자료가 제공하는 정보를 취하여 사후분포를 도출하는 과정에는 베이지 정리(Bayes Theorem)가 사용된다($\pi(\theta|x) \propto \pi(\theta)f(x|\theta)$).

13) 앞에서 확률적 인구추계 방법 중의 하나로 전문가 판단법을 언급한 바 있다. 베이지 접근에 기초하여 전문가 판단법이 활용되기도 하는데, Billari, Graziani, & Melilli(2014)의 연구가 이러한 사례에 속한다. 베이지 접근에 기초하기는 하지만 이들이 사용한 인구추계 방법론은 예측 과정에서 자료(data)를 활용하지 않고 전문가 판단을 유일한 자료원으로 활용하는 차이가 있다. 자료는 전문가 판단을 통해 간접적으로 반영되는 구조이다. 전문가들의 판단을 결합(pooling)하는 과정에서는 Supra-Bayesian 방법을 사용하고 있다.

30 인구추계 방법론의 현황과 평가

레로는 UN의 세계인구전망(World Population Prospects)을 들 수 있다. UN은 워싱턴대학교의 CSSS(Center for Statistics and the Social Sciences)와 함께 2010년 출산율(TFR) 전망에서 베イズ 접근을 도입했으며, 이후 2012년과 2015년 세계인구전망 개정판에서 베イズ 접근에 기초한 확률적 인구추계를 사용한 바 있다(United Nations, 2014, 2015).

제 3 장

인구추계 방법론의 현황과 특징

제1절 서론

제2절 인구추계 방법론의 현황과 특징

제3절 소결

3

인구추계 방법론의 현황과 특징 <<

제1절 서론

과거 단순히 총인구에 대해 수학적 함수를 적용하던 초기적 인구추계 방법은 20세기에 들어 인구변동의 복잡한 과정을 체계적으로 연계하는 방식으로 정교화되는 모습을 보였다(Wilson & Rees, 2005, p.338). 특히, 전체 인구를 출산력(fertility), 사망력(mortality), 이동력(migration) 관련 리스크가 상이한 하위 집단으로 구분하여 인구변동 요인별로 변화를 반영하는 코호트-요인법(cohort-component method)이 20세기 전반기에 인구추계의 핵심 방법론으로 등장하였다(Preston, Heuveline, & Guillot, 2001, pp.119-120).

코호트-요인법은 후속적으로 1940년대에 행렬(이른바 Leslie matrix)로 표기됨으로써 인구추계에 컴퓨터 기술을 접목할 수 있는 중요한 계기를 마련하였다(Preston, Heuveline, & Guillot, 2001, p.129). 이후 지난 20세기 동안 코호트-요인법은 인구추계 분야에서 가장 빈번히 활용되는 방식으로 자리를 잡게 된다. 기본적으로 코호트-요인법이 기준 인구(base population)에 출산력, 사망력, 이동력에서 나타나는 변화를 적용하는 인구학적 회계 시스템(demographic accounting system)이라는 점에서 전통적인 시나리오 접근법에 기초할 수도 있지만, 최근의 학술적 접근법에서도 빈번히 활용되고 있음이 지적될 필요가 있다.

본 장에서는 인구변동 요인별로 인구추계 방법론 분야에서 최근까지 이루어진 발전 현황과 주요 인구추계 모형들의 특징을 세부적으로 살펴

보기로 한다. 본 연구가 인구변동 요인을 구분하여 살펴보는 방식을 취하고 있지만, 이러한 코호트-요인법에 기초한 인구추계 대신 인구 규모 혹은 인구 성장을 직접적으로 전망하기도 한다.

예측 작업의 정확성 측면에서 복잡한 코호트-요인법에 기초한 방법이 인구 규모나 인구 성장을 직접적으로 전망하는 단순화된 방식에 비해 뚜렷한 비교 우위에 있는가는 현재까지 명확하지 않은 상황이다(Booth, 2006, pp.567-568). 그럼에도 불구하고 현재까지 개별 인구변동 요인을 전망한 후 코호트-요인법에 기초하여 미래 인구의 규모와 구조를 전망하는 방식이 절대 다수를 이룬다는 점에서 본 연구는 인구변동 요인별 전망에 초점을 맞추어 검토를 진행하기로 한다.

분석 시기와 관련해서는, 앞에서 언급했듯이, 인구추계 방법론과 관련하여 뚜렷한 변화가 관측된 1990년대 이후를 중심으로 살펴보기로 한다. 본 연구에서 검토하는 인구추계 모형은 대체로 통계적 모형, 특히 시계열 모형에 기초한 접근으로 분류될 수 있다. Booth(2006, p.550)와 Booth & Tickle(2008, p.4)은 출산력, 사망력, 이동력과 같은 인구변동 과정을 예측하는 방법으로 외삽법(extrapolation), 판단(judgment), 설명(explanation)을 구분하고 있는데, 외삽법이 여기에 해당한다. 물론 실제 인구추계 과정에서는 이들 구분이 반드시 명확하지는 않으며, 이 방법들이 연계되어 사용되기도 한다.

본 장의 세부적인 모형 검토 부분에서 살펴보겠지만, 일부 모형(예컨대 Lee 출산율 모형)의 경우 시계열 모형에 기초한 통계적 방법 외에도 전문가의 판단을 명시적으로 반영하기도 한다. 그럼에도 불구하고 본 연구에서 과거 추세가 미래에도 지속됨을 가정하는 외삽법을 중점적으로 검토하는 것은 인구학의 다른 분야와 비교하여 인구추계 분야에서는 인구학적 이론에 근거한 모형화가 쉽지 않다는 것과 관련이 있다. 특히, 출산력

과 이동력의 경우 인구학적 이론이 과거 혹은 현재 상황을 설명하는 데는 유용할 수 있지만, 미래 전망과 관련된 효용성은 상당히 제한적인 것이 현실이다.

다른 측면에서, 인구추계 분야에서 시계열 모형이 주도하는 현상은, 비록 시계열 모형에 기초한 예측치가 실현될 개연성이 높다는 타당한 인구학적 논거를 제공하기는 쉽지 않지만, 최근까지 다른 예측 방법들에 비해 통계적 모형에 기초한 방법이 보여 준 양호한 성과와도 관련된다고 볼 수 있다. 구체적인 모형 검토와 관련해서는 인구변동 요인 중 상대적으로 모형화 작업이 크게 진전된 사망력을 우선적으로 살펴보며, 이어서 출산력과 이동력 부문의 모형화 현황을 검토하기로 한다. 일부 모형의 경우 인구변동 요인들을 가로질러 공통적으로 사용되는 모습을 보이는데(예컨대, 함수적 자료 분석 모형), 이들 모형의 경우 보다 관련성을 갖는 부분에서 중점적으로 검토하기로 한다.

제2절 인구추계 방법론의 현황과 특징

1. 사망력

사망력 부문에서는 1990년대 초 Lee-Carter 모형의 등장과 후속적으로 이루어진 Lee-Carter 모형의 부분적 변형 혹은 일반화가 큰 부분을 차지하고 있는 상황이다.

Lee-Carter 모형의 발전과 관련하여 초기의 부분적 모형 수정 단계를 넘어 최근에는 연령(age) 및 기간(period) 효과와 함께 코호트(cohort) 효과를 반영하는 일련의 연구(예컨대 Renshaw & Haberman, 2006)와

함께 과거의 단일 집단 모형 대신 복수의 인구 집단을 동시에 모형화하는 연구(예컨대 Zhou, Wang, Kaufhold, Li & Tan, 2013)로 이어지는 모습을 보인다.

논의의 편의상 본 연구에서는 사망력 전망과 관련된 인구추계 모형들을 다음처럼 일련의 범주로 구분하기로 한다. 첫째, 기본 Lee-Carter(LC) 모형과 이러한 기본 모형의 부분적 수정에 해당하는 Lee-Miller(LM) 모형과 Booth-Maindonald-Smith(BMS) 모형을 동시에 검토한다.

둘째, 함수적 자료 분석(Functional Data Analysis: FDA) 패러다임에 기초한 모형들로 Hyndman-Ullah(HU) 모형, Robust Hyndman-Ullah(RHU) 모형, Weighted Hyndman-Ullah(WHU) 모형을 살펴본다.

셋째, 연령과 시간 효과에 기초한 Lee-Carter 모형에 코호트 효과를 추가적으로 고려하는(혹은 고려할 수 있는) 모형들로 Renshaw-Haberman(RH) 모형, Age-Period-Cohort(APC) 모형, Cairns-Blake-Dowd(CBD) 모형을 살펴본다.

넷째, 과거 단일 집단에 기초한 사망력 전망 대신 복수 집단의 사망력 패턴 간에 존재하는 관계성을 고려하는 Li-Lee(LL) 혹은 Coherent Lee-Carter(CLC) 모형, Product-Ratio(PM) 혹은 Coherent Functional Data Analysis(CFDA) 모형, VECM-LC 모형(Vector Error Correction Lee-Carter Model)을 검토한다.

마지막으로, 본 연구에서는 최근 활발히 연구되고 있는 베이지 접근을 살펴보는데, 본 연구에서는 UN의 베이지 사망력 모형을 중심으로 검토하기로 한다.

가. Lee-Carter 모형

현재 사망률 전망과 관련하여 빈번히 활용되는 대부분의 인구추계 모형은 기본적으로 Lee-Carter 모형의 변형 혹은 확장의 성격을 가지고 있다. 본 소절에서는 원래의 Lee-Carter 모형과 그 기본 구조를 유지하되 모형의 적합도와 관련해 부분적인 수정 작업이 이루어진 모형으로 분류할 수 있는 Lee-Miller(LM) 그리고 Booth-Maindonald-Smith(BMS) 모형을 함께 검토한다.

1992년에 발표된 Lee-Carter 모형은 확률적 접근에 기초한 사망률 전망의 대표적인 모형으로 인구추계 분야에서 이루어진 가장 영향력 있는 성과 중의 하나로 인식되고 있다.¹⁴⁾ LC 모형의 기본 구조는 아래와 같은 형식을 취한다.

$$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_x k_t + \epsilon_{x,t}$$

여기서 $m_{x,t}$ 는 t 년 x 세의 중앙사망률(central death rate), a_x 는 연령별 사망률의 전반적인 수준(분석 대상 (과거) 기간 중 $\ln(m_{x,t})$ 의 평균), k_t 는 시간의 경과에 따른 (로그)사망률 변화 수준, b_x 는 k_t 변화에 따른 연령별 사망률의 민감도, $\epsilon_{x,t}$ 는 평균이 영(zero)이고 분산이 σ_ϵ^2 인 오차항(등분산)을 각각 나타낸다.

b_x 가 클 경우 전반적인 사망률(k_t) 변동에 따라 해당 연령에서의 사망률 변화가 크게 나타나며, 반대로 b_x 가 작을 경우 해당 연령에서의 사망

14) 우리나라 통계청 인구추계의 2006년 사망률 모형이 Lee-Carter 모형이다. 2006년 인구추계에 사용된 사망률 모형의 세부적인 내용에 대해서는 전광희, 김태현, 조영태(2005)의 연구를 참고할 수 있다(제5장).

를 변화는 작게 나타난다. 영아사망률처럼 낮은 연령대의 사망률 개선에 기초하여 기대수명이 크게 확대된 지난 20세기의 경우 대체로 낮은 연령대의 b_x 가 큰 반면 상대적으로 높은 연령대의 b_x 는 작은 패턴을 보였다고 할 수 있다.¹⁵⁾

Lee-Carter 모형은, 위 모형식의 오른쪽에서 볼 수 있듯이, 관측 가능한 예측변수가 부재하기에 일반적인 회귀모형을 통해 추정될 수는 없다. 이에 Lee & Carter(1992, p.661)는 $\sum b_x = 1$ 및 $\sum k_t = 0$ 의 제약 조건하에 SVD(Singular Value Decomposition) 방법을 통해 최소화승해를 구하고 있다.

보다 구체적으로, $\sum k_t = 0$ 의 제약 조건하에서 a_x 는 모형 추정에 사용된 과거 연령별 (로그)사망률 시계열의 평균이며, 이에 기초하여 산출된 $[\ln(m_{x,t}) - a_x]$ 에 SVD 방법을 적용하여 b_x 와 k_t 를 산출하는 절차를 거치게 된다.¹⁶⁾ 또한 최초 제안된 Lee-Carter 모형에서는 위의 단계를 통해 추정된 k_t 를 그대로 사용하는 대신 관측된 전체 사망건수 ($D_t = \sum [N_{x,t} e^{a_x + b_x k_t}]$)에 적합시키는 추가적인 절차를 거치고 있다.

15) 이론적으로 b_x 는 모든 연령에서 동일한 양(+) 혹은 음(-)의 부호를 가질 필요는 없다. 그러나 실제로 모형 추정 기간이 충분히 길 경우 모든 연령에서 b_x 가 동일한 부호를 가질 것을 기대할 수 있다(Lee & Miller, 2001, p.538).

16) 인구추계 방법론에서 Lee-Carter 모형이 지닌 중요성을 고려할 때 Lee-Carter 모형에 SVD 방법론이 적용되는 세부적인 과정에 대해서도 살펴보는 것이 유용하다. A 를 $m \times k$ 실수 행렬, D 를 $k \times k$ 대각 행렬, U 를 $m \times k$ 행렬, V 를 $k \times k$ 행렬이라고 할 때(U 와 V 는 $U^T U = I_k$ 및 $V^T V = I_k$ 를 만족), 행렬 A 를 $A = UDV^T$ 와 같이 분해하는 것을 SVD 방법이라고 한다. SVD 방법을 Lee-Carter 모형에 적용하면(rank-1 approximation), A 는 U 행렬의 첫 번째 열($U_{[1,1]}$), D 대각 행렬의 첫 번째 원소($D_{[1,1]}$), V^T 행렬 첫 번째 행($V_{[1,1]}^T$)의 곱으로 근사화할 수 있다($A \approx U_{[1,1]} \cdot D_{[1,1]} \cdot V_{[1,1]}^T$). 또한 b_x 는 U 행렬 첫 번째 열 원소들을 U 행렬 첫 번째 열의 합으로 나눈 값에 해당하며($b_x = U_{[1,1]} / \sum U_{[1,1]}$), k_t 는 U 행렬 첫 번째 열의 합, D 대각 행렬의 첫 번째 원소, V^T 행렬 첫 번째 행($V_{[1,1]}^T$)의 곱($(\sum U_{[1,1]}) \cdot D_{[1,1]} \cdot V_{[1,1]}^T$)으로 구할 수 있다. 참고로, 통계 패키지 R에서 SVD 분해는 $\text{svd}()$ 함수를 통해 수행될 수 있다.

시간의 경과에 따른 사망률 개선 패턴(k_t)과 관련하여 Lee & Carter(1992, p.663)는, 비록 최적의 적합도를 항상 보이는 것은 아니지만, 모형의 간명성과 직관적인 해석의 측면에서 다음과 같이 RWD(Random Walk with drift) 모형을 통해 k_t 를 전망하고 있다.

$$k_t = k_{t-1} + d + e_t$$

위에서 상수항 추정치 \hat{d} 는 시간의 경과에 따른 k_t 의 평균적인 변화로서 사망률의 장기 변동 전망치를 결정하는 데 중요한 역할을 하며, 통상적으로 음의 값을 가진다. 또한 k_t 의 연평균 변화인 d 와 오차항 e_t 의 표준오차를 통해 사망률 예측에 수반된 불확실성을 계량화하여 k_t 의 예측과 관련된 예측구간을 생성하는 것이 가능하다.

종합적으로, 시간의 경과에 따른 사망률 감소의 선형성(linearity) 그리고 이로 인한 모형 구조의 간결성이 사망률 전망 분야에서 다른 모형들에 비해 Lee-Carter 모형이 보여 준 비교 우위를 설명하는 핵심 요인이라고 볼 수 있다.

Lee-Miller(LM) 모형(Lee & Miller, 2001)은 다음에서 논의될 Booth-Maindonald-Smith(BMS) 모형(Booth, Maindonald, & Smith, 2002)과 함께 원래 Lee-Carter 모형의 기본 구조를 그대로 유지하면서 최소한의 변형을 가한 모형에 해당한다. 비록 본 연구에서는 기본 Lee-Carter 모형과 구분하여 LM 모형을 논의하지만, 오히려 LM 모형이 「표준적인」 Lee-Carter 모형으로 더 광범위하게 사용되는 경향이 있다(Booth, 2006, p.556).

LM 모형의 경우 기본 LC 모형에 다음과 같은 세 가지 측면에서 수정을 가한 모형이다. 첫째, 기본 LC 모형은 미국의 1933~1987년 사망률 자료

를 활용하여 모형을 추정하였는데, LM 모형은 모형 추정 시작 연도를 1950년으로 조정하고 있다.

기본 LC 모형의 경우 시간의 경과에도 불구하고 연령별 사망률 변화(b_x)가 일정하다는 가정에 기초하고 있는데, 실제 자료에서는 시간의 경과에 따른 사망률 변화가 일정하지 않음이 지적되고 있다. 보다 구체적으로, Lee & Miller(2001, p.545)는 미국, 스웨덴, 프랑스, 캐나다, 일본의 지난 20세기 전반기(1900~1950)와 후반기(1950~1995)의 사망률 감소 패턴을 비교하였는데, 연령별(15세 이상) 사망률 감소가 유사한 모습을 보인 20세기 후반기와 달리 전반기에는 젊은 연령대의 사망률이 보다 빠르게 감소한 패턴을 발견하였다.¹⁷⁾ 이에 따라 LM 모형에서는 원래 LC 모형에서 사용한 가정의 적합성을 높이도록 모형 추정 시작 연도를 1950년으로 새롭게 조정하여 시간의 경과에 따른 b_x 의 변이를 축소시키는 접근을 취하고 있다.

둘째, 원래 LC 모형에서는 추정된 사망건수가 실제 사망건수와 일치하도록 k_t 를 조정하는 일련의 절차를 거치는데($D_t = \sum [N_{x,t} e^{a_x + b_x k_t}]$), 이를 위해서는 연도별 사망건수(D_t) 정보를 필요로 하는 등 자료에 대한 요구 수준이 높은 한계가 있었다. 이에 비해 LM 모형에서는 사망건수(D_t) 대신 기대수명(e_0)에 일치시키도록 k_t 를 조정하는 절차를 거치고 있다 (Lee & Miller, 2001, p.540).

셋째, 원래 LC 모형에서는 모형 추정에 사용된 마지막 연도(jump-off year)의 추정 사망률과 관측된 실제 사망률 간 불일치 현상이 발생하며, 후속적으로 이는 예측에서의 편의(bias) 문제를 초래할 수 있다. 보다 구체적으로, Lee & Miller(2001, p.540)는 1900~1989년 자료(미국)에

17) 참고로, 캐나다의 경우 1922~1950년 기간과 1950~1997년 기간을 비교하였으며, 일본은 1950~1975년 기간과 1975~1996년 기간을 비교하고 있다.

모형을 적합시킨 후 1997년까지의 값을 예측하고 있는데, 예측 오차의 주요 원인이 기준 기간(base period) 마지막 연도(1989년)의 (모형에 기초한) 추정 사망률과 실제 사망률 간의 불일치에 기인함을 발견하였다. 이에 따라, LM 모형에서는 추정 사망률 대신 예측 시작 시점의 실적치를 사용하고 있다.

사실, 예측 시작 시점에서 나타나는 (모형에 기초한) 추정 사망률과 실제 관측된 사망률 간의 불일치 문제와 이에 대한 해결책은 이미 기본 LC 모형 구축 과정에서 지적된 바 있다.¹⁸⁾ 그러나 이러한 접근이 나머지 기준 기간에 대한 자료 적합도를 떨어뜨릴 수 있다는 점에서 기본 LC 모형에서는 수용되지 않았던 방식이다(Lee & Carter, 1992, pp.665-666). Lee & Miller(2001, p.539)는 이러한 일련의 조정을 거친 LM 모형이 기본 LC 모형이나 사회보장청(SSA)의 기대수명 추정치에 비해 실적치(1989~1998)를 더 잘 전망함을 보여 주고 있다.

앞에서 기본 LC 모형이 사망률 전망 분야에서 광범위하게 활용된 배경에 사망률 감소 패턴의 선형성(linearity) 가정이 자리 잡고 있음을 지적한 바 있다. 그러나 기본 LC 모형에서 연령 요소가 시불변(time-invariant)이라는 가정은 후속적으로 많은 비판에 직면한 바 있다. 앞에서 살펴보았듯이 Lee-Miller(LM) 모형은 이러한 선형성 가정 문제에 대응하여 모형 추정의 기준 기간(base period)을 연령별 사망률 감소 패턴이 대략 유사한 1950년대 이후로 한정하는 다소 비체계적인 방식을 사용하고 있다.

이에 비해 Booth-Maindonald-Smith(BMS) 모형(Booth, Maindonald & Smith, 2002)은 시간의 경과에 따른 사망률 감소의 선

18) 보다 구체적으로, α_x 를 모형 추정 기간의 로그사망률의 평균으로 설정하는 대신 기준 기간 최종 연도의 로그사망률로 대체한 후 앞의 절차와 동일하게 SVD 방법을 적용하면 된다(다만, k 의 정규화 제약 조건은 비적용).

형성 가정이 타당하게 적용되는 최적의 기준 기간을 찾아내는 한편, 이에 기초하여 연령과 시간 간의 상호작용 문제에 대응하고자 한 시도라고 할 수 있다.

보다 구체적으로, BMS 모형은 다음과 같은 세 가지 측면에서 기본 LC 모형을 변형하고 있다. 첫째, 관측 사망건수에 대한 모형의 적합도를 높이기 위해 k_t 를 재조정하는 방식을 수정하고 있다. 기본 LC 모형과 LM 모형 모두 k_t 를 재조정하는 과정에서 추정치와 관측치 간 차이를 최소화하는 기준(minimization criterion)이 명확하지 않음을 비판하고 BMS 모형은 다음과 같은 새로운 방식을 제안하고 있다(Booth, Maindonald & Smith, 2002, p.327). k_t 를 보다 정교하게 조정하기 위해 BMS 모형에서는 전체 사망건수(D_t)나 기대수명(e_0) 대신 아래와 같이 연령별 사망건수($D_{x,t}$)에 포아송 회귀모형을 적용하는 방식을 취하고 있다($N_{x,t}$ 는 t 년 x 세 인구).

$$\ln(D_{x,t}) = \ln(N_{x,t}) + \ln(m'_{x,t}) + \epsilon'_{x,t},$$

$$\text{where } \ln(m'_{x,t}) = a_x + b_x k'_t$$

위에서 k'_t 는 재조정된 k_t 를 의미하며 $\epsilon'_{x,t}$ 는 k_t 조정 후의 잔차를 지칭한다. BMS 모형에서는 사망건수 추정치와 실적치 간 차이를 최소화하는 기준으로 통계 분석에서 널리 활용되는 편차(Deviance) 통계량을 사용하고 있다($D'_{x,t}$ 는 t 년 x 세 추정 사망건수).

$$\text{Deviance}_t = 2 \sum_x \{ D_{x,t} \ln [D_{x,t} / D'_{x,t}] - [D_{x,t} - D'_{x,t}] \},$$

$$\text{where } D'_{x,t} = N_{x,t} \{ \exp [a_x + b_x k'_t] \}$$

이러한 k_t 조정 절차로 인해 모형 추정 최종 연도(jump-off year)의 k'_t 는 기본 LC 모형의 k_t 와는 차이를 보이게 된다. 앞에서 언급했듯이 기본 LC 모형에서는 예측 시작 시점의 관측치와 추정치 간 불일치 문제가 발생할 수 있으며, Lee-Miller(LM) 모형에서는 추정치 대신 관측된 사망률을 사용하고 있다. 그러나 Lee & Carter(1992, pp.665-666)가 지적하듯이 이러한 방식은 예측 시작 시점의 관측 사망률이 다른 시점(기간)과 비교해 불규칙적인 패턴을 보일 경우 사망률 전망에서 또 다른 문제를 초래할 수 있다. 이에 비해 BMS 모형이 사용한 방식은 예측 시작 시점의 관측치와 추정치 간 불일치 현상을 줄이는 동시에 불규칙한 사망률 변화로 LM 모형이 초래할 수 있는 문제를 줄이는 이점을 동시에 지니고 있다고 평가할 수 있다.

둘째, LC 모형과 LM 모형에서는 연구자가 모형 추정 기간을 직접 설정하였는데, BMS 모형에서는 시간의 경과에 따른 b_x 의 변이를 줄이고 k_t 의 선형성 가정의 타당성을 높이기 위해 (k_t 가 선형이라는 가정하에 산출된) 통계적 적합도(goodness-of-fit)에 기초하여 최적 모형 추정 기간을 설정하고 있다(Booth, Maindonald & Smith, 2002, p.328). 보다 구체적으로, BMS 모형은 예측 기준 시점(jump-off year)은 동일하지만 기준 기간의 시작 시점이 상이한 다양한 모형의 적합도(편차 통계량의 비)를 비교하여 k_t 의 선형성 가정이 위배되지 않는 최적 시작 연도를 결정하는 방식을 취한다. 이러한 기준 기간 선정 방식을 통해 LC 모형이 기초로 하는 사망률의 선형적 감소 가정에 대한 비판에 대응하는 동시에 b_x 가 시불변(time invariant)이라는 가정을 충족시킬 개연성 또한 높이고자 하고 있다.¹⁹⁾

19) 비록 사망률 감소의 선형성 가정을 충족하는 최적 기준 기간의 선정이 반드시 b_x 에서의 변이를 감소시키지는 않지만, 호주의 사례를 분석한 Booth, Maindonald, &

마지막으로, BMS 모형에서는, 첫 번째 주성분만을 사용하는 기본 LC 모형과 달리, 연령과 시간 간의 상호작용 현상을 보다 잘 모형화하기 위하여 두 번째 혹은 그 이상의 주성분을 활용하는 방식을 검토하고 있다 (Booth, Maindonald, & Smith, 2002, p.328). 복수의 주성분을 검토하는 이러한 접근은 뒤에서 검토하는 함수적 자료 모형(Functional Data Model)에서도 이어짐을 살펴볼 수 있다. 다만, BMS 모형을 사용한 기존 연구들(예컨대 Booth et al., 2006, p.293; Booth, Tickle, & Smith, 2005, p.17; Shang, Booth, & Hyndman, 2011, p.178)의 경우 복수의 주성분을 활용하는 변형은 사용하지 않는 경향이 있다.

현재까지 BMS 모형의 예측 성과와 관련된 경험적 사례는 많지 않다. BMS 모형을 제안한 Booth, Maindonald, & Smith(2002, p.331)는 호주의 1907~1999년 사망률 자료를 사용하여 LC 모형과 BMS 모형을 비교하고 있는데, BMS 모형이 k_t 의 재추정($D_{x,t}$) 및 최적 기준 기간 설정을 통해 자료 적합도를 높이는 동시에 예측치(2050년 기준)의 표준오차 또한 크게 낮추는 혹은 예측구간을 줄이는 효과가 있음을 보고하고 있다.²⁰⁾ Lee-Carter 계열 모형을 상호 비교한 후속 연구들(예컨대 Booth et al., 2006; Booth, Tickle, & Smith, 2005; Shang, Booth, & Hyndman, 2011)에서도 BMS 모형이 기본 LC 모형에 비해 예측 정확성이 높음을 보고하고 있다.²¹⁾

Smith(2002, p.334)는 사망률의 선형성 관련 최적 기준 기간의 선정이 b_x 에서의 변이 또한 유의미하게 축소시킴을 보고하고 있으며, 지난 20세기의 사망률 변화 패턴을 고려할 때 선진국의 경우 동일한 결과가 나타날 개연성이 높음을 지적하고 있다.

- 20) 물론 이는 실적치와 예측치를 비교하는 것이 아니라 점에서 엄격한 의미의 정확성 평가로 보기는 어렵다.
- 21) 위의 연구들에서 기본 LC 모형에 대한 비교 우위는 LM 모형의 경우에도 적용된다. 그러나 기본 LC 모형에 대한 LM 혹은 BMS 모형의 비교 우위는 연령별 사망률에서 한층 뚜렷하게 나타나는 반면 기대수명의 경우에는 상대적으로 그 비교 우위가 뚜렷하지는 않은 것으로 보고된다.

종합적으로, BMS 모형은 단순히 전체 사망건수가 아니라 연령별 사망 건수에 모형을 적합시킴으로써 기본 LC 모형에 비해 모형 적합도 수준이 향상되고, 사망률 감소의 선형성 가정이 크게 위배되지 않는 기준 기간을 선택하는 관계로 기본 LC 모형이 기초하고 있는 선형 ARIMA 모형 사용의 타당성을 높이는 측면이 있다. 또한 복수의 주성분을 사용하기에 연령과 시간의 상호작용 현상을 보다 잘 모형화할 수 있는 잠재력을 지니고 있다고 평가할 수 있다.

그러나 BMS 모형이 사용하고 있는 최적 기준 기간 선택 방식으로 인해 기본 LC 모형이나 LM 모형에 비해 컴퓨터 처리 기간이 상당히 길다는 단점이 있다.²²⁾ 또한 예측 시작 연도(jump-off year)를 기준으로 선형성 가정이 충족되는 최근의 (최장) 시계열 자료를 최적 기준 기간으로 선정한다는 점에서 상대적으로 최근의 사망률 변화 패턴에 더 큰 가중치를 주는 모형으로 이해할 수 있다. 이렇게 BMS 모형이 상대적으로 최근 사망률 변화를 중심으로 모형을 구축하는 방식이, 과대 혹은 과소 추정을 포함하여, 미래 사망률 전망에 어떠한 영향을 미칠 것인가를 사전적으로 판단하기는 쉽지 않은 것으로 보인다.

나. 함수적 자료 모형

Hyndman & Ullah(2007)는 함수적 자료 분석(Functional Data Analysis: FDA) 패러다임에 기초하여 (로그)사망률을 모형화하고 예측하는 비모수적 방법을 제안하고 있다. 이들이 함수적 자료 분석 패러다임에 기초하여 사망률 모형을 구축하는 배경에는 관측치에 존재하는 측정 오

22) 참고로, BMS 모형의 경우 투입 자료에 따라 모형 추정을 위한 최적 기준 기간이 상이할 수 있음에 유의할 필요가 있다. 예컨대, 1900~1990년 자료와 1950~1990년 자료 가 투입 자료로 활용될 때 두 모형에서 선택된 최적 기간이 동일하지 않을 수 있다.

차(measurement error)의 문제와 함께 전쟁이나 질병 등으로 인구동태 자료에서 나타나는 불규칙적인 패턴을 교정할 필요가 있다는 점이 자리 잡고 있다(Hyndman & Ullah, 2007, p.4943).

Hyndman-Ullah(HU) 모형은 다음과 같은 세 가지 측면에서 기본 LC 모형을 확장하고 있다. 첫째, 사망률 모형화 이전에 비모수적 평활화 방법을 통해 (로그)사망률 자료를 평활화하는 단계를 거친다. 이들은 PRS(penalized regression spline) 방법을 통해 사망률을 평활화하고 있지만, 다른 평활화 방법이 사용될 수 있음은 물론이다.

FDM은 관측된 자료가 불연속적 혹은 이산적인(discrete) 형태를 취하고 측정 오차가 존재하지만 그 기저에는 함수적 형태의 연속형 자료가 존재한다는 가정에 기초하고 있다. 이에 따라 FDM은 사망률 모형 구축 및 추정 이전에 평활화 과정을 통해 이산형 자료를 함수형 자료로 변환하는 작업을 거친다.

보다 구체적으로, FDM 접근은 다음과 같이 오차가 존재하는 이산형 자료(x_i)가 관측되지만 그 기저에는 연속적이고 평활화된 함수($f_t(x_i)$)가 존재함을 가정하고 있다. 참고로, 앞에서 살펴본 기본 LC, LM, BMS 모형이 이산형 자료에 기초하고 있음과 구분하기 위하여 연령(x)을 괄호 안에 표기하는 방식을 사용하고 있다.

$$\ln(m_t(x_i)) = f_t(x_i) + \sigma_t(x_i)\epsilon_{t,i},$$

$$\text{where } i = 1, \dots, p, t = 1, \dots, n, \epsilon_{t,i} \stackrel{iid}{\sim} \text{Normal}(0,1)$$

$\ln(m_t(x_i))$ 는 t 년도 x_i 연령의 관측된 (로그)사망률, $f_t(x_i)$ 는 연령(x_i)의 연속형 평활함수, 그리고 $\sigma_t(x_i)$ 는 오차가 연도별 및 연령별로 상이할 수 있도록 함으로써 LC 모형의 동분산 가정을 교정하는 역할을 한다.

Hyndman & Ullah(2007)의 경우 로그값으로 변형된 사망률을 사용하고 있지만, Hyndman & Booth(2008, p.326)의 접근처럼 보다 일반화된 Box-Cox 변형 방법을 사용할 수도 있다. 참고로, 앞에서 살펴본 기본 LC 모형의 경우 관측된 자료의 기저에 존재하는 평활함수의 존재를 가정하지 않으며, 이는 HU 모형에서는 $\sigma_t(x_i) = 0$ 을 의미하기에 $\ln(m_t(x_i)) = f_t(x_i)$ 의 관계를 상정하고 있다.

둘째, 평활함수를 분해하기 위해 함수적 주성분 분석(FPCA: Functional Principal Components Analysis)이 사용된다. 함수적 주성분 분석(FPCA)은 일반적인 주성분 분석과 마찬가지로 분산을 최대한으로 하는 직교(orthogonal) 주성분 함수를 도출하는데, Hyndman & Ullah(2007)는 첫 번째 주성분(LC 모형)에 의해 설명되지 않는 체계적인 변이를 설명하기 위해 추가적인 후순위의 주성분을 사용하고 있다.²³⁾ 주성분 분석을 통해 사망률을 분해한다는 점에서 이들의 접근 또한 기본적으로 Lee-Carter 모형의 변형으로 해석될 수 있으며, 복수의 주성분을 사용한다는 점은 앞에서 살펴본 BMS 모형과도 유사한 측면이 있다.

위의 논의에 기초하여 HU 모형의 연령별 사망률은 아래의 방정식과 같이 표기될 수 있다. 앞서와 마찬가지로 이산형 함수와 구분되는 연속형 함수임을 나타내고자 연령(x)은 괄호 안에 표기하고 있다(연령 구분 표기는 생략).

$$f_t(x) = a(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x)k_{t,j} + e_t(x)$$

23) 참고로, Hyndman & Ullah(2007, p.4953)는 기본 LC 모형에서 예측 시작 연도(jump-off year)에서 나타나는 관측 사망률과 추정 사망률 간의 불일치 문제가 첫 번째 주성분만을 사용하는 것과 관련이 있을 것으로 추정하고 있다.

$a(x)$ 는 $\hat{a}(x) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n f_t(x)$ 로 추정되는 평활화된 (로그)사망률의 평균, $\{b_j(x)\}$ 는 $f_t(x)$ 에 함수적 주성분 분석을 적용하여 산출된 첫 J 개의 주성분 함수(직교 기저함수; orthogonal basis functions), $\{k_{t,j}\}$ 는 주성분 점수의 집합, $e_t(x)$ 는 평균이 0인 오차함수를 나타낸다.²⁴⁾ 주성분 함수의 개수(J)를 결정하는 데 있어서 Hyndman & Ullah(2007, pp.4945-4946)는 다음과 같은 평균적분제곱오차(Mean Integrated Squared Error: MISE)를 최소화하는 방법을 제안하고 있다.

$$MISE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \int e_t^2 dx$$

그러나 후속적으로 이루어진 Hyndman & Booth(2008, p.327)의 연구에서는 J 가 충분히 클 경우 분석 결과가 J 에 민감하게 반응하지 않음을 지적하며, 출산율, 사망률, 이동률 전망에서 공통적으로 $J=6$ 을 사용하고 있다.²⁵⁾

셋째, 주성분 점수에 대한 예측 모형과 관련하여 앞에서 살펴본 LC 모형이 통상적으로 RWD(Random Walk with Drift) 모형을 사용한 것과

24) 위의 방정식에서 나타나듯이, Hyndman & Ullah(2007, p.4944)는 별도의 $k_{t,0}$ 항을 모형에 포함하지 않고 있다. 이는 가법적(additive) 방식으로 별도의 $k_{t,0}$ 항을 모형에 포함할 경우 $k_{t,0}$ 와 $k_{t,j}$ ($k \geq 1$) 간에 상관관계가 없다고 가정하기 어려우며, 이는 후속적으로 시계열 모형을 통해 $\{k_{t,j}\}$ 를 모형화하는 과정에서 다변량(multivariate) 시계열 모형을 사용할 필요성을 제기하는 것과 관련이 있다.

25) Hyndman & Booth(2008, p.328)는 주성분의 개수가 작을 경우 예측치의 정확성이 떨어질 수 있음을 지적한다. 첫 번째 주성분이 사망률에서 관측되는 변이의 최소 94%를 설명하는 반면 출산율과 순인구이동의 경우 변이의 65%, 51~60%를 설명하는 것으로 나타남으로써 출산력과 이동력 관련 전망에서는 복수의 주성분을 사용하는 것이 더욱 중요할 수 있음을 시사하고 있다.

달리 HU 방법은 모형의 적합도를 고려하는 등 일반적인 ARIMA 모형에서 최적 시계열 모형을 선정하는 것과 동일한 절차를 사용하는 차이를 보인다. 다만, 직교관계에 기초한 주성분 분석의 특성상 $\{k_{t,j}\}$ 가 서로 상관되지 않기에 다변량(multivariate) 시계열 모형 대신 단변량(univariate) 시계열 모형의 사용이 가능한 장점이 있다.

Hyndman & Ullah(2007)에 의해 제시된 또 다른 모형인 Robust Hyndman-Ullah(RHU) 모형은 모형화 및 예측에 있어서 극단치(outlier)가 가져오는 효과를 완화하여 보다 강건한(robust) 모형을 구축하고 이에 기초하여 사망률을 모형화하고 전망하는 접근에 해당한다. 무엇보다도, RHU 모형은 전쟁이나 질병 등으로 인해 사망률 시계열에서 관측되는 극단치의 영향을 줄이기 위해 HU 모형을 변형한 모형이라고 할 수 있다.

극단치의 영향을 완화하고자 하는 RHU 모형에서는 이분형(binary) 가중치(w_t)를 사용하는데, 다음과 같은 적분제곱오차(v_t)를 사용한 가중치를 부여하고 있다(Hyndman & Ullah, 2007, pp.4947-4948).

$$v_t = \int_x (\hat{f}_t^*(x) - \sum_{j=1}^J \hat{k}_{t,j} b_j(x))^2 dx$$

보다 구체적으로, $v_t < s + \lambda \sqrt{s}$ 이면 $w_t = 1$, 그렇지 않으면 $w_t = 0$ 의 가중치를 부여한다(s 는 $\{v_1, v_2, \dots, v_t\}$ 의 중앙값 그리고 λ 는 강건성의 정도를 조정하는 파라미터). 또한 이들은 $\lambda > 0$ 의 제약 조건을 부여하여 시계열 자료 표본 유지율이 50% 이상이 되도록 하고 있는데, λ 가 작을수록 더 많은 극단치가 모형 추정 과정에서 탈락하게 되는 구조임을 살펴볼 수 있다. 최종적으로 극단치에 해당하는 시계열값을 분석 대상에서

제외함으로써($w_t = 0$) 이들 극단치의 영향을 제거한 사망률 모형을 구축하게 된다.

Hyndman & Ullah(2007, pp.4952-4954)는 프랑스 사망률 자료(1899-2001)에 RHU 모형과 기본 LC, LM, BMS 모형을 적용하고 그 성과를 비교한 바 있는데, 이들의 분석 결과에 의하면 RHU와 LM 모형이 LC 및 BMS 모형에 비해 예측 정확성이 높은 것으로 나타나고 있다. BMS 모형의 경우 예측 기간이 길어짐에 따라 오차가 급격히 증가하는 패턴을 보였는데, 이들은 이러한 결과가 BMS 모형에서 최적 기준 기간으로 선정된 기간이 극단치의 영향을 많이 받는 기간인 것과 관련이 있는 것으로 추정하고 있다.

앞에서 살펴본 기본 HU 모형에서는 주성분 분석 과정에서 사망률 시계열 자료에 가중치를 사용하지 않는다. 그러나 미래 사망률을 전망하는데 있어서 먼 과거보다 최근의 사망률 패턴이 보다 타당하다는 논거가 있을 경우 주성분 분석을 수행하는 과정에서 시계열 자료에 일정한 가중치를 부여하는 방안을 검토할 수 있다.

상대적으로 최근에 발표된 Weighted Hyndman-Ullah(WHU) 모형(Hyndman & Shang, 2009) 또한 HU, RHU 모형과 동일한 평활화 방법을 사용한다. 그러나 $a(x)$ 와 $b_j(x)$ 를 추정하는 데 있어서 다음과 같이 과거 자료 대신 최근 자료에 더 큰 가중치를 주고 있는데, 과거로 갈수록 기하학적으로(geometrically) 감소하는 형태의 가중치가 부여된다.

$$f_t(x) = a(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x)k_{t,j} + e_t(x)$$

$a(x)$ 는 HU 모형에서 사용된 $\hat{a}(x) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n f_t(x)$ 대신 가중평균값인 $\hat{a}(x) = \sum_{t=1}^n w_t \hat{f}_t(x)$ 이 사용되며, 가중치(w_t)는 $w_t = \beta(1 - \beta)^{n-t}$ 으로 기하학적으로 감소하는 패턴을 취한다($0 < \beta < 1$). 주성분의 개수와 관련하여 Hyndman & Booth(2008, p.327)의 논의를 따라 WHU 모형에서도 $J=6$ 을 사용하고 있다.

어떤 측면에서 WHU는 앞에서 극단치의 영향을 제거하고자 한 RHU 모형과 상당히 유사하다고 볼 수 있다. 극단치에 대한 통계적 검정 방법에 기초하여 극단치에는 0 그리고 극단치가 아닌 경우에는 1의 가중치를 부여하는 RHU 모형과 달리 WHU에서는 평균적분제곱오차(MISE)를 최소화하는 β 에 기초하여 가중치가 설정되는 방식을 취한다(Hyndman & Shang, 2009, pp.200-201).

기본 LC 모형에 비해 LM, BMS 모형이 시간의 경과에 따른 사망률 개선이 연령별로 상이하게 진행되는 문제에 대응하고자 한 것과 마찬가지로 WHU 모형 또한 최근 자료에 더 큰 가중치를 부여함으로써 이 문제를 일정 부분 해결하는 모형으로 볼 수 있다(Hyndman, Booth & Yasmineen, 2013, p.264). WHU 모형은 또한 최근 자료에 보다 큰 가중치를 부여함으로써 예측 기준 시점(jump-off year)에서의 추정 사망률과 관측 사망률 간 불일치로 발생하는 문제를 완화하는 데 있어서도 유리한 측면이 있다(Shang, Booth & Hyndman, 2011, p.207). WHU 모형은, 뒤에서 검토하게 되는, 다중 집단 함수적 자료 분석 모형(coherent functional data analysis model: CFDA)에서도 사망률 전망 방법으로 활용되는 모습을 보인다.

종합적으로, 함수적 자료 분석 패러다임에 기초한 HU, RHU, WHU 모형의 경우, 최소한 이론적으로, 측정 오차가 존재하거나 특정 시점 후

은 연령 자료 결측 등 불완전 자료(incomplete data)가 존재하는 상황에서 효과적으로 활용될 수 있는 잠재력을 지닌 모형으로 평가할 수 있다. 물론 이러한 FDM 모형의 특성이 반드시 예측 작업의 정확성 향상으로 이어짐을 보장할 수는 없으며, 모형 구축 과정에서 어떤 모형이 바람직한가와 관련된 보다 세부적인 검토가 필요할 것이다.

또한 세부적인 모형 구축 과정에서도 RHU와 WHU의 경우 가중치를 사용하고 있는데, 이들 모형에서 가중치 관련 파라미터인 λ (RHU)와 β (WHU) 값을 설정하는 방식 또한 명확한 지침이 없는 관계로 연구자가 사용하는 자료에 기초하여 적절한 값을 사용해야 할 것이다.

마지막으로, WHU 모형의 경우 과거 자료에 비해 상대적으로 최근 자료에 더 큰 가중치를 부여하고 있는데, 이는 앞에서 살펴본 Lee-Carter 모형의 변형 중의 하나인 BMS 모형과 유사한 측면이 있다. 결국 WHU 모형은 과거 자료에 비해 상대적으로 최근의 사망력 패턴이 미래 사망력 전망에서 보다 중요한 정보를 제공할 때 그 적실성이 높은 모형이라고 할 수 있다.

다. 코호트 사망력 모형

앞에서 살펴본 LC 모형과 그 변형 혹은 확장 모형들은 기본적으로 연령-기간(age-period) 모형에 해당하는데, 최근 LC 모형에 코호트 효과(cohort effect)를 반영하는 일련의 연구가 이루어진 바 있다. 사망률 모형에서 코호트 효과를 고려하는 배경에는 시기별·연령별 사망률 개선 패턴이 코호트별로 상이할 수 있다는 점이 자리 잡고 있다. 예컨대, 영국(잉글랜드/웨일스)의 경우 1930년경에 출생한 코호트는 그 이전 혹은 그 이후 출생한 코호트에 비해 40~70세 연령 구간의 사망률 개선 속도가 뚜렷

하게 높은 패턴이 관측된 바 있다(Cairns et al., 2007, p.7).

본 연구에서는 코호트 효과를 고려하는 혹은 고려할 수 있는 모형 중에서 상대적으로 널리 알려진 RH, APC, CBD 모형을 중심으로 살펴보기로 한다.²⁶⁾ 비록 이들 모형이 모두 코호트 효과를 반드시 포함하는 모형일 필요는 없지만, 본 연구에서는 코호트 효과에 초점을 맞추어 이들 모형을 검토하고자 한다.

Renshaw & Haberman(RH) 모형(2006, p.558)은 다음과 같이 LC 모형을 확장시켜 코호트 효과를 모형화하고 있다.

$$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_{x,1}k_t + b_{x,2}\gamma_{t-x} + \epsilon_{x,t}$$

위의 RH 모형에서 γ_{t-x} 가 코호트 효과를 나타내는데, $b_{x,2}$ 와 γ_{t-x} 가 0일 경우 앞에서 살펴본 기본 LC 모형이 도출된다는 점에서 LC 모형은 RH 모형의 특수한 사례에 해당하는 것으로 해석할 수 있다.

RH 모형뿐만 아니라 뒤에서 검토하는 모든 코호트 모형의 경우에 공통적으로 적용되는 문제는 모형의 식별(identification) 문제이다. 기본적으로 연령(age), 기간(period), 코호트(cohort) 중 두 가지 정보만 존재하면 나머지 정보는 자동적으로 도출될 수 있다(예컨대, 출생 코호트 = 기간 - 연령). 물론 시간적으로 출생 코호트 간 중첩이 발생하지 않도록 자료를 구축할 경우 연령-기간-코호트 모형을 사용하는 데 문제는 없지만 이러한 자료를 획득하기는 매우 어려운 것이 현실이다.

26) 모형의 표기와 관련하여 로그(log) 혹은 로짓(logit) 링크 함수(link function) 형태로 표기할 수 있는데, 본 연구에서는 최초 제안된 모형에서 사용된 링크 함수에 기초한 모형식을 사용하기로 한다. 물론 사망률($m_{x,t}$)과 사망확률($q_{x,t}$) 간의 관계에 기초하여 상호 간 변환이 가능하다. 모형 구축과 관련된 기초 자료로 사망률($m_{x,t}$)에는 연앙인구(6월 30일 기준), 사망확률($q_{x,t}$)에는 연초인구(1월 1일 기준)가 필요하다.

기본 LC 모형과 유사하게 RH 모형에서도 모형의 식별을 위해 $\sum_x b_{x,1} = 1, \sum_t k_t = 0, \sum_x b_{x,2} = 1, \sum_{t-x} \gamma_{t-x} = 0$ 의 제약 조건이 부여된다. RH 모형뿐만 아니라 뒤에서 살펴볼 APC, CBD 모형 모두 코호트 효과를 추정하기 위해 코호트 효과가 기간 효과와 독립적으로 작용함을 가정하고 있다. 예컨대, 위의 모형식에서 k_t 와 γ_{t-x} 간 상호작용 항은 검토되지 않고 있다. 또한 구체적인 모형 식별 과정에서도, 동시적 방식 대신, 순차적(sequential) 방식으로 모수를 추정하는 절차를 거친다(예컨대, RH 모형의 세부 추정 절차는 Renshaw & Haberman(2006, pp.559-560) 참고). 코호트 효과를 고려한 RH 모형에서는 우선적으로 $\hat{a}_x = \ln \prod_{t_1}^{t_n} \hat{m}_{x,t}^{1/n}$ (연령별 사망률의 기하평균의 로그값)이 추정되며, 후속적으로 나머지 추정치들이 반복 절차 과정을 통해 추정되는 2단계 방식을 취하고 있다(Renshaw & Haberman, 2006, p.560).

현재까지 RH 모형과 관련하여 모수 추정치 산출 관련 수렴 속도가 매우 느리다는 문제가 제기되고 있다(Cairns et al., 2007, p.14; Renshaw & Haberman, 2006, p.563). 이에 따라 Lee-Carter 모형의 a_x 와 b_x 를 초기치(starting value)로 활용하는 방안(Villegas, Kaishev & Millossovich, 2015, p.16) 등 RH 모형에서 나타나는 최대우도 추정치로의 수렴 문제를 해결하고자 하는 시도가 이루어지고 있는 상황이다.

다른 한편으로, 다양한 사망률 예측 모형을 비교하고 있는 Haberman & Renshaw(2011, p.52)는 위의 기본 RH 모형에서 $b_{x,2} = 1$ 의 제약을 부여한 모형인 $\ln(m_{x,t}) = a_x + b_{x,1}k_t + \gamma_{t-x}$ 이 기본 RH 모형에 비해 예측 작업에서 보다 적절할 수 있음을 제안하고 있다.

영국(잉글랜드/웨일스) 사례에서 코호트 효과를 추가적으로 고려한 RH 모형이 연령-기간 효과만을 고려한 LC 모형에 비해 과거

(1961~2003) 사망률 패턴에서 나타나는 체계적 변이를 보다 잘 설명하는 것으로 나타나지만(Renshaw & Haberman, 2006, pp.564-569), 현재까지 RH 모형이 미래 사망률을 얼마나 잘 예측하는가와 관련된 연구는 매우 제한적인 것으로 판단된다.

코호트 효과를 반영하는 두 번째 모형으로, Currie(2006)에 의해 제안된 Age-Period-Cohort(APC) 모형은 다음과 같은 모형식을 취하고 있다.

$$\ln(m_{x,t}) = a_x + k_t + \gamma_{t-x} + \epsilon_{x,t}$$

위의 APC 모형은 앞에서 살펴본 RH 모형의 하위 모형에 해당한다($b_{x,1} = b_{x,2} = 1$).²⁷⁾ 위의 RH 모형에서 더 나아가, APC 모형에서는 (로그)사망률에 미치는 연령, 기간, 코호트 효과가 모두 독립적으로 작용한다는 가정에 기초함을 살펴볼 수 있다. a_x , k_t , γ_{t-x} 를 추정하는 과정에서 평활화 방법이 사용되기도 하지만(예컨대 Currie, 2006), 연구자에 따라서는 이러한 평활화 제약 조건을 부여하지 않기도 한다(예컨대 Cairns et al., 2007, p.14).

모형 구조의 간명성에도 불구하고 현재까지 실제 사망률 전망에서 APC 모형을 활용한 사례는 매우 제한적인 것으로 판단된다. 예컨대 Haberman & Renshaw(2011, p.36)의 경우 논리 구조상 APC 모형이 자료에 존재하는 연령-기간-코호트 구조를 적절히 포착할 수 없음을 지적하면서 검토 대상 모형에서조차 제외하고 있다.

코호트 효과를 반영하는 모형과 관련하여 마지막으로 Cairns-Blake-Dowd(CBD) 모형(Cairns, Blake, & Dowd, 2006,

27) 참고로, APC 모형의 인지도를 크게 높인 것으로 평가되는 Currie(2006)의 자료는 학술 논문이 아닌 강의(발표) 자료의 성격을 지니고 있다.

p.690)은 사망률 변화를 설명하는 데 있어서 연령별 사망률에 공통적으로 영향을 미치는 요소(절편)와 연령에 비례하는 방식으로 영향을 미치는 요소(기울기)를 구분한 모형을 구축하고 있다(아래의 $k_{t,1}$, $k_{t,2}$).

앞의 RH, APC 모형과 비교 가능한 CBD 모형의 기본 구조는 Cairns et al.(2007, pp.15-16)에 의해 다음과 같이 제시되고 있는데, $b_{x,1} = 1$ 그리고 $b_{x,2} = (x - \bar{x})$ 의 제약 조건이 부여된다(\bar{x} 는 자료에서 관측된 평균 연령). 참고로, 코호트 효과를 고려한 앞의 모형들이 로그 링크(log link)를 사용하고 있음에 비해 CBD 모형은 로짓 링크(logit link)를 사용하고 있음을 살펴볼 수 있다.

$$\ln\left(\frac{q_{x,t}}{1-q_{x,t}}\right) = b_{x,1}k_{t,1} + b_{x,2}k_{t,2} = k_{t,1} + (x - \bar{x})k_{t,2}$$

Cairns et al.(2007, p.16)은 위의 기본 CBD 모형에 코호트 효과를 추가하여 아래와 같은 모형들로 CBD 모형을 확장하고 있다.

$$\ln\left(\frac{q_{x,t}}{1-q_{x,t}}\right) = k_{t,1} + (x - \bar{x})k_{t,2} + \gamma_{t-x}$$

$$\ln\left(\frac{q_{x,t}}{1-q_{x,t}}\right) = k_{t,1} + (x - \bar{x})k_{t,2} + ((x - \bar{x})^2 - \hat{\sigma}_x^2)k_{t,3} + \gamma_{t-x}$$

$$\ln\left(\frac{q_{x,t}}{1-q_{x,t}}\right) = k_{t,1} + (x - \bar{x})k_{t,2} + (x_c - x)\gamma_{t-x}$$

위의 모형에서 $\hat{\sigma}_x^2$ 는 $(x - \bar{x})^2$ 의 평균, x_c 는 상수, γ_{t-x} 는 코호트 효과를 각각 나타낸다. 위의 두 번째 모형이 시간의 경과에 따른 연령별 사망

률에서의 비선형적인 변화를 반영하고자 하는 모형이며, 세 번째 모형은 코호트 효과가 고정적인 대신 코호트에 따라 상이한(특히, 시간의 경과에 따라 어떤 특정 코호트에 대한 γ_{t-x} 의 영향이 감소하는) 패턴을 보일 수 있는 상황을 고려한 모형이다(Cairns et al., 2007, pp.16-17).

현재까지 인구 전망에서 연령-기간 효과 외에 코호트 효과를 추가적으로 고려한 모형은 RH 혹은 CBD 모형을 제안한 연구자들을 중심으로 제한적인 수준에서 검토되고 있기에 이들 모형의 성과에 대한 평가는 많지 않은 상황이다. 코호트 효과를 포함한 위의 CBD 3 모형 중 첫 번째 모형을 사용한 연구로는 Harberman & Renshaw(2011), 두 번째 모형을 사용한 연구로는 Cairns, Blake, Dowd, Coughlan, Epstein, & Khalaf-Allah(2011), 그리고 코호트 효과를 포함하고 있는 이들 모형 모두를 검토한 연구로 Cairns et al.(2007)의 연구가 있다.

Cairns et al.(2007, p.60)의 연구에서는 자료 적합도 측면에서는 RH 모형(미국)과 세 번째 CBD 모형이 최적으로 나타나고 있지만, 모형의 강건성 측면에서는 두 번째 CBD 모형이 최적으로 선택됨으로써 모형 선택에 있어서 연구자에 의한 적절한 판단이 필요함을 지적하고 있다.

코호트 효과가 포함된 CBD 모형을 활용한 Cairns et al.(2011, p.365)의 연구는 코호트 효과를 포함한 세 번째 CBD 모형의 과거 자료 적합도가 높지만, 미국 남성을 대상으로 한 사망률 전망에서 실현 가능성이 높지 않은 예측치를 산출함으로써 과거 자료에 대한 적합도를 높이기 위해 특별히 설계된 세 번째 CBD 모형이 국가/상황에 따라 예측 목적으로는 부적절할 수 있음을 지적하고 있다.

상대적으로 넓은 연령대를 대상으로 코호트 효과 모형을 검토한 연구들(Harberman & Renshaw, 2011; Renshaw & Harberman, 2006)이 있기는 하지만, 코호트 효과를 고려한 연구들의 경우 전체 연령 대신

상대적으로 특정 연령대에 한하여 모형을 적용시키는 경향이 관측된다. 예컨대 Cairns, Blake, & Dowd(2006), Cairns et al.(2011), Cairns et al.(2007)의 연구는 60세 이상 고령층을 대상으로 사망력 모형을 비교 분석하고 있다. 특히, Cairns et al.(2007, p.4) 그리고 Cairns et al.(2011, p.356)은 고령층을 대상으로 사망률 모형을 비교하는 이들의 시도가 장수리스크(longevity risk)에 대한 연구자들의 관심을 반영하고 있음을 명확히 밝히고 있다.

종합적으로, 1980년 이후 인구추계 방법론의 발전 과정을 검토한 Booth(2006, p.550)는 연령-기간-코호트 효과를 구분하는 모형이 과거 자료를 기술하는 데 있어서는 유용하지만 미래 전망에서는 일반적으로 성공적이지 못했음을 언급한 바 있는데, 현재까지도 코호트 효과를 반영하는 모형이 미래 사망률 전망에서 뚜렷한 비교 우위를 보여 주는 징표는 없는 것으로 판단된다.

물론 코호트 효과 모형이 관측 자료에 존재하는 추가적인 정보를 활용하고 있다는 점에서 과거 자료에 대한 적합도가 좋을 것으로 기대할 수 있다. 그러나 앞에서 살펴본 BMS 모형과 마찬가지로 과거 자료에 대한 자료 적합도가 미래 예측 작업의 정확성을 보장할 수는 없다. 특히, 코호트 효과가 미래에 어떻게 전개될 것인가에 대해 뚜렷한 방향성을 제시하기 어렵다는 점에서 코호트 사망력 모형을 둘러싼 불확실성은 상당히 크다고 할 수 있다.²⁸⁾

또한 모형 설계 차원에서도 코호트 효과를 고려한 모형들은 모형 식별과 관련된 문제를 해결하기 위해 간명한 모형 구축에 초점을 맞추으로써 연령(age), 기간(period), 코호트(cohort) 간에 어떠한 상호적 관계가 있

28) 이러한 측면에서 RH 모형을 사용한 Stoeldraijer et al.(2013, p.329)은 분석 자료에 포함되지 않는 미래 출생 코호트의 경우 코호트 효과가 존재하지 않는 것으로 가정하고 있다($\gamma_{t-x} = 0$).

는가에 대해서는 충분한 검토가 이루어지지 못하고 있는 것으로 판단된다. 물론 코호트 효과 모형의 경우 상대적으로 최근에 등장한 모형이라는 점에서 이들 모형의 성과를 판단하기 위해서는 추가적인 시간이 필요하다고 볼 수 있다.

라. 다중 집단 사망력 모형

코호트 효과 모형과 함께 사망력 전망 분야에서 가장 최근에 등장한 모형 중의 하나가 다중 집단 모형(multi-population model)이다. 다중 집단 모형이 등장한 배경에는 성별 등 다양한 인구 집단의 사망력에 있어서 일정한 연관성이 존재한다는 점이 자리 잡고 있다. 인구 집단 간 사망력 패턴에서 일정한 관계가 존재할 경우 사망력 전망 시 이들 집단 간에 존재하는 연관성을 고려하지 않을 경우 현실 적합성이 떨어진 인구추계 결과로 이어질 개연성이 높다는 것이다.

예컨대, 남성과 여성의 사망력을 개별적으로 전망할 경우 성별 사망력 격차가 발산하는 추세가 나타날 수 있는데, 동일 국가 내에서 성별 격차가 장기적으로 발산할 개연성은 높지 않다는 것이 일반적인 의견이라고 할 수 있다. 다중 집단 모형의 적용과 관련하여 일반적으로 성별, 개별 국가 내의 지역, 국가군(예컨대, EU) 내의 국가 등 집단이 다양하게 정의될 수 있는데, 사망원인별 사망률 전망에서도 다중 집단 모형이 적용될 수 있다.

다중 집단 모형은 이렇게 전체 집단을 구성하는 사회인구학적으로 밀접히 연관된 하위 집단 간 사망력 격차가 장기적으로 발산되지 않도록 일정한 조정 과정을 거치는데, 본 연구에서는 다중 집단 모형으로 Coherent LC 혹은 LL(Li-Lee) 모형, Coherent FDM 모형, VECM-LC 모형을 검토하기로 한다. 주지하다시피, LL 모형은, 비록 일정한 모형 외

적 조정이 이루어지기는 하지만, 우리나라 통계청(2011, p.16)의 장래인구추계 사망률 전망에서도 사용된 바 있다.²⁹⁾

Coherent LC 모형(Li & Lee, 2005)은 다중 집단을 고려하는 동시에 연관된 집단 간 기대여명 격차가 장기적으로 확대되지 않도록 LC 모형을 다음과 같은 방식으로 확장하고 있다.³⁰⁾

$$\ln(m_{x,t,i}) = a_{x,i} + B_x K_t + b_{x,i} k_{t,i} + \epsilon_{x,t,i}$$

$B_x K_t$ 는 모든 하위 집단에 적용되는 공통 요인이며, $b_{x,i} k_{t,i}$ 는 전체 인구를 구성하는 하위 집단 i 에 적용되는 개별 요인을 표상한다. 다른 측면에서, $B_x K_t$ 는 하위 집단의 사망률이 장기적으로 발산하지 않도록 하는 역할을 하는 반면 $b_{x,i} k_{t,i}$ 는 하위 집단들이 이러한 추세에서 벗어난 단기적 변동을 설명하는 요인이라고 할 수 있다. $a_{x,i}$ 또한 사망률의 장기적 발산 문제를 초래하지 않는 동시에 모든 집단을 가로질러 동일한 값을 가질

29) 다만, Li-Lee 모형 적용 시 0세의 사망률이 너무 급격히 감소하는 문제로 인해 일본의 0세 사망률 감소 속도를 적용하는 것으로 보고된다(통계청, 2011, p.16). 현재까지 공식적으로 발표된 것은 아니지만, 통계청의 2016년 사망력 모형 또한 Li-Lee 모형에 기초하고 있는 것으로 알려진다. 다만, 추계 기간이 50년에서 100년으로 확장되는 2016년 장래인구추계에서는 장기 사망력 전망에서 발생하는 연령별 사망률의 교대(rotation) 현상을 반영하기 위해 Li-Lee-Gerland 모형(Li, Lee, & Gerland, 2013)을 추가적으로 고려하는 것으로 알려진다(통계청, 2016c). 장기 사망력 전망에서 과거 추세를 그대로 적용할 경우 사망률의 연령별 패턴이 문제적일 수 있음을 반영하여 기대수명이 일정 수준(예컨대, 80세)을 넘어설 경우 저연령층의 사망률 개선 속도가 둔화되는 반면 고연령층의 사망률 개선 속도는 빨라지도록 일정한 조정을 가하는 것이 Li-Lee-Gerland 모형의 핵심이다. Li-Lee-Gerland 모형의 경우 사망률의 연령별 패턴을 조정할 뿐 연령별 사망률의 교대 현상 반영이 기대수명 전망치를 변화시키는 것은 아니다.

30) Li & Lee(2005, p.578)는 $\ln(m_{x,t,i}) = a_{x,i} + B_x K_t + \epsilon_{x,t,i}$ 를 공통 요인 모형(common factor model), 그리고 $\ln(m_{x,t,i}) = a_{x,i} + B_x K_t + b_{x,i} k_{t,i} + \epsilon_{x,t,i}$ 를 개별 요인이 부가된 공통 요인 모형(augmented common factor model)으로 명명하고 있다. Li & Lee(2005, p.578)의 경우 공통 요인 모형이 그 자체로 검토 가능한 대안적 모형임을 지적하지만, 본 연구에서는 개별 요인이 부가된 공통 요인 모형만을 검토하기로 한다.

필요가 없다는 점에서 개별 하위 집단을 대상으로 추정되는 구조를 취하고 있다($a_{x,i}$).

구체적인 모형 추정은 LC 모형을 두 번 적용하는 방식으로 이루어지는데, 우선, 첫 번째 단계에서는 다음과 같이 남성과 여성을 아우른 전체 집단을 대상으로 LC 모형을 적용한다.

$$\ln(M_{x,t}) = A_x + B_x K_t + E_{x,t}$$

성별을 구분하지 않고 전체 집단을 대상으로 SVD 방법을 적용하는 차이가 있을 뿐 이 단계는 앞에서 살펴본 기본 LC 모형과 동일한 절차이다. 다만, 전체 집단을 대상으로 SVD 방법을 적용할 때 관측된 전체 사망건수(D_t) 대신 LM 모형처럼 기대수명(e_0)에 K_t 를 재조정하는 절차를 거친 후 RWD 모형을 통해 사망률 변화에서 공통 추세를 전망하고 있다(Li & Lee, 2005, p.577).

다음으로, 첫 번째 방정식의 공통 요인 추정치($\hat{B}_x \hat{K}_t$)에 기초하여 도출된 잔차($\ln(m_{x,t,i}) - a_{x,i} - \hat{B}_x \hat{K}_t$)에 다시 SVD 방법을 적용하여 개별 요인에 해당하는 $b_{x,i}$, $k_{t,i}$ 를 추정한 후 최종적으로 위의 방정식에서 제시된 LL 모형을 도출하는 과정을 거치게 된다.³¹⁾

LL 모형에서 집단(group)의 정의는 현재까지 다소 모호한 상태로 남아 있다(Li & Lee, 2005, p.577). 개별 국가 수준의 인구추계에서 성별을 기초로 집단을 정의할 경우 아무런 문제가 없다고 볼 수 있지만, 복수

31) K_t 의 경우 LM 모형처럼 기대수명(e_0)에 재조정하는 절차를 거친 후 미래 사망률에서의 공통적인 추세를 전망하기 위해 RWD 모형이 사용된다(Li & Lee, 2005, p.577). 그러나 Li & Lee(2005, p.579)는 개별 요인에 해당하는 $k_{t,i}$ 의 경우 해당 하위 집단의 기대수명에 재조정하지 않는 동시에 장기적인 발산 현상이 나타나지 않도록 RW나 AR(1) 모형을 사용할 것을 제안한다(Li & Lee, 2005, p.579).

의 국가를 아울러 집단을 정의하고자 할 경우 사망력 변천에서 공통 요인 (common factor)을 공유하는 집단을 어떻게 결정할 것인가의 문제는 명확히 정의되지 않고 있다.

예컨대, 공통 요인을 추정하는 과정에 모든 국가들을 고려할 수도 있지만, 대안적으로 기대수명이 유사한 국가군 혹은 지리적으로 인접한 국가군 등 다양한 방식으로 집단을 정의할 수 있는 것이다. 그러나 이러한 정의가 분석 결과에 어떠한 함의를 갖는가에 대한 경험적 논의는 현재까지 제한적인 상황이다.

무엇보다도 뒤에서 언급하게 되는 VECM-LC 모형과 달리 LL 모형의 경우 시계열 간의 연관성을 검증하는 공식적 통계 절차를 거치지 않는다는 점에서 집단(group) 정의에 수반된 불확실성은 상대적으로 더욱 크다고 할 수 있다. 물론 LL 모형의 경우에도 잔차에 대한 모형의 설명력에 기초하여 최적 모형을 선정하는 방법을 제시하고 있지만(AR(1) 계수 조건 포함), 공식적인 통계 적합도 검정 방법을 제시하지 못하는 대신 연구자로 하여금 모형 선정과 관련하여 적절히 판단할 것을 제안하는 수준에 그치고 있다(Li & Lee, 2005, p.578).

다른 사망력 모형에 비해 현재까지 LL 모형에 관하여 경험적 평가를 시도한 연구를 찾아보기는 쉽지 않다. LL 모형 또한 LC 모형의 확장이라고 할 수 있지만, LC 계열 모형들을 상호 비교한 연구에서 LL 모형은 비교 대상에서 제외되는 경향이 있다.

종합적으로, LL 모형을 적용하는 집단(group)의 정의와 관련된 불확실성이 있기는 하지만, LL 모형은 사망률 전망에서 다른 인구 집단 혹은 다른 국가의 사망력 변천을 고려하는 것이 유용한 시도일 수 있음을 보여주고 있다는 점에서 의미가 있다. 이러한 점에서 LL 모형은 베이스 접근에 기초하여 국제적 맥락에서 다른 국가들의 사망력 변천을 고려하고 있

는 UN의 사망률 전망 모형과도 기본 방향을 공유하는 측면이 있다.

Li & Lee(2005)에 비해 Hyndman, Booth, & Yasmeen(2013, p.262)은 사망률 전망에서, 사망률 격차가 단순히 발산하지 않는다는(non-divergent) 논의 대신, 집단 간 사망률 패턴이 밀접히 연계되어 변화한다는(coherent) 것을 개념적으로 명확히 정의하고 있다. 보다 구체적으로, 이들은 긴밀히 연계된 집단들의 사망률 예측치가 정연한(coherent) 관계에 있다는 것을 어떤 두 집단 간 연령별 사망률 비(ratio) 예측치가 일련의 상수로 수렴하는 것으로 정의하고 있다.

앞에서 살펴본 함수적 자료 분석 패러다임에 기초하여 Hyndman, Booth, & Yasmeen(2013)은 다중 집단의 사망률 모형을 검토하기는 하지만 사망률을 직접 모형화하는 대신 사망률을 기초로 새로운 지표를 생성한 후 이를 모형화하는 대안적인 방식을 취하고 있다.

보다 구체적으로, 남성과 여성이라는 성별에 기초하여 하위 집단을 구성할 경우, 각 집단의 사망률을 사용하여 평활화된 사망률의 곱(product)과 비(ratio)로 구성된 지표를 생성한다. 이렇게 사망률의 곱($p_t(x)$)과 비($r_x(x)$)로 구성된 지표에 기초한다는 점에서 이들의 사망률 예측 모형을 PR(Product-Ratio) 모형으로 명명하기도 한다.

$$p_t(x) = \sqrt{f_{t,male}(x)f_{t,female}(x)}$$

$$r_t(x) = \sqrt{f_{t,male}(x)/f_{t,female}(x)}$$

원래의 연령별 사망률 대신 사망률의 곱($p_t(x)$)과 비($r_x(x)$)에 기초하여 모형을 구축하는 것은, 하위 집단의 분산이 비슷할 경우, 곱(product)과 비(ratio)는 대체로 독립적인 관계에 있다는 장점을 활용하고자 하는

것과 관련이 있다. 로그(log) 사망률에 기초하여 모형을 구축하고 있다는 점에서 곱(product)과 비(ratio)는 합(sum)과 차(difference)에 해당한다. CFDA 모형의 경우 하위 집단의 분산이 비슷하다는 가정에 기초하여 모형을 구축하고 있다는 점에서 집단 간 분산 격차가 클 경우 연령별 사망률의 곱(product)과 비(ratio)가 독립적이라는 가정이 타당하지 않으며, 이는 점 추정치에서 편의 문제를 초래하지는 않지만 예측구간 산출에서 문제를 초래할 수 있음이 지적된다(Hyndman, Booth, & Yasmeen, 2013, pp.263-264).

다음으로, Hyndman, Booth, & Yasmeen(2013)은 사망률의 곱(product)과 비(ratio)로 생성된 $p_t(x)$ 와 $r_t(x)$ 를 다음과 같이 Hyndman & Ullah(2007)의 함수적 자료 분석(FDA) 방법을 사용하여 모형화하고 있다.

$$\ln(p_t(x)) = \mu_p(x) + \sum_{k=1}^K \beta_{t,k} \phi_k(x) + \epsilon_{t,p}(x),$$

$$\ln(r_t(x)) = \mu_r(x) + \sum_{l=1}^L \beta_{t,l} \phi_l(x) + \epsilon_{t,r}(x)$$

$\phi_k(x)$ 와 $\phi_l(x)$ 는 주성분 벡터, $\beta_{t,k}$ 와 $\beta_{t,l}$ 은 이에 대응하는 주성분 점수를 각각 나타낸다. CFDA 모형에서는 집단 간 사망률이 발산하지 않도록 하기 위해 집단 간 사망률 비(ratio)에 해당하는 $\beta_{t,l}$ 계수가 안정적(stationary) 시계열이라는 조건을 부과하고 있다. $\mu_p(x)$ 와 $\mu_r(x)$ 는 각각 $\log(p_t(x))$ 및 $\log(r_t(x))$ 의 평균, $\epsilon_{t,p}(x)$ 와 $\epsilon_{t,r}(x)$ 는 평균이 0 그리고 시계열적으로 상관관계가 없는 오차항을 표시한다.

구체적인 CFDA 모형 추정에는, 앞에서 살펴본, Hyndman &

Shang(2009)의 WHU(Weighted Hyndman-Ullah) 방법을 사용하는데, 이에 따라 최근 자료에 상대적으로 더 큰 가중치를 부여하는 방식을 취하고 있다.

$\beta_{t,k}$ 와 $\beta_{t,l}$ 계수들은 모두 독립적이기에 단변량 ARIMA 모형을 통해 전망된다. 집단 간 사망률 비(ratio)의 $\beta_{t,l}$ 계수가 안정적일 조건을 부여하는 반면, $\beta_{t,k}$ 의 전망에는 불안정 ARIMA 모형도 사용될 수 있다. 앞에서 언급했듯이, Hyndman, Booth, & Yasmeen(2013)이 로그(log) 사망률에 기초하여 모형을 구축하고 있다는 점에서 집단 간 사망률의 비(ratio)는 로그(log) 사망률의 차(difference)에 해당하며, 결과적으로 $\beta_{t,l}$ 가 안정 시계열이라는 조건이 부과되기에 집단 간 사망률 차는 일정한 수준을 유지하게 되는 구조임을 살펴볼 수 있다. 참고로, 앞에서 살펴본 LL 모형(Coherent LC 모형)은 사망률 자료에 대한 평활화 과정 없이 단일 주성분을 사용하여 RW나 AR(1)을 사용하는 CFDA 모형의 특수한 경우로 해석할 수 있다(Hyndman, Booth & Yasmeen, 2013, p.281).

현재까지 CFDA 모형을 사용한 경험적 연구는 상당히 제한적이다(예컨대 Woods & Dunstan, 2014). 제한적이기는 하지만 CFDA 모형에 대한 평가와 관련하여 CFDA 모형을 제안한 Hyndman, Booth, & Yasmeen(2013, p.269)은 스웨덴 자료에 기초하여 CFDA 모형과 남성과 여성을 각각 독립적으로 전망하는 함수적 자료 모형을 비교하고 있는데, 남성 사망률 전망에서는 CFDA 모형이 더 정확한 반면 여성 사망률 전망에서는 오히려 정확성이 떨어지는 것으로 분석되고 있다.

LC 모형을 다중 집단 모형(multi-population model)으로 확장시키는 또 다른 방법은 공적분(co-integration) 과정으로 자료를 모형화하는 것이다. 일반적으로 사회과학에서는 복수의 변수 간에 존재하는 관계를 파악하기 위해 회귀분석(regression)을 사용하는 것이 일반적이지만, 시

계열 자료의 경우 회귀분석 사용에 있어서 특별한 주의가 필요함이 지적된다. 보다 구체적으로, 만일 추세(trend)를 지닌 불안정 시계열에 대해 통상적인 방식으로 회귀분석을 하면 변수들 간의 상관관계가 미미함에도 불구하고 회귀모형의 분석 결과는 변수들 간 유의한 관계가 존재하는 것으로 나타나는 이른바 가성회귀(spurious regression or nonsense regression) 문제가 발생할 수 있다(이공희, 이한식, 2009, p.219; Pfaff, 2008, p.74).

물론 일반적인 ARIMA 모형 구축 과정처럼 차분 등의 방식을 통해 불안정 시계열을 차분하여 안정 시계열로 전환한 후 전통적인 계량분석(예컨대, VAR)을 적용하는 것은 가능할 것이다. 그러나 차분 과정을 통해 원래의 시계열이 지닌 특징을 제거함으로써 시계열 변수 간에 존재할 수 있는 장기적 관계에 관한 정보가 손실되는 단점이 있음이 지적된다(이공희, 이한식, 2009, p.226).

불안정 시계열 분석에서 제기되는 이러한 문제와 관련하여 불안정 시계열의 경우에도 전통적 계량분석을 적용할 수 있는 특별한 경우가 있는데, 불안정 시계열 간에 공적분 관계가 존재하는 (혹은 장기적 균형 관계가 존재하는) 경우가 바로 여기에 해당한다.³²⁾

보다 구체적으로, 불안정 시계열 $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$ 의 어떤 선형결합 $ak_t^{(1)} + bk_t^{(2)}$ 이 안정 시계열일 때(a 와 b 는 상수), 이들 두 불안정 시계열은 공적분 관계에 있는 것으로 정의된다(Cowpertwait & Metcalfe,

32) 전통적으로 불안정 시계열에 대해서만 오차수정모형(ECM)을 사용하는 것으로 논의되지만, 최근 들어 안정 시계열이라고 하더라도 시계열 간에 장기적인 균형 관계가 존재한다고 판단될 경우 오차수정모형을 사용할 수 있다는 논의도 증가하고 있다 (Box-Steffensmeier, Freeman, Hitt, & Pevehouse, 2014, pp.169-171; Pickup, 2015, pp.191-194). 이와 관련된 초기 논의로 Beck(1992, p.246)은 오차수정 방법론의 발전이 불안정 시계열에 기초하고 있는 것은 아님을 지적하며, 불안정 시계열뿐만 아니라 장기 기억 속성을 지닌 안정 시계열의 경우에도 적용 가능성을 주장한 바 있다.

2009, p.217). 불안정 시계열의 선형결합이 안정 시계열이 될 수 있는 것과 관련된 이해를 높이기 위해 Cowperrwait & Metcalfe(2009, p.217)가 제시하는 다음의 사례를 보는 것이 유용하다.

보다 구체적으로, 시계열 $\{\mu_t\}$ 가 $\mu_t = \mu_{t-1} + \omega_t$ 라는 RW 과정을 따른다고 할 때($\{\omega_t\}$ 는 평균이 0인 백색잡음계열의 오차), $k_t^{(1)} = \mu_t + \omega_{k^{(1)},t}$ 와 $k_t^{(2)} = \mu_t + \omega_{k^{(2)},t}$ 는 모두 불안정 시계열이다($\{\omega_{k^{(1)},t}\}$ 와 $\{\omega_{k^{(2)},t}\}$ 는 상호 독립적인 백색잡음계열). 그러나 이들 두 불안정 시계열의 차($a = 1$ 그리고 $b = -1$ 인 $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$ 의 선형결합)로 구성된 시계열 $\{k_t^{(1)} - k_t^{(2)}\}$ 는 $k_t^{(1)} - k_t^{(2)} = \omega_{k^{(1)},t} - \omega_{k^{(2)},t}$ 로 안정 시계열에 해당한다.

기존 다중 집단 모형에 비해 VECM 모형이 갖는 장점은 집단 간 장기적 균형 관계가 보다 명시적으로 기술됨으로써 직관적인 설명이 가능하다는 점이다. 또한 장기적 균형 관계와 단기적 조정 과정을 동시적으로 고려함으로써, 다시 말하면 자료에 존재하는 정보를 보다 효과적으로 활용함으로써 VAR 모형에 비해 높은 수준의 자료 적합도를 기대할 수 있다는 점이다(Zhou et al., 2013, pp.7-8).

비록 경제학에서 VECM 모형이 등장한 것은 수십 년 전이지만, VECM-LC처럼 사망률 전망에서 활용되기 시작한 것은 상대적으로 최근에 시작되었다고 할 수 있다. 본 연구에서는 Zhou et al.(2013)의 모형화 방식에 기초하여 VECM-LC 모형을 소개하기로 한다.

분석 대상 시계열 k_t 가 불안정 시계열일 경우 1기 전 값의 영향을 받는 2집단 VECM-LC 모형은 다음과 같이 나타낼 수 있다. 우선, 두 시계열 $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$ 가 공통적으로 하나의 단위근(unit root)을 포함하는 적분계열이고 이들 두 시계열 간에 공적분 관계가 존재한다고 하면 다음과 같이 최소자승법에 기초하여 잔차(ϵ_t)를 구할 수 있다.

$$k_t^{(2)} = a + bk_t^{(1)} + \epsilon_t$$

여기서 $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$ 는 공적분 관계에 있기 때문에 위의 회귀모형에서 도출된 잔차 추정치($\hat{\epsilon}_t$)는 안정 시계열이다. 위에서 도출된 오차수정항($\hat{\epsilon}_{t-1} = k_t^{(2)} - \hat{a} - \hat{b}k_t^{(1)}$)을 통하여 최종적으로 다음과 같은 VECM-LC 모형을 도출할 수 있다.

$$\Delta k_t^{(1)} = \rho^{(1)} \hat{\epsilon}_{t-1} + \phi_{01} + \phi_{11} \Delta k_{t-1}^{(1)} + \phi_{21} \Delta k_{t-1}^{(2)} + \epsilon_t^{(1)}$$

$$\Delta k_t^{(2)} = \rho^{(2)} \hat{\epsilon}_{t-1} + \phi_{02} + \phi_{12} \Delta k_{t-1}^{(1)} + \phi_{22} \Delta k_{t-1}^{(2)} + \epsilon_t^{(2)}$$

위의 VECM-LC 모형에서 오차수정항인 $\hat{\epsilon}_{t-1}$ 가 없을 경우 표준적인 VAR 모형 구조임을 살펴볼 수 있다. 결국 VECM-LC 모형은 원래의 수준(level) 변수와 차분 변수를 하나의 모형 내에 포함하고 있는데, 위의 방정식에서 오차수정항은 두 시계열 간의 장기적 관계, 그리고 차분에 기초한 시차항은 단기적 관계를 각각 반영한다.

위 모형식의 $\rho^{(1)}$, $\rho^{(2)}$ 는 조정계수(adjustment coefficient)로 불리는데 $k_t^{(1)}$, $k_t^{(2)}$ 가 장기 균형 상태에 도달하도록 하는 역할을 한다. 조정계수는 항상 음(-)의 값을 가져야 하며, 그렇지 않을 경우 장기 균형 궤적으로부터 발산한다. 장기적인 균형 관계의 존재는, 비록 단기적으로 두 시계열의 움직임을 교란시키는 충격이 영향을 미칠 수 있지만, 오차수정 과정을 통해 두 시계열이 다시 균형 상태로 복귀함을 의미한다.³³⁾

33) VECM 모형의 세부적인 추정 절차와 사례에 대해서는 Pfaff(2008)의 연구를 참고할 수 있다(제4장 및 제8장). 참고로, 본 연구의 제4장 인구조계 모형의 정확성 평가에서

현재까지 다른 사망률 모형과 비교하여 VECM 모형이 정확성 측면에서 어떠한 성과를 보이는가에 관한 경험적 연구는 제한적이다. 또한 경험적 평가가 이루어지더라도 대체로 VAR 모형과 VECM 모형의 비교에 초점이 맞추어지고 있다. 예컨대, 영국의 사례를 분석한 Zhou et al.(2013, pp.9-10)의 연구는 RWAR(Random Walk plus first order AR), VAR, VECM 모형을 비교하고 있다. 다만, 이들은 연령별 사망률이나 기대여명 대신 k_t 예측의 정확성을 비교하는 모습을 보인다. 이들의 분석 결과에 따르면 VAR, RWAR에 비해 VECM이 모형 적합도와 k_t 예측의 정확성에서 비교 우위에 있는 것으로 나타나고 있다.³⁴⁾³⁵⁾

위에서는 LC 모형의 맥락하에서 VECM 모형을 설명했지만, VECM 모형이 반드시 LC 모형과 연계되어 사용될 필요는 없다. 예컨대 Gaille & Sherris(2011, p.618)는 순환기계 질환에 의한 사망에 대해서 LC 모형 대신 Heligman-Pollard(HP) 모형의 모수들에 대해 VECM 모형을 적용하고 있다. 이들의 분석 결과는 VECM-HP 모형이 기본 LC 모형이나 HP 모형 계수들에 대해 전통적인 ARIMA 모형을 적용하는 방법에 비해 연령별 사망률 예측의 정확성에서 비교 우위를 보인 것으로 분석되고 있다.

또 다른 예로 Ntamjokouen, Haberman, & Consigli(2014, pp.17-18)의 연구는 연령별 사망률 대신 기대수명(LE)을 직접적으로 모

VECM 모형의 추정에는 Pfaff(2008)의 R vars 패키지를 사용하고 있다.

- 34) 참고로, 이들 연구에서의 비교 대상 집단은 잉글랜드/웨일스(England/Wales) 지역 남성 전체 인구와 영국(UK) 남성 보험 가입자 집단이다. 또한 이들의 연구에서는 공적분검정을 통해 VAR 혹은 VECM 모형을 선택하는 일반적인 접근 대신 두 모형을 상호 경쟁적인 모형으로 사용하고 있다.
- 35) 비록 실적치와의 비교에 기초한 정확성 평가 연구는 아니지만, 국내에서 이루어진 박유성, 장선화, 김성용(2013, p.41)의 연구는 LC, 2 주성분 LC, LL, VECM-LC 모형의 기대여명 전망치를 상호 비교해 제시하고 있다. LL 모형의 경우 비교 대상 모형 중 남성의 기대수명을 가장 높게 전망함에 비해 여성의 기대수명은 가장 낮게 전망하는 패턴을 보인다. 이에 비해 VECM-LC 모형은 남녀 모두 LC 및 2 주성분 LC 모형에 비해 기대수명을 낮게 전망하지만, 남성의 경우 LL 모형보다는 낮게 그리고 여성의 경우 LL 모형보다는 높게 전망하는 모습을 보인다.

형화하는 방식을 취한 특징이 있다. 연령별 사망률이 아니라 연령별 사망률의 요약 지표인 기대수명 시계열을 사용하고 있다는 점에서 LC 모형에 기초하여 k_t 를 모형화함 없이 직접적으로 기대수명을 모형화하는 것이 가능한 것이다. 이들은 캐나다 6개 주(province)를 대상(남성)으로 ARIMA, VAR, VECM-LE 모형을 상호 비교하고 있는데, 사후 검증에서 VECM-LE 모형이 ARIMA 모형이나 VAR 모형에 비해 과거 자료 적합도와 정확성에서 보다 좋은 성과를 보이는 것으로 나타나고 있다.

VECM 모형이 LL 모형이나 CFDA 모형에 비해 밀접히 연계된 집단 간의 관계에 관하여 잘 정의된 통계적 절차를 가지고 있는 것은 장점으로 평가할 수 있지만, 이는 다른 측면에서 공적분 관계가 존재하지 않는 경우 이 방법을 사용하기 어려운 측면이 있다.³⁶⁾ 특히, 비교 대상 집단이 소수인 경우에 이러한 문제가 발생할 개연성이 높다고 할 수 있다. 물론 공적분 관계가 존재하지 않을 경우 대안으로 차분 등의 절차를 통해 시계열을 안정화시킨 후 VAR 모형에 기초한 사망력 전망은 가능하다. 또한 기준 기간(base period)에 따라 공적분 검정 결과가 상이할 수 있다는 점에서 기준 기간을 새롭게 설정하여 VECM 모형을 구축하는 것도 가능한 것이다.

마지막으로, VECM 모형을 통해 상호 연관된 인구 집단들의 사망력을 동시에 모형화하는 데 대한 관심이 높아졌음에도 불구하고 이론적으로 VECM 모형이 사망력 전망에 효과적으로 적용될 수 있는 그 구체적인 기제(mechanism)는 여전히 불명확한 것으로 보인다. 경제학에서 VECM 모형은 시장에서 교란 현상이 발생할 경우 합리적 개인들의 행위

36) 참고로, 본 연구가 검토하는 사망률 자료의 경우 분포의 범위가 한계(limit)를 가지고 있는데, 이러한 유계 시계열(limited or bounded time series)의 경우 전통적인 단위근 검정이나 공적분 검정 결과가 불안정할 수 있다는 논의가 있다. 최근의 논의로는 Cavaliere(2005)를 참고할 수 있다.

조정을 통해 균형 상태에 도달한다는 논거와 연관되고 있다(Zhou et al., 2013, p.7). 그러나 사망력에서 이러한 논리 구도를 그대로 적용할 수 있는가는 불명확한 것으로 판단된다.

전반적으로 본 연구에서 살펴본 LL, CFDA, VECM과 같은 다중 집단 모형들이 사회인구학적으로 밀접히 연관된 하위 집단 간 사망력 격차가 장기적으로 발산되지 않도록 일정한 조정 과정을 거치는 것은 사망력 전망 분야에서 이루어진 유용한 기여로 평가할 수 있다. 그러나 현재까지도 다중 집단 모형에서 집단 간의 사망력 패턴이 상호 연관되는 구체적인 관계(coherence)에 대해서는 엄밀한 논의가 이루어지지 못하고 있다. 이는 근본적으로 생물학적, 환경적, 사회적, 문화적, 정치적 원인에 기인한 사망력 격차가 장기적으로 어떠한 변화를 겪게 될 것인가는 여전히 불명확한 것과 관련이 있다고 할 수 있다.

일반적으로 다중 집단 모형은 통합적으로 분석되는 복수의 집단 중 사망률이 상대적으로 높은(혹은 기대여명이 상대적으로 낮은) 집단의 사망력 예측에서 보다 좋은 성과를 보일 개연성이 높다. 예컨대, 성별 사망력 전망의 경우 사망률이 높은 남성의 사망률 전망에서 정확성 높은 결과를 제시할 개연성이 높는데, 이는 남성의 사망 관련 조건이 개선될 경우 (이미 확인된 혹은 실적치가 존재하는) 여성의 사망률 수준에 도달할 개연성이 충분히 있다는 점에서 그 근거를 찾을 수 있다.

그러나 다중 집단 모형이 여성의 미래 사망률 전개에서 뚜렷한 방향성을 제시하지 못하는 한편 남성과의 사망률 격차가 발산하지 않는 조건이 부과되기에 여성의 사망률이 과대 추정될 개연성 또한 고려해 볼 수 있다. 물론 이는 개연성 측면일 뿐 실제의 집단별 사망률 격차가 미래에 어떠한 패턴을 보일 것인가는 매우 불확실한 상황이라고 할 수 있다.

기본적으로 다중 집단 모형들이 암묵적으로 상호 연관된 집단들의 사

망력 격차가 예측 시작 시점부터 장기 균형으로 즉각적으로 이동함을 가정하고 있는데(Zhou et al., 2013, p.19), 비록 밀접히 상호 연관되어 있는 하지만, 집단 간 사망력 패턴이 어느 시점에서 어떠한 방식으로 상호적인 관계를 맺는가에 대해서는 추가적인 검토가 필요하다.

예컨대, 성별 사망력 격차는 개발도상국과 선진국에서 상이하게 전개될 개연성이 높는데, 선진국에 비해 개도국의 경우 성별 사망력 격차가 중단기적으로 확대될 개연성이 상대적으로 높다고 볼 수 있다.³⁷⁾ 결국 현재까지 다중 집단 모형은 집단 간 사망력 격차가 축소되기 시작하는 시점 및 격차 축소의 지속 기간에 대해 뚜렷한 방향성을 제시하지는 못하고 있다. 이는 집단 간 사망력 격차 문제를 고려하는 또 다른 모형인 UN의 사망력 모형과는 다른 점이다.

마. 베이즈 사망력 모형

앞에서 살펴본 사망력 모형들이 연령별 사망률을 전망함에 비해 UN의 모형(Raftery et al., 2013; United Nations, 2014, 2015)은 기대수명(e_0)을 전망한 후 연령별 사망률을 산출하는 방식에 기초하고 있다. UN의 경우 다양한 가정에 기초하고 있는 출산율 전망과 달리 사망력 전망에서는 단일 전망치(확률적 전망의 중앙값)만을 제공하고 있다. 이는 출산율 전망에 수반된 불확실성이 매우 높음에 비해 사망력 전망의 경우 그 불확실성은 상대적으로 높지 않은 것과 관련이 있는 것으로 보인다.

37) 개별 국가 내에서도 성별 사망력 격차는 다양한 인구 집단을 가로질러 다양한 변이를 보이는 것이 현실이다. 예컨대, 상위 계층에 비해 하위 계층일수록 성별 사망력 격차가 더 크게 나타날 개연성이 높다고 할 수 있다. 미국의 사례를 분석한 Rogers, Hummer, & Nam(2000, pp.31-51)에 의하면 교육 수준이나 소득이 높은 집단의 경우 성별 사망력 격차가 상대적으로 낮음에 비해 실업이나 이혼/별거 상태에 있는 집단의 경우 상반된 패턴을 보여 주고 있다.

UN의 2015년 세계인구전망에서 사용된 확률적 전망은 아래와 같은 과정을 통해 이루어지고 있다(Raftery et al., 2013, pp.783-786; Raftery, Lalic & Gerland, 2014, pp.801-806; United Nations, 2015, pp.21-28). 첫째, 여성의 기대수명 전망 부분인데, 이 과정에서 고사망률에서 저사망률로의 변화를 모형화하고 있다. 고사망률 단계에서 저사망률 단계로의 변천은 두 단계를 거쳐 이루어지는데, 이때 각각의 단계가 로지스틱 모형에 기초하고 있다. 우선, 초기 단계로 기대수명과 사망률 개선이 완만한 증가 패턴을 보인 후 개선 속도가 가속화되는 시기이다(특히, 영유아 사망률). 두 번째 단계는 전염성 질환의 감소에 따른 사망률 개선이 이루어진 후에 시작되는데, 이 시기는 비전염성 질환에 기초한 사망률 개선이 주도하는 시기로 기대여명 및 사망률 개선 속도는 첫 번째 단계에 비해 느리게 진행되는 모습을 보인다.

구체적인 모형화와 관련하여 UN의 확률적 사망률 모형은 아래의 방정식처럼 어떤 c 국가의 t (5년 기간)기 여성의 기대수명($l_{c,t}$)이 RWD 과정을 따르는 것으로 모형화되며, 어떤 특정 시점의 기대수명 개선 속도($g(l_{c,t}|\theta^c)$)는 해당 시점 기대수명의 함수(이중-로지스틱 함수)로 모형화된다.³⁸⁾

이중-로지스틱 함수는 국가별로 6개의 모수($\theta^c = (\Delta_1^c, \Delta_2^c, \Delta_3^c, \Delta_4^c, k^c, z^c)$)를 가지고 있는데, 과거 이 모수들이 고정된 값(시나리오)을 갖는 것으로 가정된 반면 최근의 확률적 모형에서는 분포(prior distribution)를 이루는 것으로 모형화된다(A_1 과 A_2 는 과거 UN 모형과 마찬가지로 상수로 고정). 다만, 아래의 방정식에서 볼 수 있

38) UN의 공식적인 베이지 출산율 모형의 기초가 된 것이 Raftery et al.(2013)의 연구인데, 본 연구에서 사용한 모형식을 포함하여 세부적인 사항에 대해서는 이들의 연구를 참고할 수 있다.

듯이, 이 모수들이 모두 양의 값을 가지도록 절단된 형태의 정규분포를 취하고 있음을 살펴볼 수 있다.

과거의 UN 모형과 달리 최근의 확률적 모형에서는 불확실성을 모형화 하도록 $\epsilon_{c,t+1}$ 항이 추가되어 있음을 살펴볼 수 있는데, 고정된 분산 가정을 사용하는 대신 기대수명이 증가함에 따라 오차 분산이 감소하는 방식으로 설계되어 있음을 살펴볼 수 있다.³⁹⁾

$$l_{c,t+1} = l_{c,t} + g(l_{c,t}|\theta^c) + \epsilon_{c,t+1}$$

$$g(l_{c,t}|\theta^c) = \frac{k^c}{1 + \exp\left(-\frac{A_1}{\Delta_2^c}(l_{c,t} - \Delta_1^c - A_2\Delta_2^c)\right)} + \frac{z^c - k^c}{1 + \exp\left(-\frac{A_1}{\Delta_4^c}\left(l_{c,t} - \sum_{i=1}^3 \Delta_i^c - A_2\Delta_4^c\right)\right)},$$

$$\epsilon_{c,t} \overset{iid}{\sim} Normal(0, (\omega \times f(l_{c,t-1}))^2)$$

$$\Delta_i^c | \sigma_{\Delta_i} \overset{iid}{\sim} Normal_{[0,100]}(\Delta_i, \sigma_{\Delta_i}^2), i = 1, \dots, 4,$$

$$k^c | \sigma_k \overset{iid}{\sim} Normal_{[0,10]}(k, \sigma_k^2),$$

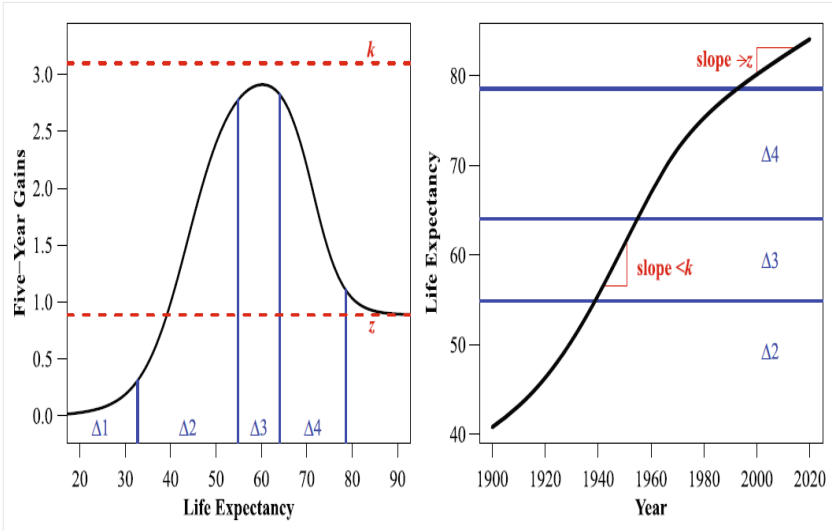
$$z^c | \sigma_z \overset{iid}{\sim} Normal_{[0,1.15]}(z, \sigma_z^2)$$

아래 [그림 3-1]의 좌측은 UN의 기대수명 전망 모형에서 기대수명의 증가 속도를 보여 주는 이중-로지스틱 곡선의 사례를 보여 주고 있다(일본). 그림에서 나타나는 정점까지 기대수명 증가가 가속화되며, 정점을 지

39) 보다 구체적으로, 고정 분산에 기초한 모형에서 산출된 잔차(absolute residual)와 기대수명 간 3개의 회귀선(regression spline)을 추정하는 방식으로 오차가 기대수명 증가에 따라 감소하도록 모형화된다. 기대수명과 잔차 간 회귀선의 구체적인 형태에 대해서는 Raftery et al.(2013, p.785)을 참고할 수 있다.

나 증가 속도는 감소하는 패턴을 보인다. [그림 3-1]의 우측은 기대수명 증가 속도가 기대수명 수준과 어떤 연관성을 가지고 있는가를 보여 주는 데, 이중-로지스틱 곡선의 정점이 기대수명 궤적의 변곡점에 해당한다.

[그림 3-1] UN의 기대수명 증가 모형(예시): 이중-로지스틱 함수



자료: Raftery et al. (2013). p.783.

UN의 사망률 모형에서는 이중-로지스틱 곡선의 모수들이 베이지스 위계 모형(Bayesian hierarchical model: BHM)에 의해 추정되는 과정을 거친다. UN은 개별 국가의 시계열 정보를 활용하는 동시에 유사한 기대수명 수준에서 다른 국가들이 보여 준 경험을 모형에 반영하는 위계적 모형을 사용한다. 2015년 UN의 세계인구전망에서는 가까운 장래에 기대수명 증가와 관련된 제약 조건(상한)을 부과하지는 않지만, 기대수명 증가 속도와 관련해서는 일정한 조정 과정을 거치고 있다.⁴⁰⁾

40) Raftery et al.(2013)에 의해 최초 개발된 모형에 기초할 경우 기대수명이 매우 높은

최종적으로 기대수명 궤적을 산출하기 위해 145만 개의 이중-로지스틱 궤적을 추출한 후 이들 궤적의 14분의 1에 해당하는 대략 10만 개의 궤적을 활용하여 국가별로 기대수명 궤적을 산출하는 절차를 거친다. 또한 이러한 10만 개 궤적의 중앙값을 2015년 UN 세계인구전망의 중위 전망치로 사용하며, 기대수명 전망에 수반된 불확실성을 계량화하기 위해 이들 궤적을 기초로 하여 80% 및 95%의 예측구간을 산출하고 있다.

둘째, 여성의 기대수명을 전망한 후 UN의 사망력 모형은 남성과 여성 간 기대수명 「격차」를 전망하는 단계를 거친다.⁴¹⁾ 결과적으로 남성의 기대수명은 여성의 기대수명에서 성별 기대수명 격차를 제하는 방식으로 산출된다.⁴²⁾ 성별 격차의 확률적 전망에는 AR 모형을 활용하되 여성의 기대수명 전망치를 예측변수로 활용하는 방식을 취한다.

보다 구체적인 모형화와 관련하여 c 국가의 t 기 성별 기대수명 격차 ($G_{c,t}$)는 아래의 방정식과 같이 A 값을 분기점으로 두 개의 모형으로 구분 되는데, A 는 여성의 관측된 최고 기대수명 수준을 지칭한다. 우선, 기대수명이 기대수명 최고치보다 작거나 같을 경우 아래 방정식과 같은 4개 항의 선형결합으로 모형화된다.⁴³⁾

보다 구체적으로 UN 자료의 최초 시점에 해당하는 1950-1955년의 여성 기대수명(중앙값 1953년 1월 1일), $t-1$ 기의 성별 기대수명 격차 $G_{c,t-1}$, 현 시점인 t 기 여성의 기대수명, t 기 여성의 기대수명이 τ 값을

수준에 도달한 후에도 기대수명 증가 속도가 과거 패턴을 유지한다는 점에서 주요 국가들의 실적치를 반영하여 보다 완만한 증가 패턴을 보이도록 모수를 조정하고 있다. 보다 세부적인 조정 방식에 대해서는 United Nations(2015, p.22)를 참고할 수 있다.

- 41) 앞에서 살펴본 다중 집단 사망력 모형에 비해 UN의 모형은 성별 격차만을 모형화하는 차이가 있다.
- 42) 여성의 기대수명이 준거로 사용되는 것은 남성에 비해 여성의 기대수명이 보다 안정적일 뿐만 아니라 측정치의 정확성이 높은 것과 관련이 있다(Raftery, Lalic & Gerland, 2014, p.803).
- 43) 성별 기대수명 격차에 관한 방정식과 모형화와 관련한 보다 세부적인 사항에 대해서는 Raftery, Lalic, & Gerland(2014)의 연구를 참고할 수 있다.

초과하는 기간의 선형결합으로 모형화되고 있다. 여기서 τ 는 성별 기대수명 격차 확대가 중지되고 축소되기 시작하는 여성의 기대수명을 지칭한다.

참고로, 이 단계에서는 기대수명 격차에서 나타날 수 있는 극단치의 영향을 보다 잘 반영하기 위해 오차항이 정규분포 대신 t 분포를 이루고 있는 것으로 가정된다. 앞에서 살펴본 함수적 자료 분석(FDA) 모형들과 달리 UN의 모형은 극단치를 제거하는 대신 모형에서 극단치를 내부화함을 살펴볼 수 있다.

관측된 여성의 최고 기대수명이 A 이하인 단계와 달리, A 를 초과하는 단계의 경우 해당 시점 이후의 변동 양상에 대한 정보가 거의 없다는 점에서 상수항이 없는 RW를 통해 모형화된다. 모형식에서 L 과 U 는 관측된 성별 기대수명 격차의 최소치 및 최대치의 최대우도 추정치에 해당한다($\hat{L}=-2.67$, $\hat{U}=17.34$).

$$G_{c,t} = \min\{\max(G_{c,t}^*, L), U\},$$

$$G_{c,t}^* = \begin{cases} \beta_0 + \beta_1 l_{c,1953} + \beta_2 G_{c,t-1} + \beta_3 l_{c,t} + \beta_4 (l_{c,t} - \tau)_+ + \epsilon_{c,t}^{(1)}, & \text{if } l_{c,t} \leq A, \\ G_{c,t-1} + \epsilon_{c,t}^{(2)}, & \text{if } l_{c,t} > A, \end{cases}$$

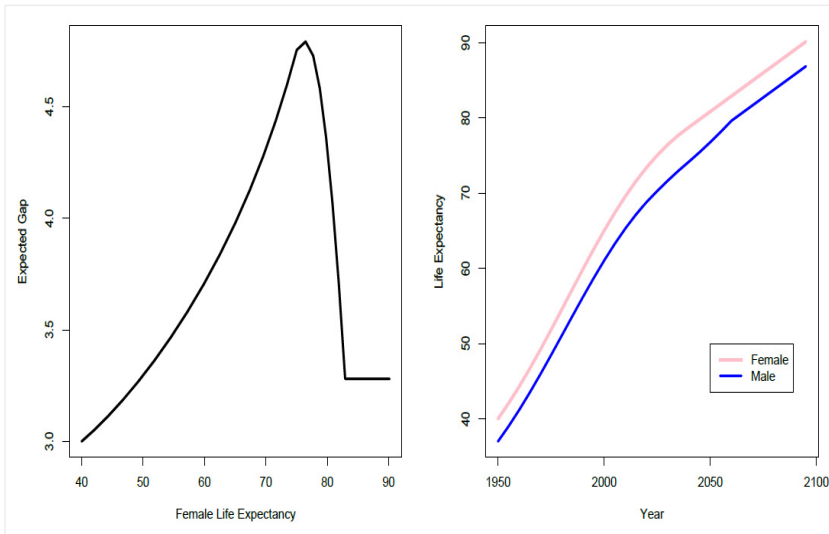
$$\epsilon_{c,t}^{(1)} \overset{iid}{\sim} t(\mu = 0, \sigma^{(1)2}, \nu = 2),$$

$$\epsilon_{c,t}^{(2)} \overset{iid}{\sim} Normal(0, \sigma^{(2)2}).$$

아래 [그림 3-2]는 UN의 성별 기대수명 격차 모형을 예시적으로 표현한 것인데 성별 기대수명 격차는 여성의 기대수명 증가와 함께 증가한 후 감소하는 패턴을 취한다. 앞에서 언급했듯이, 여성의 기대수명 관련 관측된 최고치 이후에는 자료 부족에 따라 RW 모형을 사용하고 있다. τ 와 관련하여, 실제 UN의 2015년 모형에서는 성별 격차와 관련된 국가들의 경

험에 기초하여 대략 75세에 도달할 경우 성별 격차가 축소되는 것으로 모형화되고 있다. A와 관련하여 2015년 세계인구전망에서 사용된 준거점은 86세로 2012년 세계인구전망에서 사용된 83세에 비해 3세가 증가함으로써 추가적인 성별 격차 축소를 허용하고 있다.

[그림 3-2] UN의 기대수명 격차 모형(예시)



자료: Raftery, Lalic, & Gerland. (2014). p.805.

최종적으로 시뮬레이션 과정을 통해 10만 개 이상의 성별 격차 궤적들이 산출되고 모형에서 사용된 여성의 기대수명에서 이 성별 격차를 제한함으로써 남성의 기대수명 궤적이 산출된다. 연령별 사망률의 산출과 관련하여 UN의 모형은 앞에서 살펴본 모형들과 달리 기대수명을 전망한 후에 연령별 사망률을 도출하는 방식인데,⁴⁴⁾ 현재까지 이러한 방식에 기초

44) 기대수명에 기초하여 연령별 사망률을 산출하는 구체적인 방식에 대해서는 UN의 인구추계 방법론 매뉴얼(United Nations, 2014, p.34, 2015, pp.27-28)을 참고할 수 있다.

한 연령별 사망률 산출 작업이 얼마나 정확한가에 대해서는 충분한 검토가 이루어지지 못한 측면이 있다.

다만, 최근 고연령기 성별 사망률의 역전 현상(crossover)을 교정하는 등 보다 체계적인 방식으로 기대수명을 연령별 사망률로 전환하는 방안 등에 대한 검토가 진행 중이다. 그러나 UN 모형이 수많은 기대수명 궤적을 산출함으로써 기대수명 전망에 수반되는 불확실성을 반영하는 반면 주어진 기대수명에서 연령별 사망률 변환은 여전히 결정론적으로 이루어지는 한계가 있음이 지적된다(Sevcikova, Li, Kantorova, Gerland & Raftery, 2015, p.24).

2. 출산력

출산력 전망과 관련하여 다양한 접근이 시도된 바 있지만, 출산이 개인들의 의식적 선택이 개입되는 반복적 사건(repeated event)이라는 점에서 사망에 비해 모형화가 어려운 상황이다. 과거의 실제 자료를 보더라도 사망률에 비해 출산율은 변동성이 큰 동시에 사망률에 비해 과거 출산율 자료가 미래 출산율 변동에 관해 제공하는 시사점은 매우 제한적이다(Lee, 1992, p.322). 이러한 점에서 현재까지 사망률에 비해 출산율에 대한 모형화 작업은 상대적으로 매우 느리게 진행되는 모습을 보인다. 사망률과 마찬가지로 출산율의 경우에도 연령별 출산율이 일정한 패턴을 보이고 있다는 점에서 이러한 패턴을 반영하는 모형화 및 전망 작업이 주를 이룬다고 할 수 있다.

Lee(1993, p.189)는 시계열 모형을 포함하여 출산율을 전망하는 데 있어서 다음과 같은 사항들이 고려될 필요가 있음을 지적하고 있다. 비록 출산율 전망과 관련된 이러한 논의가 이루어진 지 이미 20년이 경과했지

만, 현재까지도 출산율 전망과 관련된 핵심적인 이슈를 잘 설명하고 있는 것으로 평가 가능하다. 첫째, 사망률 분야에서의 논의와는 달리 출산율의 모형화에서는 출산율(TFR)의 생물학적 범위(예컨대, $0 \leq TFR \leq 16$)가 명시적으로 고려될 필요가 있다. 둘째, 출산율에 관한 인구학적 이론이나 지식이 미래 출산율이 실현될 범위와 관련된 불확실성을 축소시킬 수 있다. 셋째, 영아사망률이나 피임 기술 등 과거 출산율 감소에 영향을 미친 요인들의 변천 과정이 대체로 완료되었는데, 이에 따라 이러한 요인들의 효과가 반영된 과거 추세가 미래에도 그대로 지속되는 것으로 모형화하는 것은 부적절하다. 마지막으로, 과거 출산율 변천에 영향을 미친 요인들 중 일부 요인의 효과(예컨대, 영아사망률이나 피임 기술)는 비가역적일 개연성이 매우 높기에 과거에 나타났던 높은 수준의 출산율이 미래에도 실현될 개연성이 높을 것으로 기대할 수는 없다.⁴⁵⁾

출산력 전망과 관련하여 아래에서는 모수적(수리적) 방식과 비모수적 방식을 중심으로 주요 출산력 모형을 검토하기로 하며, 이들 접근에 대한 대안적인 성격을 띠고 있는 코호트 출산력 모형과 베이스 출산력 모형을 간략히 검토하기로 한다. 참고로, 본 연구가 중점적으로 검토하는 모수적 그리고 비모수적(구성분) 접근 외에도 다음과 같이 전통적인 시계열 모형을 통해 연령별 출산율(ASFR)을 직접 전망하는 방법 또한 고려할 수도 있을 것이다.

우선, 전체 연령별(15~49세) 출산율 자료를 「동시적으로」 사용하여 다변량(multivariate) 시계열 모형을 추정하는 방법이 검토될 수 있다. 그러나 연령별 출산율 간의 높은 상관성이 존재하는 상황에서 다변량 시계

45) Lee(1993, p.189)는 이러한 사항들 외에도 출산율 전망과 관련하여 고려될 필요가 있는 다양한 사항들을 언급하고 있다. 예컨대, 그는 미국의 출산율이 대략 40년의 주기를 가지고 순환적으로 변동하는 모습을 보였는데, 이러한 패턴이 출산율 변동의 본질적인 모습의 일부본인지 아닌지에 대한 추가적인 검토 또한 필요함을 언급하고 있다.

열 모형을 사용할 경우 현실 적합성이 떨어지는 모수 추정치로 이어질 수 있는 문제가 지적된다. 또한 이러한 접근은 연령을 범주화하지 않는 한 일반적으로 시계열의 고차원성(high dimensionality) 문제로 인해 현실적으로 사용하기 어려운 측면이 있다(Bell, 1997, p.282). 오히려, 다변량 시계열 모형은 연령별(15~49세) 출산율을 직접적으로 모형화하는 대신, 아래에서 검토되는, 모수적 모형을 통해 도출된 (소수의) 파라미터들을 전망하는 데 사용하는 것이 보다 적실성 있는 대안이라고 볼 수 있다.

다음으로, 전체 연령별(15~49세) 출산율 자료를 「동시적으로」 사용하여 대신 「각각의」 연령별로 구분하여 출산율을 전망하는 방법 또한 검토할 수 있다. 그러나 현실에서 관측되는 연령별 출산율이 상당히 평활화된 모습을 보이는 것과 비교하여 이렇게 각 연령별로 구분하여 출산율을 모형화하고 전망할 경우 전망된 출산율의 연령별 패턴에서 불규칙적인 현상이 관측될 개연성이 높다(특히, 장기 출산율 전망).⁴⁶⁾ 각 연령별로 출산율을 전망하는 접근이 지닌 또 다른 문제는 이러한 접근이 출산율 전망에 수반된 불확실성을 측정하는 데 있어서 한계가 있다는 점이다. 이는 각 연령별로 출산율을 전망하는 접근이 연령별 출산율 전망에서 발생하는 예측 오차 간의 상관관계를 직접적으로 고려하지 못하는 것과 관련이 있다. 일반적으로 연령별 출산율이 평활화된 패턴을 보인다는 점을 고려할 때 연령별 출산율 전망에서 발생하는 예측 오차 간의 상관관계는 상당히 높을 것으로 예상할 수 있다(Bell, 1997, pp.282-283; Booth, 2006, p.568).

비록 위에서 언급한 두 번째 접근이 공식적인 인구동태율 전망에 사용되는 경우를 찾아보기는 쉽지 않지만, 출산율(사망률) 모형의 성과를 평

46) 물론 연령별 출산율 예측치가 불규칙한 패턴을 보인다고 하는 것이 반드시 출산율 전망이 부정확하다는 것을 의미하는 것은 아니다(Bell, 1997, p.282). 예컨대, Bell(1997)의 연구는 각 연령별로 추정된 단순 RWD 모형에 비해 사망률에 관한 수리적 모형이나 주 성분 분석이 단기 정확성을 크게 향상시키지는 않음을 보여 주고 있다.

가하는 데 있어서는 하나의 준거 모형으로 유용한 역할을 할 수 있다. 참고로, 인구추계 모형의 정확성을 평가하는 본 연구의 제4장에서는 이렇게 각각의 연령별로 출산율(사망률)을 전망하는 방법을 하나의 준거 모형으로 고려하고 있다.

가. 모수적(수리적) 출산력 모형

사망률과 마찬가지로 출산율 또한 특정한 연령별 패턴이 관측되기에, 전통적으로, 전체 연령을 가로질러 나타나는 패턴을 수리적으로 모형화하고 이를 예측 작업에 활용하고자 하는 시도가 이루어졌다. 참고로, 앞의 사망률 모형에서는 (로그)사망률을 모형화하고 전망하는 데 있어서 주 성분 분석을 활용하는 LC 모형을 중심으로 검토했지만, 사망률 모형에서도 연령별 사망률을 수리적으로 모형화하고 이에 기초하여 미래 전망치를 산출하는 것 또한 가능하다.

예컨대, 사망률의 연령별 패턴을 고려하는 수리적 모형 중 Gompertz 함수와 Makeham 함수의 경우 현재까지도 활용되고 있는데, 이들 수리적 모형은 어떤 특정 연령(예컨대, 중고령층) 이후의 사망률 패턴이 선형적이라는 점을 고려하고 있다. 특정 연령 이후의 사망률 대신 전체 연령대의 사망률을 모형화하는 시도 또한 이루어졌는데, 8개의 모수를 지닌 Heligman-Pollard(HP8) 함수가 대표적이다(Preston, Heuveline & Guillot, 2001, p.192, p.194). 그러나 사망력 분야의 경우 LC 모형의 영향력이 매우 강하다는 점에서 사망률 전망에서 이러한 수리적 모형의 활용도는 상당히 낮은 상황이라고 평가할 수 있다.

전통적으로 수리적(모수적) 출산율 모형은 관측된 출산율 자료를 평활화하는 데 있어서 빈번히 활용되었지만(예컨대 Hoem, Madsen,

Nielsen, Ohlsen, Hansen, & Rennermalm, 1981), 출산을 전망에서도 활용되기도 한다. 보다 구체적으로, 과거 연령별 출산율 자료에 적절한 수리적 모형을 적용하여 일련의 모수 추정치 자료를 산출하며, 이러한 시계열 자료에 통계적 모형을 적합시키고 후속적으로 미래의 연령별 출산율을 전망하는 데 사용된다.

전통적으로 연령별 출산율 패턴을 모형화하는 데 있어서 감마(Gamma) 모형의 자료 적합도가 상당히 양호한 것으로 평가되며(예컨대 Hoem et al., 1981, p.235), 이에 따라 모수적 모형에 기초한 연령별 출산율 전망에서 감마 모형은 활용도가 가장 높은 모형 중의 하나였다(예컨대 Keilman & Pham, 2000; Thompson, Bell, Long & Miller, 1989). 예컨대 Keilman & Pham(2000)은 1900~1995년까지의 노르웨이 연령별 출산율 자료에 감마 모형을 적합시켜 일련의 모수 추정치를 산출한 후 다변량 ARIMA 모형을 통해 1995~2050년까지의 감마 모형 모수 추정치를 전망하고 최종적으로 이러한 모수 전망치에 기초하여 연령별 출산율을 산출하고 있다.

모수적 모형에서 시계열 모형은 다양한 형식을 취할 수 있는데, 위의 사례처럼 다변량 모형이 사용될 수도 있지만, 단변량 ARIMA 모형이 사용되기도 하며, VAR 모형이 사용될 수도 있다. 비록 사망률 모형에서 빈번히 검토되고 있지만, 모수적 출산율 모형과 VECM을 결합하는 것 또한 검토할 수도 있을 것이다. 수리적 모형에 기초한 모수들의 전망과 관련하여 현재까지 어떠한 시계열 모형이 적절한가에 대한 논의는 많지 않은 것으로 보인다.

뒤에서 논의할 주성분 분석에 비해 수리적 모형은 직관적으로 이해하기 쉬운 장점이 있는데, 특히, 수리적 모형의 모수가 인구학적 의미를 갖는 지표일 경우 그 장점은 더욱 커진다고 할 수 있다.⁴⁷⁾ 인구학적으로 의

미가 있는 지표의 경우 예측치의 현실 적합성을 판단하는 측면에서도 이 점이 있다. 물론 출산율에 대한 수리적 모형은 소수의 모수(parameter)를 통해 연령별 출산율 패턴을 기술한다는 점에서 모형이 실제 자료를 충실히 적합시키지 못할 수 있으며, 이는 후속적으로 출산율 전망의 정확성을 떨어뜨리는 문제를 초래할 수 있다. 기본적으로 수리적 모형이 제한된 모수를 통해 복잡한 연령별 출산 패턴을 묘사하기에 모형화 과정에서 오차의 발생은 불가피한 측면이 있다. 특히, 연령별 출산율이 각 연령별로 제공되는 대신 5세 구간 등의 구간(interval) 정보만을 제공할 경우 수리적 모형의 자료 적합도는 더욱 떨어질 수밖에 없다고 할 수 있다(Bell, 1997, pp.290-293).

〈표 3-1〉에서는 상대적으로 빈번히 활용된 주요 수리적 모형들을 소개하고 있는데, 이들 출산율 모형 중에서 Hadwiger, Beta, Gamma 함수는 전통적으로 종형곡선(bell-shaped curve)을 모형화하는 방법으로 빈번히 사용된 함수들이다.⁴⁷⁾ 이차항 스플라인 함수(quadratic spline function)에 기초하고 있는 Schmertmann(2003)의 모형 또한 기본적으로 종형의 연령별 출산율 패턴을 상정하고 있다.

연령별 출산율에 관한 위의 모형들이 기본적으로 종형곡선 형태의 연령별 출산율 패턴을 상정하고 있는 반면, 〈표 3-1〉에 제시된 나머지 4개의 모수적 모형은 Chandola, Coleman, & Hiorns(1999) 그리고 Peristera & Kostaki(2007)에 의해서 제안된 모형으로 아일랜드, 영국

47) 수리적 모형의 모수가 인구학적으로 어떠한 의미를 가지고 있는가에 대한 세부적인 논의는 Hoem et al.(1981), Peristera & Kostaki(2007)의 논의를 참고할 수 있다.

48) 〈표 3-1〉에서 제시된 함수식 중에서 R 은 합계출산율(TFR)을 의미하는데, 수리적 출산율 모형에서 빈번히 사용되는 이러한 방식의 표기는 연령별 출산율을 $g(x; R, \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_r) = R \cdot h(x; \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_r)$ 로 표기하는 Hoem et al.(1981, p.232)의 논의에 기초하고 있다. 합계출산율(R)이 하나의 모수를 구성하며, $h(x; \theta_2, \theta_3, \dots, \theta_r)$ 는 확률밀도함수(pdf)를 나타낸다.

등 일부 유럽 국가에서 새롭게 나타나는 연령별 출산율 패턴, 특히 10대 후반에서 20대 초반 사이에서 관측되는 출산율 패턴을 모형화하기 위한 시도라고 할 수 있다.⁴⁹⁾ 그러나 우리나라의 경우 결혼과 출산 간의 밀접한 연계 그리고 여성들의 고등교육 팽창 현상을 고려할 때 10대 후반에서 20대 초반의 연령별 출산율이 표준적인(중형) 연령별 출산 패턴에서 뚜렷하게 벗어날 개연성은 거의 없는 것으로 판단된다.

〈표 3-1〉에서 제시되고 있는 것과 같은 수리적(모수적) 접근의 경우 뒤에서 살펴볼 비모수적(구성분) 접근에 비해 추정해야 하는 모수가 많은 경우가 대부분이다.⁵⁰⁾ 이렇게 추정해야 할 모수의 증가는 시계열 모형의 적용 결과 비현실적 전망치가 나타날 개연성을 높이는 측면이 있다. 또한 출산율 수준을 결정하는 데 있어서 핵심적인 역할을 하는 지표(예컨대, 평균 출산 연령)의 과거 시계열이 뚜렷한 방향성(추세)을 보일 경우 시계열 모형에 기초한 장기 전망은 비현실적인 전망치로 이어질 개연성이 높다.

결과적으로 수리적 모형에 기초하여 장기 전망을 할 경우 불가피하게 일정 시점 이후 모수를 일정한 값으로 고정시키는 것과 같은 추가적인 고려가 필요할 수 있다. 예컨대, 〈표 3-1〉의 감마 모형에서 d 가 가임 연령의 하한(lower age at childbearing)을 지시하는 반면 b 와 c 의 경우 직접적인 인구학적 의미를 가지고 있지는 않다. 이에 따라 수리적 모형의 모수들에 대한 인구학적 해석을 제고하기 위해 모수들의 조합을 통해 모형식을 변형해서 사용하는 것이 일반적인데(Hoem et al., 1981, p.236), 표에서 제시된 감마 모형의 모수들을 조합할 경우 연령별 출산율

49) 이들 국가에서 나타나는 연령별 출산율 패턴에 관한 보다 자세한 사항에 대해서는 Chandola, Coleman, & Hiorns(1999, pp.318-319)를 참고할 수 있다.

50) 참고로, 〈표 3-1〉에 제시된 Quadratic Spline 모형을 산출하기 위해서는 13개의 모수가 추정될 필요가 있다. 추정될 모수의 수가 많음과 동시에 그 의미 또한 명확하지 않다는 점에서 Schmertmann(2003, p.87)은 추정 모수를 3개로 줄이는 더 간명한 모형을 제시한 바 있다.

의 평균($\mu = d + bc$)과 분산($\sigma^2 = bc^2$)처럼 인구학적 의미를 갖는 모수의 도출이 가능하다. 이들 모수 중 우리나라를 포함하여 평균 출산연령의 경우 지속적으로 상승 패턴을 보이는 것이 일반적이다. 만일 특정한 제약 조건이 부여되지 않은 상황에서 평균 출산연령의 미래 추세를 전망할 경우 실현 가능성이 없는 전망치를 산출할 개연성이 높다. 결국 실현 가능한 장기 전망치를 도출하기 위해서는 연구자에 의한 일정한 제약 조건 부과는 불가피하다고 볼 수 있다.⁵¹⁾

종합적으로, 수리적(모수적) 출산율 모형의 경우 연령별 출산율을 평활화하는 데 있어서 유용한 역할을 할 수 있음은 부인하기 어려운 사실이지만, 출산율 전망 분야에서 수리적 접근의 성과는 제한적인 것으로 평가해 볼 수 있다. 특히, 본 연구가 검토하고 있는 1990년대 이후의 시기는 더욱 그러하다. 물론 이러한 평가는 수리적 모형에 한정된 문제는 아니며, 뒤에서 살펴볼 수 있듯이, 출산력 전망 모형을 가로질러 공통적으로 지적될 수 있는 문제라고 할 수 있다.

51) 통계청의 2011년 장래인구추계에 사용한 출산력 모형은 일반화 로그감마모형(generalized log gamma model)인데, 이 모형의 일반적인 인지도는 높지 않지만 일본이나 우리나라의 출산율 전망에서 긍정적인 평가를 받는 모형으로 알려진다. 일반화 로그감마모형 또한 수리적(모수적) 모형으로 분류될 수 있으며, 순위별 출산확률, 평균 출산연령, 출산연령 표준편차가 추정되는 모수이다(통계청, 2011, p.10). 2010년 통계청 장래인구추계의 경우 출산력 전망과 관련하여 2044년까지만 출산율을 추정하며, 이후 2044년 수준이 유지되는 것으로 가정하고 있다. 출산력 전망과 관련된 세부적인 사항들이 제공되지 않는 관계로 이러한 가정이 어떠한 근거하에 기초하고 있는지는 명확하지 않다. 그럼에도 불구하고 통계청이 사용한 모형 또한 아무런 제약 조건이 없을 경우 장기 전망에서 실현 가능성이 부족한 모수 추정치들을 산출할 개연성이 높으며, 2045년 이후 모수 추정치들을 고정시키는 조치도 일정 부분 이와 관련되는 것으로 추정해 볼 수 있다. 현재까지 공식적으로 발표되지는 않고 있지만, 2016년 통계청 장래인구추계의 출산력 모형 또한 일반화 로그감마모형에 기초하고 있는 것으로 알려진다(통계청, 2016c). 다만, 연령별 출산율(ASFR)을 전망한 후 합계출산율(TFR)을 산출한 2011년 출산력 모형과 달리 합계출산율(TFR)을 전망한 후 연령별 출산율(ASFR)을 산출하는 접근을 취하고 있다. 참고로, 2016년 통계청 장래인구추계에서 사용된 기본 모형들은 금년 11월에 있었던 「2016년 장래인구추계 공개 토론회」에서 소개된 바 있다.

〈표 3-1〉 주요 모수적 출산율 모형

함수명 (모수)	함수식
Hadwiger (a, b, c)	$f(x) = \frac{ab}{c} \left(\frac{c}{x}\right)^{\frac{3}{2}} \exp\left\{-b^2 \left(\frac{c}{x} + \frac{x}{c} - 2\right)\right\}$
Gamma (R, b, c, d)	$f(x) = R \frac{1}{\Gamma(b)c^b} (x-d)^{b-1} \exp\left(-\frac{x-d}{c}\right),$ for $x > d$
Beta (R, α, β)	$f(x) = R \frac{\Gamma(A+B)}{\Gamma(A)\Gamma(B)} (\beta-\alpha)^{-(A+B-1)} \cdot$ $(x-\alpha)^{A-1} (\beta-x)^{B-1}, \text{ for } \alpha < x < \beta$
Quadratic Spline ($R, \alpha, \beta, \theta_k, t_k$)	$f(x) = \begin{cases} R \cdot \sum_{k=0}^4 \theta_k (x-t_k)^2, & \alpha \leq x \leq \beta \\ 0 & , \text{ otherwise} \end{cases}$
Mixture Hadwiger (m, a, b_1, b_2, c_1, c_2)	$f(x) = m \left(\frac{ab_1}{c_1}\right) \left(\frac{c_1}{x}\right)^{\frac{3}{2}} \exp - b_1^2 \left(\frac{c_1}{x} + \frac{x}{c_1} - 2\right) +$ $(1-m) \left(\frac{b_2}{c_2}\right) \left(\frac{c_2}{x}\right)^{\frac{3}{2}} \exp - b_2^2 \left(\frac{c_2}{x} + \frac{x}{c_2} - 2\right)$
Peristera-Kostaki(1) ($c_1, \mu, \sigma_{11}, \sigma_{12}$)	$f(x) = c_1 \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-\mu}{\sigma(x)}\right)^2\right],$ where $\sigma(x) = \begin{cases} \sigma_{11} & \text{if } x \leq \mu \\ \sigma_{12} & \text{if } x > \mu \end{cases}$
Peristera-Kostaki(2) ($c_1, c_2, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$)	$f(x) = c_1 \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2\right] + c_2 \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2\right]$
Peristera-Kostaki(3) ($c_1, c_2, \mu_1, \mu_2, \sigma_{11}, \sigma_{12}, \sigma_2$)	$f(x) = c_1 \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-\mu_1}{\sigma_1(x)}\right)^2\right] + c_2 \cdot \exp\left[-\left(\frac{x-\mu_2}{\sigma_2}\right)^2\right],$ where $\sigma(x) = \begin{cases} \sigma_{11} & \text{if } x \leq \mu \\ \sigma_{12} & \text{if } x > \mu \end{cases}$

자료: Hoem et al.(1981, pp.236-238) 및 Peristera & Kostaki(2007, pp.145-148)에 기초하여 저자 작성.

나. 비모수적 출산력 모형

연령별 출산율 패턴에 관한 수리적 모형 대신 차원 축소(dimensionality reduction) 방법에 기초한 비모수적 모형 또한 사용 가능하다. 앞의 사망률 모형 부분에서 이미 살펴보았지만, 인구추계 분야에서 고차원을 저차원으로 축소시키는 가장 일반적인 방법은 주성분 분석이라고 할 수 있다.

주성분 분석을 수행한 후 주성분 및 이에 상응하는 주성분 점수의 시계열이 전망되고 최종적으로 이에 기초하여 연령별 출산율 전망치가 도출되는 과정을 거치게 된다. 주성분 분석에 기초한 출산율 전망 방법으로 아래에서는 사망률 전망에 광범위하게 사용된 LC 모형을 수정하여 출산율 변동을 모형화하고 있는 Lee(1993)의 모형과 함수적 자료 분석(FDA) 모형을 간략히 살펴보기로 한다.

우선, 사망률의 모형화와 전망에 널리 사용되는 LC 모형을 변형하여 출산율을 모형화하고 예측하는 시도 또한 이루어졌는데, Lee 모형(Lee, 1992, 1993; Lee & Tuljapurkar, 1994; Tuljapurkar & Boe, 1999)이 대표적이다. Lee(1993)는 출산율을 모형화하고 예측하는 데 있어서 사망률 모형에 사용된 LC 모형을 사용하고 있지만, 사망률에 비해 출산율 전망이 갖는 특징을 반영하는 모습을 보이고 있다. 보다 구체적으로, Lee(1993)는 사망률에서의 LC 모형과 유사한 방식으로 다음과 같은 연령별 출산율 모형을 제안하고 있다.⁵²⁾

52) 로그 모형에 기초한 사망률에서의 LC 모형과 달리 출산력 전망에서는 선형 모형이 사용되고 있는데, 이는 로그 모형을 취할 경우 출산율 지수(f)가 높은 연령대 출산의 영향을 크게 받음으로써 자료 적합도가 크게 떨어지는 문제와 관련이 있다(Lee, 1992, p.322).

$$f_{x,t} = a_x + f_t \times b_x + e_{x,t}$$

사망률에서의 LC 모형과 유사하게 $\sum b_x = 1$, $\sum f_t = 0$ 의 제약 조건이 부과된다. a_x 는 모형 추정 기간에 걸친 연령별 출산율의 평균, $\sum a_x$ 는 모형 추정 기간에 걸친 TFR 의 평균에 해당한다. 사망률 모형에서 적용한 LC 모형과 달리 Lee(1993)는 연령별 출산율 대신 TFR 을 모형화함으로써 추정 모수를 크게 줄이는 방식을 취하고 있다.

$\sum a_x = A$, $\sum e_{x,t} = E_t$ 라고 하고 전체 연령에 걸쳐 위 방정식의 양쪽을 합산하면 $F_t (= TFR_t) = A + f_t + E_t$ 라고 표시할 수 있다. f_t 는 t 시점의 TFR 이 장기 평균으로부터 이탈한 정도를 나타내는 지표로 해석할 수 있다. 사망률에서의 LC 모형처럼 위의 방정식 또한 SVD 방법을 통해 최소자승 해를 도출할 수 있다. 사망률에서의 LC 모형과 마찬가지로 전체 출생건수와 일치하도록 f_t 를 조정하는 재추정 절차를 거친다.

참고로, 사망률과 달리 출산율 모형에서는 선형 모형이 선호되고 있지만, 로그 선형 모형 또한 검토할 수 있다. 다만, 로그 선형 모형을 사용할 경우 선형 모형과 달리 재추정 절차를 거친 f_t 가 최초 추정치와 유의미하게 다를 개연성이 존재하기에 로그 모형 사용 시 반드시 재추정 절차를 거칠 것을 제안하고 있다(Lee, 1993, p.191).

시간의 경과에 따른 사망률 개선 효과를 모형화하기 위해 곧바로 시계열 모형을 적용한 것과 달리 출산율의 모형화에서는 출산에 관한 사전적 지식을 모형화 과정에서 반영하고 있다. 위의 방정식에 기초하여 곧바로 TFR_t 시계열을 모형화할 경우 TFR_t 의 실현 가능한 범위를 제한하기 어려운 한계가 있기에 Lee(1993)는 모형화 과정에서 TFR_t 의 상한(U)과 하한(L) 관련 제약을 명시적으로 도입한다.

보다 구체적으로, F_t 를 직접적으로 모형화하는 대신 다음과 같이 변형된 출산율 지표(G_t)에 기초하여 모형화를 시도하고 있다.⁵³⁾

$$G_t = \ln[(F_t - L)/(U - F_t)]$$

G 가 양의 무한대값을 가질 경우 F 는 상한인 U 가 되며, 반대로 G 가 음의 무한대값을 가질 경우 F 는 하한인 L 이 된다. 그러나 이러한 방식의 제약이 부여된 상황에서도 사용된 시계열 모형에 따라 변동 폭이 큰 TFR 값이 전망될 수 있음에 따라, Lee(1993)는 TFR 에 대한 점 추정치 대신, 아래와 같은 추가적인 모형 변형에 기초한 예측구간 설정 작업에 초점을 맞추게 된다.⁵⁴⁾

이에 따라 F_t 를 직접 모형화하는 대신 다음과 같이 F_t 가 미리 설정된 장기 균형 상태(F^*)를 중심으로 변동하는 $(F_t - F^*)$ 를 모형화하고 있다.⁵⁵⁾ 구체적인 모형의 선정 과정에서는 상수항 없는 ARMA 모형을 사용하며, 최종적으로 $(F_t - F^*)$ 예측치에 F^* 를 더함으로써 F_t 전망치를 산출하고 있다. 구체적인 시계열 모형 추정 과정에서 Lee(1993, p.195)는 다음과 같이 $TFR_t (= F_t)$ 을 변형한 지수인 G_t 를 모형화하고 있다.

53) G_t 가 전망될 경우 역변환에 기초하여 $F_t = [U \times \exp(G_t) + L] / (1 + \exp(G_t))$ 이 산출될 수 있다.

54) 보다 구체적으로, Lee(1993, p.193)는 모형 적합도에서 거의 유사한 결과를 보이는 시계열 모형임에도 불구하고 2050년경의 미국 TFR 전망치가 1.5와 2.2로 상당히 큰 격차를 가져옴으로써 위와 같은 제약 조건을 부여한 모형이 점 추정치 제공 측면에서 그 효용성이 크지 않음을 지적하고 추가적인 모형 변형에 기초하여 TFR 의 예측구간을 설정하는 모형 구축에 초점을 맞추게 된다.

55) TFR 의 장기 평균(기댓값)이 F^* 에 수렴한다는 것을 의미하지 장기적으로 TFR 이 F^* 에 수렴함을 의미하지는 않는다(Tuljapurkar & Boe, 1999, p.263). 그러나 F^* 가 장기 평균이기에 TFR 은 장기적으로 설정된 F^* 를 중심으로 변동하는 모습을 보일 것이다.

$$(G_t - G^*) = \beta(G_{t-1} - G^*) + u_t + \gamma u_{t-1},$$

$$\text{where } G^* = \ln[(F^* - L)/(U - F^*)]$$

마지막으로, 상수항 없는 ARMA(1,1) 모형을 사용하여 $(G_t - G^*)$ 를 전망한 후 G^* 를 더함으로써 G_t 계열을 산출할 수 있으며, 최종적으로 앞에서 살펴본 역변환 과정을 통해 F_t 와 $f_t = F_t - A$ 를 산출할 수 있다.⁵⁶⁾ 또한, $f_{x,t} = a_x + f_t \times b_x + e_{x,t}$ 를 이용해 연령별 출산율 추정치를 산출하는 과정을 거치게 된다. Lee(1993, p.196)는 상한(U)과 하한(L)이 상당히 좁게 설정되지 않는 한 TFR 예측구간이 상한(U)과 하한(L) 값에 크게 민감하지는 않음을 지적하고 있다.

종합적으로 Lee(1993) 출산율 모형은 출산력 전망에서 장기 균형(F^*)을 포함하여 상당한 수준의 사전 제약을 설정한 상태에서 출산율의 장기 변동과 관련된 예측구간을 제시하고자 하는 시도라고 할 수 있다. 상당한 정도의 사전 제약이 부과되고 있다는 점에서 Lee(1993)의 모형에 기초한 점 추정치가 기존 저위-중위-고위 시나리오 방식의 중위 궤적과 차별성을 보일 개연성은 크지 않다. 이러한 점에서 Lee(1993) 모형의 효용은, 점 추정치 대신, 예측구간 제공 측면에서 찾을 필요가 있다.

비록 출산율 변동의 상한과 하한을 사전적으로 설정하지만, 실제 예측구간이 설정된 상한과 하한에 비해 상당히 좁게 나타난다는 점에서 모형에서 설정한 상한과 하한 가정이 예측구간을 결정하는 것은 아니다(Lee, 1993, pp.193-194). 그러나 Lee 출산율 모형의 예측구간이 연구자에

56) 미국 사례에 적용한 모형의 AR 추정치가 1에 근접함으로써 Lee 출산율 모형에서 사용한 시계열 모형은 RWD와 유사한 측면이 있다. 그럼에도 불구하고 상수항 없는 ARMA(1,1) 모형을 사용하는 배경에는 통상적인 ARIMA 모형을 적용할 경우 예측구간이 제약 없이 확대되는 동시에 점 예측치 또한 지속적으로 초깃값으로부터 이탈할 수 있는 것과 관련이 있다(Lee, 1993, p.189).

의해 설정된 장기 균형(F^*)의 영향을 크게 받을 수 있음이 지적될 필요가 있다.

Lee 출산율 모형에 대해 사후 예측(ex-post forecasting) 시뮬레이션을 진행한 Tuljapurkar & Boe(1999, pp.263-264)에 의하면, 장기 균형(F^*)과 기준 시점의 TFR 간 격차 그리고 모형이 추정된 기간(base period)의 TFR 평균과 설정된 장기 균형(F^*) 간 격차에 의해 예측구간이 영향을 받음을 보여 주는데 이는 Lee 출산율 모형에서 장기 균형(F^*) 설정이 중요한 이슈임을 시사한다. Lee(1993)는 예측구간이 연구자에 의해 설정된 상한(U)과 하한(L) 값에 과도히 민감하게 반응하지는 않음을 지적하지만, 상이한 상한과 하한의 설정이 점 추정치와 예측구간에 일정 정도 영향을 미친다는 점에서 이에 대한 고려는 필요하다고 볼 수 있다.⁵⁷⁾

마지막으로, Lee(1993) 모형의 경우 TFR 을 모형화하고 전망한 후 이에 기초하여 연령별 출산율을 산출하고 있는데, 연령별 출산율의 자료 적합도가 낮은 점이 문제로 지적될 필요가 있다. 비록 연령별 출산율에 대한 적합도가 상대적으로 낮지만, TFR 에 대한 모형 적합도 수준은 매우 높은 것이 (연령별 출산율 대신 TFR 을 전망하는) Lee 출산율 모형의 특성이다.⁵⁸⁾

앞에서 살펴본 Lee(1993)의 출산율 모형은 사망률 전망에 사용된 LC

57) 앞의 변형된 출산율 지표(G_t)의 형태에서 살펴볼 수 있듯이 상한(U)은 모형 추정에 사용된 과거 TFR 에 비해 높게 설정되어야 하는데, 예컨대, 1970년 이후 TFR 자료가 제공되는 우리나라의 경우 상한(U)은 1971년의 합계출산율(4.54)보다 높게 설정될 필요가 있다. 통계청이 제공하는 우리나라 TFR 자료를 사용하여 Lee 출산율 모형을 추정해 보면 예측구간이 상한(U)과 하한(L) 변화에 민감하게 반응하지는 않는다. 다만, 하한(L)의 설정이 점 추정치에 일정 정도 영향을 미치는 것으로 나타나고 있다.

58) 보다 구체적으로, 분석에서 사용된 기본 모형의 경우 연령별 출산율에서 관측된 분산의 82%를 설명함에 비해 TFR 분산의 99.9%를 설명하는 것으로 나타나고 있다(Lee, 1993, p.200).

모형과 유사하게 시간의 경과에 따른 출산율 변동을 하나의 모수를 사용하여 모형화하고 있다. 그렇지만 위에서 살펴본 대로 사망률 전망에 사용된 LC 모형과 출산율 전망에 사용된 변형 모형 간에는 상당한 정도의 간극이 존재함을 살펴볼 수 있었다.

이렇게 현재까지 제시된 다양한 인구추계 모형 중에서 사망률, 출산률, 이동률 모형에 공통적으로 활용되는 사례를 찾기는 어려운 것이 현실이다. 이러한 점에서 인구변동 요인을 가로질러 공통적으로 활용될 수 있다는 점이 함수적 자료 분석(FDA) 모형이 갖는 중요한 장점이라고 할 수 있다.

FDA 모형은 앞에서 *TFR*의 변동을 예측한 Lee(1993)의 출산율 모형과 달리 연령별 출산율(*ASFR*)의 패턴을 모형화하는 데 초점을 맞추고 있다. 모형화와 관련하여 출산율에 대한 FDA 모형은 기본적으로 앞의 사망률 전망 부분과 동일하기에 본 소절에서는 추가적인 설명을 생략하기로 한다.

다만, 사망률과 출산율의 연령별 패턴에서 관측되는 차이를 반영하여 평활함수($f_i(x_i)$)를 도출하는 차이가 있다. 보다 구체적으로, 사망률 전망의 경우 평활함수를 도출하는 과정에서 단조성(monotonicity) 가정이 부여된 반면 출산율 전망에서는 오목성(concavity) 가정이 부여되는 차이가 있다(Hyndman & Ullah, 2007, p.4949, p.4951).

비록 함수적 자료 분석(FDA) 모형이 출생, 사망, 인구이동과 같은 인구변동 요인을 가로질러 공통적으로 적용될 수 있음이 논의되지만, 현재까지 출산율 전망에서 실제적으로 활용된 사례는 여전히 제한적인 것으로 파악된다(예컨대 Hyndman & Ullah, 2007; Hyndman & Booth, 2008; Shang, 2012).

다. 코호트 출산력 모형

출산율 전망 모형과 관련하여 본 연구에서는 Myrskylä, Goldstein, & Cheng(2013)의 코호트 출산율 모형(MGC 모형)을 검토하기로 한다. 기간(period) 측정치인 합계출산율(TFR)에서 나타나는 변동이 출산 타이밍(timing) 조정에 따른 변화(tempo)와 출생아 수에서의 변화(quantum)에 의해 영향을 받는다는 점은 인구학에서 잘 알려진 사실이며, 이러한 관계로 인해 코호트(cohort) 개념에 기초하여 출산력 변동을 살펴보고자 하는 유인이 존재한다.

기간 합계출산율(PTFR)에 비해 코호트 합계출산율(CTFR)에서의 변동은 해석상의 어려움 없이 출생아 수에서의 변화(quantum)를 나타내는 것으로 해석 가능하다. 비록 코호트 출산율 개념이 출산 시기 조절 효과(tempo effect)를 통제함으로써 보다 안정적인 장점은 있지만, 일반적으로 코호트에 기초한 접근은 완결 출산율 정보를 얻기 위해서는 30년 이상의 긴 시간이 필요하다. 결국 코호트 출산율의 경우 출산 생애를 완결하지 못한 코호트에서 발생하는 결측 자료(missing data) 문제를 어떻게 해결할 것인가에 대한 검토가 필요하다.

전통적으로 출산 생애를 완료하지 못한 코호트의 완결 출산율 추정은 가장 최근에 관측된 연령별 출산율이 미래에도 지속되는 것으로 가정하는 방식(freeze-rates approach)이라고 할 수 있다.⁵⁹⁾ 그러나 이러한 접근은 출산이 고연령층으로 이동하는 상황에서 완결 출산율을 과소 추정할 리스크를 가지고 있다. 결국 코호트 출산율 또한 기간 출산율 측정치가 갖는 것과 유사한 문제를 가지고 있다고 할 수 있다(Myrskylä,

59) 물론 이러한 가정 설정에 따른 오류를 최소화시키고자 기존 연구들은 코호트 출산율 추정의 대상을 30대 후반 이상의 연령층으로 한정하는 모습을 보인다(예컨대 Frejka & Calot, 2001, pp.103-104).

Goldstein, & Cheng, 2013, p.31-32).

MGC 코호트 출산율 모형(Myrskylä, Goldstein, & Cheng, 2013)은 기간 사망률에 관한 LC 모형(Lee & Carter, 1992)과 기간 출산율에 관한 Lee 모형(Lee, 1993)에서 일련의 영감을 얻고 있다. MGC 코호트 출산율 모형의 기본 구조는 다음과 같이 LC 사망률 모형이나 Lee 출산율 모형과 매우 유사하다.

$$f_{x,t} = a_x + b_x K_t$$

그러나 기본 LC 모형에 비해 모수 추정치의 도출 방식은 상이한데, 첫째, \hat{a}_x 는 관측된 가장 최근의 연령별 출산율을 통해 추정된다. 둘째, \hat{b}_x 는 과거 5년($t-4$ 기에서 t 기)에 걸친 연령별 출산율 변화의 평균으로 추정된다. 셋째, $\{f_{x,t} - \hat{a}_x\}$ 를 결과변수 그리고 \hat{b}_x 를 예측변수로 하는 회귀모형($f_{x,t} - \hat{a}_x = K_t \hat{b}_x$)을 추정함으로써 $t-4$ 기에서 $t-1$ 기까지 매년 \hat{K}_t 를 추정한다($K_{t-4}, K_{t-3}, K_{t-2}, K_{t-1}; K_t = 0$). 이는 SVD 방법에 기초하고 있는 LC 계열 모형과는 구분되는 측면이다. 마지막으로, RWD 모형($K_t = K_{t-1} + \delta + \epsilon_t$)에 기초하여 향후 5년을 전망한 후 δ 를 0으로 고정시킨다.

MGC 코호트 출산율 모형이 K_t 를 예측하는 데 있어서 RWD 모형을 사용한 것은 과거 5년이라는 짧은 시계열 자료에 기초하여 미래를 전망하는 것과 관련이 있다. 그러나 RWD 모형처럼 추세를 지닌 시계열 모형을 장기적으로 적용하는 데 따른 문제에 대응하기 위해 일정한 기간(5년) 후 추세를 없애는 방식을 취하고 있다.

Myrskylä, Goldstein, & Cheng(2013, p.51)은 과거 기준 기간을 5

년 대신 3년 혹은 10년으로 설정하거나 δ 를 5년 후 0값으로 고정하지 않는 방식 등 다양한 모형을 비교 검토한 후 과거 5년의 기준 기간 그리고 미래 5년 전망 후 δ 를 0으로 설정하는 것이 정확성 측면에서 최적의 모형임을 보고하고 있다.

그러나 출산율 추세에서 유의미한 변동이 발생한 최근 자료를 새롭게 추가하여 동일한 분석을 진행한 Statistics Canada(2015)는 MGC 코호트 출산율 모형의 예측 결과가 설정된 기준 기간에 따라 상당히 민감하게 변함을 보고하고 있다. 이러한 점에서 Statistics Canada(2015)는 MGC 모형을 수정하여 출산율 전망(중위가정)에서 10년의 기준 기간에 기초하여 향후 10년을 전망한 후 δ 를 0으로 고정하는 방식을 취하고 있다.

Myrskylä, Goldstein, & Cheng(2013)의 경우 출산율 전망에서 활용 가능한 가장 최근 자료가 존재하는 2009년 기준으로 30세 이상에 해당하는 1979년 코호트까지의 출산율을 전망하고 있다는 점에서 30세 미만 그리고 장기 출산율 전망에서 어떠한 성과를 보이는가를 검토하지 않고 있다.

라. 베이즈 출산력 모형

본 연구에서 검토하는 마지막 출산율 모형은 UN의 출산율 모형이다 (Alkema et al., 2011; Raftery, Alkema & Gerland, 2014; United Nations, 2014, 2015). UN 출산율 모형은 연령별 출산율을 모형화하는 대신 합계출산율(TFR)을 전망한 후 연령별 출산율로 전환하는 방식을 취하고 있다. 이는 앞에서 살펴본 UN 사망률 모형이 기대수명(e_0)을 전망한 후 이를 연령별 사망률로 전환하는 것에 대응되는 방식이다. 참고로,

앞에서 검토한 출산력 모형 중에서 Lee(1993)의 출산력 모형이 UN 출산율 모형과 마찬가지로 연령별 출산율(ASFR) 대신 합계출산율(TFR)에 기초한 모형을 구축하고 있다.

UN의 2015년 세계인구전망(World Population Prospects: The 2015 Revision)에서 출산율 전망은 총 5개의 가정에 기초하고 있다. 이 중에서 출산율 증위 가정이 일반적으로 널리 알려진 베이스 확률적 출산율 모형이며, 아래에서는 이를 중심으로 UN 모형을 설명하기로 한다(Alkema et al., 2011, pp.818-829; United Nations, 2015, pp.15-20).⁶⁰⁾

참고로, UN의 세계인구전망에서 고위 및 저위 가정은 예측 기간에 걸쳐 증위 가정에 0.5명을 더하고 빼는 방식이며, 이 외에 2010~2015년 기간의 출산율이 일정하게 유지되는 고정 출산율 가정(constant-fertility assumption)과 2015~2020년부터 순재생산율(Net Reproduction Rate: NRR)이 1을 유지하는 대체출산 가정(instant-replacement assumption)이 있다.

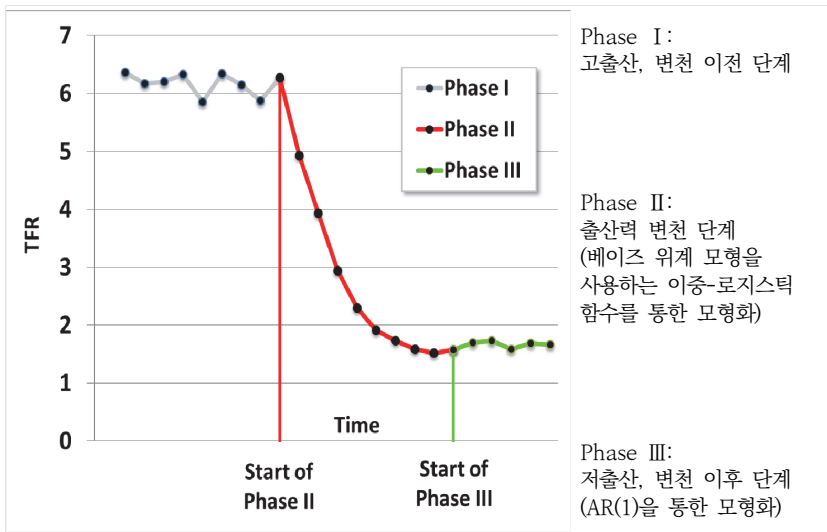
UN의 출산율 모형은 출산력 변천(fertility transition)과 관련된 기존 인구학적 논의를 그 기초로 하고 있다. 참고로, 기존 인구학적 논의는 출산력 변천 이전의 고출산 단계, 출산력 변천 단계, 출산력 변천 이후의 저출산 단계를 상정하고 있다. 마지막 단계인 출산력 변천 이후의 저출산 단계에서는 합계출산율이 대체출산율 수준에서 안정화될 것으로 논의된다([그림 3-3] 참고).

UN의 2015년 모형은 완전히 새로운 모형이 아니라 기존 모형을 개선한 것이다. 과거 UN 모형에서는 고출산에서 저출산으로 출산력 변천을

60) UN 베이스 출산율 모형의 기초가 된 것이 Alkema et al.(2011)의 연구인데, 본 연구에서 사용된 모형의 세부적인 사항에 대해서는 이들의 연구를 참고할 수 있다.

경험한 국가들의 경우 장기적으로 합계출산율이 1.85 수준에서 안정화될 것으로 가정되었다. 그러나 2015년 세계인구전망에서는 더 이상 최종 출산율을 1.85로 고정시키지 않고 있다. 그 대신 아래 [그림 3-3]의 Phase II 및 Phase III을 구분하여 모형을 하고 있다. 반면 대부분의 국가들이 출산력 변천을 이미 시작했다는 점에서 출산력 변천 이전 TFR 6~7 수준의 고출산 단계(Phase I)는 별도로 모형화 작업이 추진되지 않았다. 전 반적으로 UN의 출산력 전망 모형은 출산력 변천에 관한 기존 인구학적 논의를 기초로 출산력 변천의 상이한 단계를 구분하는 한편 전체 단계를 통합하는 모형 구축 대신 각각의 단계에 상응하는 별도의 모형을 구축하는 특징을 보이고 있다.

[그림 3-3] 출산력 변천 단계의 도식화



자료: United Nations. (2015). p.17.

출산력 변천의 제2 단계에서 합계출산율의 감소 「속도」는 이중-로지스틱 함수를 사용하여 해당 시점의 합계출산율의 함수로 표시되며, 이중-로지스틱 함수의 모수는 베이즈 위계 모형(Bayesian hierarchical model: BHM)을 통해 추정된다. 베이즈 위계 모형에 기초하여 도출되는 모수들의 확률분포는 해당 국가의 과거 추세를 고려하는 동시에 유사한 출산율 감소를 경험한 다른 국가들의 사례에서 관측되는 불확실성을 반영하고 있다.

이는 앞에서 살펴본 UN의 베이즈 사망력 모형과 동일하지만, 특히 베이즈 위계 모형은 미래 출산력 변화와 관련된 정보가 부족한, 출산력 변천의 초기 단계에 위치한 국가의 출산력 전망에서 중요한 역할을 하게 된다. 결국 빈도주의 접근과 비교해 과거 시계열이 제한적인 경우에도 효과적으로 활용될 수 있다는 것이 베이즈 접근의 중요한 장점이라고 할 수 있다.

위의 제2 단계에서 합계출산율의 감소 속도가 이중-로지스틱 함수를 통해 모형화된다고 하였는데, [그림 3-4]의 좌측은 과거 UN(United Nations, 2010)이 출산율 감소 유형에 기초하여 결정론적 방식으로 활용하던 이중-로지스틱 모형을 보여 주고 있다. 최초 출산력 변천이 시작되는 단계에서는 그 감소 속도가 상대적으로 느리게 진행되지만, 이후 합계출산율 4~5 수준까지 증가하는 모습을 보인다. 마지막으로 출산율 감소 속도가 최고 수준에 도달한 후 출산력 변천이 완료될 때까지는 감소하는 패턴을 보인다.

[그림 3-4]의 좌측에서 볼 수 있듯이, 과거 UN은 3개의 출산율 감소 모형을 제시했는데(Fast/Fast, Fast/Slow, Slow/Slow), 과거의 경험적 증거는 대체로 고출산 단계에서는 출산율 감소 속도가 빠른 반면 저출산 단계에서는 감소 속도가 느린 Fast/Slow 모형과 유사한 것으로 논의된다

(United Nations, 2010, pp.126-127).

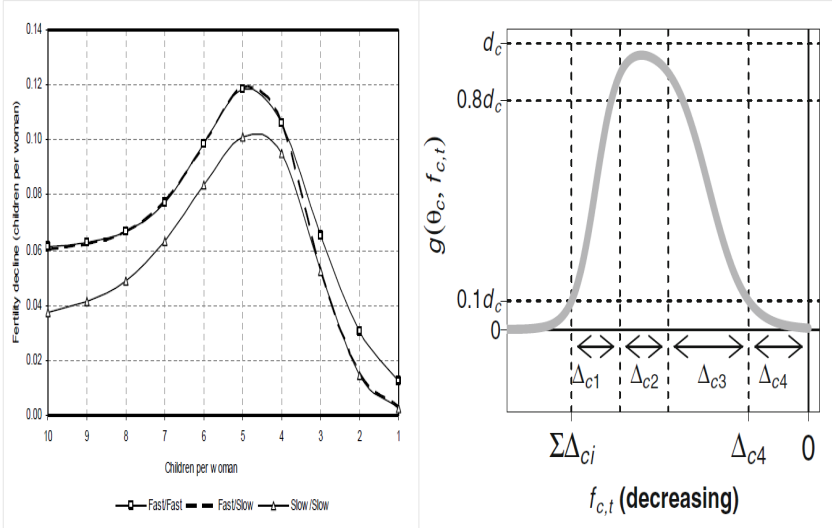
[그림 3-4] 좌측의 이중-로지스틱 함수는 총 6개의 모수(k_1 , Δf_1 , f_{m1} , k_2 , Δf_2 , f_{m2})를 지닌 2개의 로지스틱 함수의 결합으로 표현되어 있는데, 한 부분은 출산율 감소 속도가 증가하는 부분을, 다른 한 부분은 출산율 감소 속도가 감소하는 부분을 표시하고 있다. 참고로, 아래 방정식에서 Δf_t 는 합계출산율 감소 수준을, f_t 는 해당 시점에서의 합계출산율을 의미한다.

$$\Delta f_t = \frac{k_1}{1 + \exp\left[-\frac{2\ln(9)}{\Delta f_1}(f_t - f_{m1})\right]} + \frac{k_2}{1 + \exp\left[-\frac{2\ln(9)}{\Delta f_2}(f_t - f_{m2})\right]}$$

[그림 3-4]의 좌측에서 UN의 Fast/Slow 출산율 감소 모형 기준으로 합계출산율이 6일 때의 합계출산율 감소 폭은 0.10, 합계출산율이 5일 때의 감소 폭은 0.12 수준임을 살펴볼 수 있는데, UN이 Fast/Slow 출산율 감소 모형에서 사용한 모수들($k_1=-0.161$, $\Delta f_1=4.341$, $f_{m1}=5.064$, $k_2=0.220$, $\Delta f_2=3.023$, $f_{m2}=3.523$)(United Nations, 2010, p.149)을 위 식에 대입하면 해당 합계출산율에서의 출산율 감소 폭을 산출할 수 있다.⁶¹⁾

61) UN이 제시하는 모형별 모수 추정치들은 해당 매뉴얼(United Nations, 2010, p.149)을 참고할 수 있다.

[그림 3-4] UN의 출산율 감소 모형: 이중-로지스틱 함수



자료: United Nations(2010, p.150)(좌측), Alkema et al.(2011, p.821)(우측).

과거의 결정론적 방식과 마찬가지로 UN의 확률적 출산율 모형에서도 아래의 방정식처럼 제2 단계의 출산력 변천은 이중-로지스틱 함수를 통해 모형화된다([그림 3-4]의 우측 참고). 다만, 과거와 달리 모수는 국가(c)별로 $\theta_c = (\Delta_{c1}, \Delta_{c2}, \Delta_{c3}, \Delta_{c4}, d_c)$ 의 5개로 설정되고 있다(τ_c 는 출산력 변천 시작 시점).

아래의 이중-로지스틱 함수에서 첫 번째 로지스틱 함수는 합계출산율이 감소함에 따라 상한 d_c 에서 하한 0으로 감소하는 곡선인데, $\Delta_{c4} + 0.5\Delta_{c3}$ 이 중간점(midpoint) 그리고 Δ_{c3} 이 80%(= $f_{90\%} - f_{10\%}$) 구간에 해당한다. 이중-로지스틱 함수의 두 번째 함수는 합계출산율이 감소함에 따라 $-d_c$ 에서 0으로 증가하는 곡선으로 $\sum_i \Delta_{c_i} - 0.5\Delta_{c1}$ 이 두 번째 곡선의 중간점이며 Δ_{c1} 이 80% 구간에 해당한다.

모수 d_c 가 최대 출산율 감소 수준을 결정하며, $U_c = \sum_{i=1}^4 \Delta_{ci}$ 와 Δ_{c4} 가 출산율 감소가 시작되고 종료되는 시점에서의 합계출산율 수준을 결정한다. 또한 $U_c - \Delta_{c4}$ 에 대비한 $\Delta_{c1}, \Delta_{c2}, \Delta_{c3}$ 의 비(ratio)가 출산율 감소 속도에서의 가속(감속) 타이밍에서의 차이를 반영하게 된다.

[그림 3-4]의 우측에서 볼 수 있듯이, 출산율 감소는 합계출산율이 $U_c = \sum_{i=1}^4 \Delta_{ci}$ 에서 시작되며, 이때 출산율 감소 수준은 최대 감소 속도의 0~10% 수준이다. Δ_{c1} 구간에서는 대략 $0.1d_c$ 수준에서 $0.8d_c$ 이상 수준으로 출산율 감소 속도가 증가하는 패턴을 보이며, Δ_{c2} 구간에서 최고 감소 속도를 보인다. 이후 출산율 감소 속도는 Δ_{c3} 구간에서 감소하는 패턴을 보이며, 합계출산율이 Δ_{c4} 구간에서는 출산율 감소 속도가 $0.1d_c$ 수준까지 감소한다.

$$f_{c,t+1} = f_{c,t} - g(f_{c,t}|\theta_c) + \epsilon_{c,t+1}$$

$$g(f_{c,t}|\theta_c) = \frac{d_c}{1 + \exp\left[-\frac{2\ln(9)}{\Delta_{c3}}(f_{c,t} - (\Delta_{c4} + 0.5\Delta_{c3}))\right]} +$$

$$\frac{-d_c}{1 + \exp\left[-\frac{2\ln(9)}{\Delta_{c1}}(f_{c,t} - (\sum_i \Delta_{ci} - 0.5\Delta_{c1}))\right]}, \text{ where } i = 1, 2, 3, 4,$$

$$d_{c,t} = \begin{cases} g(f_{c,t}|\theta_c), & \text{for } f_{c,t} > 1, \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$\epsilon_{c,t} \sim \begin{cases} \text{Normal}(m_t, s_t^2), & \text{for } t = \tau_c \\ \text{Normal}(0, \sigma(f_{c,t})^2), & \text{otherwise} \end{cases}$$

결정론적 모형과 달리 확률적 출산율 모형에서는 이들 모수가 고정된 것이 아닌 분포를 이루는데, 600,000개의 출산율 감소 궤적(이중-로지스틱 곡선)이 해당 모수 추정치의 사후분포(posterior distribution)에서 추출되는 방식이다. 출산력 변천을 통해 제3 단계(Phase III)에 도달할 경우 BHM에 기초하여 국가별로 설정된 최종 출산율 수준을 중심으로 변동하는 것으로 가정된다.

대체출산율 수준 이하로 출산율 감소를 경험한 국가들의 경우 출산율이 상승 패턴을 보인 과거의 경험적 사례를 참고하여 아래와 같은 AR(1) 시계열 모형에 기초하여 출산율 상승을 모형화하고 있다($\mu=2.1$).⁶²⁾

$$f_{c,t+1} - \mu = \rho(f_{c,t} - \mu) + \epsilon_{c,t+1},$$

$$\epsilon_{c,t} \sim Normal(0, s^2)$$

제3 단계에서 합계출산율이 대체출산율 아래일 경우 증가하는 반면 대체출산율을 초과할 경우 감소하는 패턴을 보이는 것으로 모형화된다. 현재의 합계출산율과 대체출산율 간 격차가 클 경우 증가 혹은 감소 폭이 커지며, 자기회귀계수 ρ 가 작을수록 더 신속하게 조정된다($|\rho| < 1$). 비록 대체출산율 이하 국가들이 보인 출산율 상승 패턴을 고려하고 있기는 하지만, 이 부분에 대한 인구학적 논거는 여전히 취약하다고 할 수 있다.

제3 단계의 모형화 과정 또한 BHM에 기초하고 있는데, 해당 국가의 과거 출산율 변화를 고려하는 동시에 출산율 회복을 경험한 다른 저출산 국가들의 경험을 모형에 반영하는 구조이다. 다만, 출산율 상승 징표 없

62) 평균을 대체출산율 수준에서 고정시키는 방식이 우리나라를 포함한 동아시아 국가들의 경우에 타당하지 못하다는 문제 제기와 관련하여 Raftery, Alkema, & Gerland(2014, pp.63-65)는 모든 국가들이 제3 단계에서 공통의 모형을 적용받는 대신 국가를 가로질러 μ 와 ρ 가 상이하게 변동할 수 있는 방안을 제시하고 있다.

이 장기간 저출산 현상을 경험한 국가들의 경우 단기적으로 저출산 현상이 지속될 것으로 가정된다. 앞에서 언급했듯이, UN의 2015년 세계인구전망에서는 제3 단계에서 국가별 장기 출산율이 1.85에 도달한다는 가정을 더 이상 사용하지 않는 관계로 이 기준선보다 낮아질 개연성을 허용하고 있다.

최종적으로, 어떤 특정 시점에서의 이중-로지스틱 곡선이 해당 시점의 합계출산율 대비 출산율 감소 수준을 의미하기에 산출된 이중-로지스틱 곡선에 기초하여 합계출산율 전망치를 산출하는 것이 가능하다. 제2 단계에서 추출된 600,000개 궤적의 10%를 추출하여 국가별로 60,000개의 합계출산율 궤적을 산출하며, 이 궤적들의 중앙값이 UN 세계인구전망의 중위 출산율로 사용된다. 또한 이러한 출산율 전망에서의 불확실성을 표시하기 위해 예측구간의 80% 및 95%가 계산된다.

마지막으로, UN의 출산율 전망은 합계출산율의 모형화에 있어서 방법론적으로 큰 진전을 이룬 것으로 평가되지만, 연령별 출산율 변이에 대해서는 상대적으로 최근에야 비로소 검토가 진행되기 시작했다. 세계인구전망 2012년 개정판의 경우 합계출산율을 전망한 후 연령별 출산율로 전환하는 데에는 결정론적 방식이 사용되었다.

보다 구체적으로, 저출산 국가의 경우 2025~2030년 기간까지 설정된 모델 연령별 출산율 패턴에 도달하는 것으로 가정하였다(United Nations, 2014, p.26). 반면 세계인구전망 2015년 개정판에서는 합계출산율을 연령별 출산율로 전환하는 과정에서 보다 체계적인 모형을 사용하고 있다. 그러나 앞의 사망률 부분에서 언급한 것과 마찬가지로 합계출산율 전망에 수반된 불확실성이 반영되는 반면 주어진 합계출산율에서 연령별 출산율로의 전환은 여전히 결정론적인 방식을 취하고 있다는 점에서 불확실성에 대한 온전한 모형화가 이루어지지 못하고 있는 상황이

다(Sevcikova et al., 2015, p.24).

종합적으로, UN의 베이스 접근에서 전문가의 판단이 간접적으로 개입 되는 측면이 있기는 하지만, 인구 부문을 넘어선 다양한 요인들의 영향을 반영할 여지가 부족한 것이 현실이며 전문가 판단과 같은 사전 정보 대신 자료가 주도적인 역할을 하는 상황으로 볼 수 있다. 특히, 출산율 전망 모형의 경우 미래 출산력 변천과 관련된 인구학적 이론이나 지식의 역할이 사망력에 비해 더욱 제한적이라는 점에서 전문가의 역할을 반영하는 데 있어서 그 한계가 더욱 큰 상황이다. 다만, 자료가 중요한 역할을 함에도 불구하고 UN의 모형은 해당 국가의 과거 경험뿐만 아니라 다른 국가들의 경험을 체계적으로 반영한다는 점에서 앞에서 살펴본 다른 모형들과는 중요한 차이가 있다.

3. 이동력

인구이동(이민) 전망 부문의 모형화 연구는 인구변동 요인 중에서 여전히 가장 취약한 상황이다. 주요 국가들의 인구이동 전망 방법을 검토하고 있는 Howe & Jackson(2004, pp.8-18)은 일부 국가의 사례를 제외하고는 최근까지도 인구추계에서 인구이동에 대한 전망은 현재의 인구이동 수준을 유지한다거나 순인구이동이 없다는 것과 같은 단순한 방식이 주를 이루고 있음을 지적하고 있다.

인구이동의 경우 개인들의 의식적인 선택뿐만 아니라 경기 변동, 정책 변화 혹은 정치 환경 변화에 민감하게 영향을 받을 수 있다는 점에서 인구변동 요인 중에서 불확실성이 가장 큰 요인에 해당한다. 예컨대, 신규 회원국의 가입을 통한 유럽연합(EU)의 확장은 유럽 인구이동에서 구조적 변화를 초래한 것으로 평가되는데, 이러한 정치사회적 환경 변화를 고려

하지 않을 경우 기존 인구이동 모형에 기초한 예측 오차는 매우 클 수 있다.

인구이동 전망과 관련된 모형의 발전이 상대적으로 낮은 배경에는 또한 인구이동의 흐름을 세부적으로 보여 주는 신뢰할 만한 자료가 부족하다는 점이 자리 잡고 있다. 예컨대, 최근까지 사망률과 출산율의 경우 HMD, HFD와 같은 신뢰할 만한 자료가 체계적으로 구축되고 있는데(제4장 참고), 인구이동의 경우 현재까지 뚜렷한 진전을 보여 주지 못하고 있는 상황이다.

현재까지 대부분의 인구이동 전망이, 현 인구이동 수준을 유지하거나 순인구이동이 없다는 것과 같은, 단순한 방식을 취하고 있다는 점에서 인구이동 이론과 실제 인구이동 전망 간에는 큰 간극이 존재한다고 할 수 있다(Howe & Jackson, 2004, p.24). 미래 예측과 관련하여 이론이 중요한 역할을 함에도 불구하고 인구이동 분야의 경우 현재까지의 이론적 발전이 인구이동 전망 측면에서 직접적으로 활용되기에는 한계가 있는 상황이다. 기존 인구학적, 사회학적, 경제학적, 지리학적 인구이동 이론들이 인구이동 현상을 「사후적으로」 설명하는 데 있어서 일정한 역할을 하는 것은 사실이지만, 현재까지 인구이동 「전망」 차원에서 인구이동 이론의 효용성은 매우 제한적이라고 할 수 있다. 이는 인구이동 현상의 복잡성으로 현재까지의 이론들이 다양한 인구이동 현상의 일부분만을 설명하는 것과는 관련이 있다. 물론 세계체제론(World Systems Theory)과 같은 거대 이론이 존재하기는 하지만 이들 거대 이론 또한 인구이동 전망 목적으로 직접 활용되기에는 어려운 측면이 있다(Bijak, 2011, pp.47-51).

사망력과 출산력에 비교할 때 인구이동 전망에 초점을 맞춘, 특히 불확실성을 모형화할 수 있는 통계적 모형의 발전은 매우 느리게 진행되고 있

는 상황이다. 전통적인 시나리오 접근을 제외하고 인구이동 전망에서 가장 빈번히 활용되는 모형은 ARIMA 모형이다. 예컨대, 호주의 사례에서 Wilson & Bell(2004, p.209, p.211)은 국제 인구이동의 유형을 구분하여 전망하고 있는데, 장기 입국은 ARIMA(3,1,0), 장기 순인구이동은 ARIMA(1,0,0), 장기 출국은 장기 입국에서 장기 순인구이동을 빼는 방식으로 전망하고 있다.

그러나 ARIMA 모형의 단순한 적용에 따른 문제를 해결하기 위해 전문가의 판단을 추가적으로 고려하는 것이 보다 일반적이라고 할 수 있다. 예컨대, 네덜란드의 인구이동을 전망하고 있는 De Beer(1997, pp.229-230)는 입국자와 출국자 규모를 AR(1) 모형(출국자의 경우 RW 모형 추가 고려)을 통해 전망하고, MA(1) 모형을 통해 순인구이동 규모를 전망하고 있다. 그러나 ARIMA 모형을 단순히 적용할 경우 장기 순인구이동 예측치가 최근 관측된 실적치에 비해서도 상당히 낮게 전망되는 문제가 발생함을 보고하고 있다. 이에 따라 ARIMA 모형과 전문가의 판단을 결합한 ET 모형(Extrapolation-Target Model)을 사용하고 있는데, ET 모형에서 전문가의 판단은 장기 목표 설정 부분에서 고려되고 있다.

출생이나 사망에 비해 인구이동 부문에서는 베이즈 접근에 기초한 연구가 더욱 활성화되는 경향이 관측되는데, 이는 앞에서도 언급했듯이 인구이동 부문의 경우 활용 가능한 자료가 상당히 제한적이라는 것과 관련이 있다. 결국 활용 가능한 자료가 제한적인 상황에서 전문가의 판단이 인구이동 전망과 관련하여 더욱 중요한 역할을 할 수 있는데, 베이즈 접근이 전문가의 판단을 보다 체계적인 방식으로 고려할 수 있는 것과 관련이 있다(Bijak, 2005, p.5).

예컨대, Bijak & Wisniowski(2010)는 베이즈 접근을 통해 2025년까지 유럽 7개국(오스트리아, 이탈리아, 체코, 포르투갈, 폴란드, 프랑스,

헝가리)의 국제 인구이동을 전망하고 있는데, 양적 자료와 함께 전문가를 대상으로 한 델파이 서베이에 기초한 질적 자료를 활용하고 있다. 유사하게 환경적 요인에 기초하여 인구이동을 전망하고 있는 Abel, Bijak, Findlay, McCollum, & Wisniowski(2013)의 연구 또한 양적 자료와 함께 델파이 서베이에 기초한 전문가의 판단을 분석 모형에 반영하고 있다.

최근 들어 인구이동 전망과 관련된 연구들이 진행되고 있지만, 인구이동 부문에서 전망 작업의 효용성과 관련하여 일관된 결론이 존재하지 않는다. 인구이동 전망의 효용성과 관련된 극단적인 견해로, Bijak & Wisniowski(2010, p.794)는 인구이동 전망이 지닌 효용은 5~10년 정도의 추계 기간에 한정됨을 지적하며, 인구이동 부문에서 장기 전망은 신뢰할 수 없음을 지적하고 있다.

구체적인 인구이동 전망 모형과 관련하여 아래에서는 함수적 자료 분석(FDA) 모형(Hyndman & Booth, 2008)과 베이즈 인구이동 모형(Azose & Raftery, 2015)을 간략히 소개하기로 한다.

인구이동 전망의 효용성 논란에도 불구하고 인구이동을 적극적으로 모형화하고자 하는 시도가 이루어진 바 있는데, 그중 하나가 함수적 자료 분석 패러다임에 기초한 모형이다. 앞서서도 언급했듯이 FDA 모형은 사망률 분야뿐만 아니라 출산력과 인구이동 부문에서도 활용되고 있다.

FDA 모형을 인구이동 전망에서 사용하고 있는 Hyndman & Booth(2008, p.325)는 완전성과 신뢰성을 갖춘 인구이동 자료를 확보하기 쉽지 않다는 점에서 인구의 성장균형방정식(demographic growth-balance equation)을 활용하는 간접적인 방식으로 과거 인구이동 규모를 추정하고 있다.

보다 구체적으로, 시작 시점인 t 년에 연령이 x 세인 개인들의 순인구이

동 규모를 $NM_t(x, x+1)$ 라고 할 때 성장균형방정식에 기초하여 다음과 같이 순인구이동 규모를 산출한다.

$$NM_t(x, x+1) = P_{t+1}(x+1) - P_t(x) + D_t(x, x+1),$$

$$\text{where } x = 0, 1, 2, \dots, p-2$$

$$NM_t(p-1^+, p^+) = P_{t+1}(p^+) - P_t(p^+) - P_t(p-1) + D_t(p-1^+, p^+)$$

$$NM_t(B, 0) = P_{t+1}(0) - B_t + D_t(B, 0) .$$

결국 적절한 인구이동 자료가 활용 가능하지 않은 상황에서 전체 인구 증가에서 자연증가(natural increase)를 뺀으로써 순인구이동 규모를 산출하는 방식임을 살펴볼 수 있다. 그러나 이러한 방식으로 순인구이동 규모를 산출할 경우 추계인구 및 인구동태통계 자료에 존재하는 오차가 순인구이동 규모 추정치에 반영되는 문제가 발생할 수 있다. 따라서 인구균형방정식을 통해 간접적으로 순인구이동 규모를 추정하는 방식은 미등록 이민자의 규모가 크거나 센서스의 완전성이 증가하는 상황에서는 부적절할 수 있다(Hyndman & Booth, 2008, p.325, p.335). 마지막으로, 이러한 방식으로 기준 기간의 순인구이동 자료가 구축된 후 사망률과 출산율 전망에 사용된 함수적 자료 분석(FDA) 모형을 통해 미래 순인구이동 규모에 대한 전망이 이루어질 수 있다.

인구이동의 모형화와 관련하여 가장 최근에 이루어진 시도로 Azose & Raftery(2015)의 베이즈 인구이동 모형이 있다. 앞에서 살펴보았듯이, UN이 사망률과 출산력 전망과 관련된 공식적인 확률적 모형을 구축한 반면 현재까지 인구이동과 관련해서는 전통적인 접근과 마찬가지로 시나리오 방식에 기초하고 있다. 이에 따라 공식적인 UN 인구이동 모형 구축과 관련된 필요성이 제기되는 상황이다.

참고로, 2015년 세계인구전망(World Population Prospects)에서는 표준인구이동 가정(normal migration assumption)과 제로 인구이동 가정(zero-migration assumption)에 기초하여 인구이동을 전망하고 있다. 표준인구이동 가정에서는 현 수준의 순인구이동이 2045~2050년까지 지속된 후 2095~2100년까지 2045~2050년 수준의 50%까지 점진적으로 감소하는 것으로 가정된다. 반면 제로 인구이동 가정에서는 2015~2020년 기간부터 국제 인구이동이 0(zero)으로 설정된다(United Nations, 2015, p.31).

Azose-Raftery 인구이동 모형(Azose & Raftery, 2015)은 공식적인 UN 인구이동 모형 구축의 일환으로 추진된 연구로 볼 수 있는데, 이들은 순인구이동률 자료를 활용하여 위계적 베이즈 AR(1) 모형(Bayesian hierarchical autoregressive model)을 구축하고 있다. 다만, 현재까지 UN의 공식 세계인구전망에 사용되는 사망률과 출산율에 관한 확률적 모형에 비해서는 상당히 단순화된 모형 구조를 취하고 있다.

UN의 확률적 인구추계 모형에 조응하기 위해 순인구이동 규모(net migration count)를 전망할 필요가 있지만, 국가별 순인구이동 규모에서 관측되는 분산이 대체로 인구 규모에 비례하여 증가하기 때문에 분산 안정화를 위해 이들은 대안적으로 순인구이동률(net migration rate)을 모형화하는 방식을 취하고 있다. 이러한 점에서 Azose-Raftery 인구이동 모형은 앞에서 살펴본 FDA 인구이동 모형이 순인구이동 규모를 직접 전망하는 것과는 차이를 보인다.

t 기 c 국가의 순인구이동률을 $r_{c,t}$, 장기 평균 이동률을 μ_c 라고 할 때 Azose-Raftery 모형은 구체적으로 다음과 같이 표시된다.⁶³⁾

63) Azose & Raftery(2015, p.1632)는 위 모수들의 사전분포(prior distribution)를 제공하고 있지만, 그 세부적인 논거를 제시하지는 않고 있다.

$$\begin{aligned}
 \text{level 1} & \begin{cases} (r_{c,t} - \mu_c) = \phi_c(r_{c,t-1} - \mu_c) + \epsilon_{c,t} \\ \epsilon_{c,t} \stackrel{iid}{\sim} Normal(0, \sigma_c^2) \end{cases} \\
 \text{level 2} & \begin{cases} \phi_c \stackrel{iid}{\sim} Uniform(0, 1) \\ \mu_c \stackrel{iid}{\sim} Normal(\lambda, \tau^2) \\ \sigma_c^2 \stackrel{iid}{\sim} Inverse\ Gamma(a, b) \end{cases} \\
 \text{level 3} & \begin{cases} a \sim U(1, 10) \\ b|a \sim U(0, 100(a-1)) \\ \lambda \sim U(-100, 100) \\ \tau \sim U(0, 100) \end{cases}
 \end{aligned}$$

다만, 일반적인 베이지 접근처럼 위 모수들의 결합사후분포(joint posterior distribution)에 기초하여 순인구이동률을 전망할 경우 모든 국가를 아우른 전체 성별 및 연령별 순인구이동 규모가 0(zero)이라는 조건을 보장할 수 없다는 점에서 추가적인 제약을 부가하는 방식을 취하고 있다. 앞에서 살펴본 Abel et al.(2013)이나 Bijak & Wisniowski(2010)의 베이지 접근이 전문가의 지식을 직접적으로 모형 화함에 비해 Azose & Raftery(2015)의 모형에서는 전문가의 지식이 명시적으로 사전분포에 제시되는 구조는 아님을 알 수 있다.

다만, 이들의 베이지 모형 또한 개별 국가의 장기 평균 이동률 μ_c (normal prior), 자기회귀 계수 ϕ_c (uniform prior) 등 사전분포 설정 과정에서 일정 부분 전문가 판단을 반영하는 구조를 가지고 있음을 살펴볼 수 있다. 예컨대, 앞의 방정식에서 ϕ_c 가 0과 1 사이의 값을 갖는 균일분포(uniform distribution)를 갖는다는 제약은 시계열의 안정성을 확보하기 위한 조치로 해석할 수 있다.

5년 단위로 구간화된 UN 자료의 특성상 분석 대상에 포함된 국가들은

1950~2010년 기간 동안 총 12개 시점(5년 단위)의 시계열 자료만을 가지고 있다. 그러나 빈도주의 접근에 비교할 때, 베イズ 모형에서는 모형 추정 과정에서 다른 국가들에서 관측된 정보 및 인구이동과 관련된 사전 정보(prior distribution)가 활용될 수 있다는 점에서 이러한 (단기)시계열 자료의 제약을 완화하고 있다.

본 소절에서는 구체적인 인구이동 모형으로 FDA 모형과 베イズ 모형 두 가지를 검토하였는데, 현재까지 이들 모형의 정확성과 관련된 평가를 찾아보기는 쉽지 않다. 이러한 점에서 이동력 분야의 경우 현재까지도 어떤 특정 모형의 유용성을 논의하기는 매우 어려운 상황이다.

다양한 인구이동 모형을 검토한 Disney et al.(2015, pp.42-43)은 인구이동 일반에 대해 어떤 특정한 모형이나 접근을 권고하는 대신 다음과 같은 인구이동 전망과 관련된 3단계 모형화 과정을 권고하고 있다. 첫째, 인구이동 흐름의 안정성 혹은 정치적, 경제적, 혹은 정책적 개입에 대한 민감도 등 예측 대상 인구이동의 흐름에 대한 체계적인 이해가 필요하다. 둘째, 시계열 자료의 축적 정도, 인구이동 자료에서 구조적 변화의 존재 여부 등 현 시점에서 활용 가능한 자료의 장단점에 대한 검토가 필요하다. 마지막으로, 분석 대상 인구이동 흐름이 지닌 특징과 이용 가능한 자료에 기초하여 적절한 모델링 방법을 선택할 필요가 있다. 특히, 인구이동 시계열의 안정성(stationarity)에 대한 검토 및 이에 상응하는 시계열 모형의 선정 그리고 단기 시계열 자료만 존재할 경우 미래 예측에는 추가적인 전문가의 판단이 적절할 수 있음을 지적하고 있다. 그러나 이러한 접근을 취한다고 하여 인구이동 전망에 수반된 오류가 무시할 수 있을 정도로 작을 것임을 보장하는 것은 아니기에 Disney et al.(2015)의 논의는 인구이동 전망과 관련된 기본적인 가이드라인 정도로 이해할 필요가 있을 것이다.

제3절 소결

본 장에서는 1990년대 이후 등장한 주요 인구추계 모형들의 내용과 특징을 살펴보았다. 1990년대 이후 등장한 인구추계 모형의 경우 대체로 통계적 모형에 기초하는 경향이 강하다는 점에서 본 연구는 시계열 모형 등 통계적 모형에 기초한 모형들을 중심으로 주요 인구추계 모형들을 검토하였다.

전반적으로 인구추계 모형의 발전 현황에 있어서 인구변동 요인별로 뚜렷한 차이가 존재함을 살펴볼 수 있었다. 인구변동 요인 중 사망력의 경우 모형 구축과 관련하여 최근까지 활발한 연구가 이루어짐을 살펴볼 수 있었다. 1992년 LC 모형 등장 이후 부분적인 모형 변경이나 모형 일반화가 이루어지는 한편 기간 및 연령 효과 외에 코호트 효과를 반영하거나 인구사회학적으로 밀접히 연관된 집단 간의 관계성을 고려하는 모형 등 모형의 정교화 수준 또한 크게 높아지고 있음을 살펴볼 수 있었다.

물론 인구변동 요인 중 사망력 분야가 모형화 측면에서 가장 활발히 연구되는 분야이기는 하지만, 최근의 방법론적 발전이 사망력 전망의 정확성을 보장하는 것은 아님에 유의할 필요가 있다. 최근까지의 논의는, 방법론적 발전에도 불구하고, 사망력 전망 작업의 효용성을 높이기 위해서는 통계적 모형의 단순한 적용 대신 과거 자료에 대한 정확한 분석과 동시에 미래 사망력의 전개 방향과 관련된 인구학적 이론이나 지식이 중요한 역할을 담당할 필요가 있음을 시사하고 있다.

반면 출산율 전망 분야의 경우 방법론적 발전은 상당히 미진한 모습을 보였다고 할 수 있다. 모수적(수리적) 출산율 모형은 물론이고 비모수적 출산율 모형 분야 또한 큰 진전을 보여 주지 못하고 있다. 출산율 전망에 관한 대표적인 연구로 Lee(1993)의 출산율 모형화 연구가 있지만, 점 추

정치(point forecast)를 제공하는 출산율 모형으로는 한계가 있으며, 예측구간을 제공하는 측면에서도 이 모형이 큰 성과를 거두었다고 평가하기는 쉽지 않은 것으로 판단된다.

1990년대 이후 등장한 출산율 모형 중에는 UN의 공식적인 세계인구 전망에서 활용되는 베이스 출산율 모형이 일정 정도 인구학적 지식을 충실히 반영하는 한편 다른 국가들의 경험을 동시에 고려하고 있다는 점에서 그 성과를 인정할 수 있다. 그럼에도 불구하고 UN의 베이스 출산율 모형이 향후 어떠한 성과를 보일 것인가에 대해서는 추가적인 시간이 필요한 것으로 보인다.

특히, UN의 출산율 모형은 연령별 출산율 대신 요약 지표인 합계출산율을 전망하고 있는데, 이는 이 모형이 지닌 장점인 동시에 기존 다른 모형들과 달리 해결해야 할 과제를 제시하고 있다. 보다 구체적으로 UN의 출산율 모형은 합계출산율을 전망한다는 점에서 연령별 출산율을 전망하는 모형들에 비해 예측치(합계출산율)가 수용 가능한 수준의 값인지를 평가하기가 용이한 동시에 미래 합계출산율 수준과 관련된 인구학적 논의를 반영할 수 있는 장점이 있다. 반면 사망률 전망과 마찬가지로 요약 지표인 합계출산율을 연령별 출산율로 전환하는 과정에서 모형 정교화의 필요성이 요청되고 있다.

일부 인구이동 예측 모형화 노력에도 불구하고, 인구이동 부문은 최근 까지도 방법론적으로 큰 진전이 보이지 않고 있다. 다만, 최근의 논의들은 인구이동을 정교하게 모형화하는 것이 필요한가와 관련된 보다 근본적인 의문을 제기하는 측면이 있다. 비록 인구이동을 모형화하고자 하는 시도가 지속되고 있지만, 인구이동의 경우 미래에 대한 전망 대신 발생 가능한 리스크에 대한 사전 경고 및 리스크 관리 기능이 더욱 중요할 수 있음을 최근 연구(Disney et al., 2015, p.7)는 제안하고 있다.

인구변동 요인들을 가로질러 공통적으로 지적될 필요가 있는 사항으로 1990년대 이후 통계적 모형에 기초한 인구 전망이 인구추계 분야를 주도함에도 불구하고 이들 모형은 기본적으로 인구학적 요인들만을 고려하는 경향이 있다는 점이다. 반면 인구변동과 관련하여 이러한 변동이 발생하는 생물학적 혹은 사회경제적 맥락을 고려하지는 못하는 모습을 보인다. 현재까지도 인구변동이 발생하는 원인에 대한 체계적인 이해가 부족하다는 점에서 현재의 인구추계 모형, 특히 과거의 자료에 기초하여 미래 추세를 전망하는 통계적 모형의 활용이 인구추계 전망의 정확성을 유의하게 향상시키길 기대하기는 쉽지 않다. 이는 인구추계의 정확성 문제를 가장 우선시하는 최근까지의 경향이 과연 적절한가에 대한 의문을 제기하는 측면이 있다.

제 4 장

인구추계 모형 평가

제1절 서론

제2절 분석 자료

제3절 분석 모형 및 지표

제4절 분석 결과

제5절 소결

4

인구추계 모형 평가 <<

제1절 서론

인구추계 모형에 대한 평가는 다양한 측면에서 이루어질 수 있지만, 현재까지도 예측의 정확성은 가장 중요한 지표로 인식되고 있다. 이러한 측면에서 본 장에서는 예측의 정확성 측면에서 앞에서 살펴본 주요 인구추계 모형들을 경험적으로 분석하고자 한다. 물론 정확성(accuracy)은 인구추계를 평가하는 다양한 준거 중의 하나이며, 정확성 외에도 정보의 구체성, 액면 타당성, 이론적·경험적 적합성(plausibility), 생산 비용, 적시성(timeliness), 응용 및 설명의 용이성 등(Smith, Tayman & Swanson, 2001, pp.280-292) 상이한 준거에 기초하여 평가될 수 있다.

서론에서도 언급했듯이, 본 연구에서 검토하는 예측의 정확성은 점 예측치(point forecast)의 정확성 문제이며, 구간 예측치(interval forecast)의 정확성 문제는 검토하지 않는다. 인구추계 모형의 정확성 평가와 관련하여 본 장에서는 인구변동 요인 중 사망력과 출산력 지표만을 검토하기로 하며, 인구이동은 별도로 검토하지 않기로 한다. 본 연구에서 인구이동 모형의 정확성을 평가하지 않는 것은 사망력과 출산력에 비해 인구이동 분야의 방법론적 진전이 크게 부족하다는 점과 함께 인구추계 모형 평가에 사용될 적절한 자료 확보가 쉽지 않다는 것과 관련된다.

본 장의 구성과 관련하여 제2절에서는 분석 자료와 관련하여 HMD와 HFD 자료를 소개한다. 제3절에서는 본 장에서 사용하는 모형들을 소개

하고 예측 성과를 평가하는 지표를 소개한다. 이어 제4절과 제5절에서는 주요 분석 결과들을 살펴보고 주요 시사점을 정리하기로 한다.

제2절 분석 자료

주요 인구추계 모형을 비교 및 평가하는 본 장에서는 출산력과 사망력에 초점을 맞추어 분석을 진행한다. 앞에서 언급했지만, 사망력과 출산력 분야의 경우 국제적으로 신뢰할 만한 자료가 구축되어 있는 반면 이동력 분야의 경우 인구가동의 흐름과 관련된 세부적인 정보를 제공하는 신뢰할 만한 자료가 제공되지 못하고 있는 상황이다.

보다 구체적으로, 사망력 자료는 HMD 그리고 출산력 자료는 HFD 자료를 사용한다. HMD는 미국 캘리포니아대학교와 독일 MPIDR(Max Planck Institute for Demographic Research), HFD는 독일 MPIDR과 오스트리아 VID(Vienna Institute of Demography)가 자료 구축 및 관리에서 중심적인 역할을 담당하고 있다. UN이나 WHO 등 다른 인구통계 자료원에 비교할 때 이들 데이터베이스는 사망력 및 출산력 관련 정보 제공이 매우 세부적이며, 인구추계 목적으로 활용될 수 있도록 자료가 체계화된 장점이 있다.

HMD와 HFD 자료를 살펴보면, 전반적으로 사망력에 비해 출산력 시계열 자료의 제약이 상대적으로 큰 상황이다(〈표 4-1〉 참고). 과거의 시계열이 어떠한 패턴을 보이는가에 따라 모형의 예측 성과가 상이할 수 있다는 점에서 본 연구에서는 가능하면 충분한 시계열을 보유한 다양한 국가들을 분석하고자 한다.

HMD, HFD 자료의 경우 국제적으로 신뢰할 만한 자료로 평가되지만

최근 자료에 비해 과거 사망력 및 출산력 자료의 정확성은 상대적으로 떨어지는 측면이 있는데, 본 연구에서는 자료의 질적 수준이 상대적으로 높은 주요 경제협력개발기구(OECD) 회원국들을 분석 대상으로 한다.

보다 구체적으로, 사망력의 경우 1950년 혹은 그 이전 자료가 존재하는 20개 국가, 출산력의 경우 1960년대 및 그 이전 자료가 존재하는 15개 국가를 분석 대상으로 한다.⁶⁴⁾ 다만, HMD와 HFD에는 아시아 국가 중 일본과 타이완의 자료가 수록되어 있는데, 타이완의 경우 제공 자료가 1970년대 이후로 한정되지만 사망력이나 출산력 변천 그리고 인구추계 관련 자료 활용도가 우리나라와 상당히 유사하다는 점에서 예외적으로 분석 대상에 포함하기로 한다.

영국(UK)은 잉글랜드, 스코틀랜드, 웨일스, 북아일랜드로 구성되어 있지만, 이들 4개 지역 전체를 고려하는 대신 기존 연구에서 중점적으로 검토된 잉글랜드/웨일스 지역만을 분석 대상으로 한다. 독일(출산력)의 경우 동독과 서독 지역으로 구분할 수도 있지만, 본 연구에서는 전체 지역을 포괄하여 분석을 진행하기로 한다.⁶⁵⁾

국가에 따라 사망력 혹은 출산력 시계열이 매우 긴 국가들이 있는데, 본 연구에는 1900년 이후의 기간만을 분석 대상 기간으로 한다. 다만, 초기 자료의 결측값이 상당히 많은 벨기에와 스위스는 1919년 이후, 핀란드는 1930년 이후 자료만을 사용하기로 한다. <표 4-1>에서 볼 수 있듯이, 국가에 따라 활용 가능한 최종 자료 제공 시점이 상이한데, 본 연구에

64) OECD 회원국인 아이슬란드의 경우 제공 시계열이 상당히 길지만, 전체 인구 규모가 매우 작다는 점에서 분석 대상에서 제외하였다.

65) 독일만을 대상으로 분석을 진행할 경우 세부적인 검토가 필요하겠지만, 본 연구의 경우 다양한 국가 및 조건하에서 인구추계 모형의 성과 평가에 초점을 맞춘다는 점에서 동독과 서독을 포괄하기로 한다. 독일의 경우 1990년에 통일이 이루어졌다는 점에서 동독과 서독 지역을 구분할 경우 출산력에서 인구가동의 영향을 보다 세부적으로 검토할 필요가 있을 것이다.

서는 모든 분석 대상 국가들에서 공통적으로 자료가 활용 가능한 2010년을 최종 분석 대상 시점으로 설정하였다.

인구추계 모형의 예측 정확성 평가는 사후 예측(ex-post forecast or retrospective validation) 방식을 취하고 있는데, 1990년까지의 장기 혹은 단기 시계열 자료를 활용하여 사망력 혹은 출산력 모형을 구축한 후 1991~2010년까지의 20년 기간에 걸친 예측치와 실적치를 비교하는 방식으로 이루어진다.

마지막으로, HMD가 정제된 자료를 제공함에도 불구하고, 과거(특히, 제2차 세계대전 이전) 자료에 부분적으로 결측치가 존재한다. 또한 결측치는 아님에도 초고령기의 사망건수가 발생하지 않음에 따라 사망률이 0으로 수록된 사례가 부분적으로 존재한다. 본 연구에서 검토하는 모형들이 대체로 로그(log) 사망률을 모형화하고 있다는 점에서, 그리고 예측 오차 측정 지표 중 후술하는 MAPE처럼 관측된 사망률값이 분모로 사용되는 경우 모형 구축 혹은 예측 오차 계산에서 문제를 초래할 수 있다. 전체 분석 대상 20개 국가 중 10개 국가에서 이러한 결측치 혹은 0값이 관측되는데, 본 연구에서는 동일 연령 기준으로 직전 연도와 직후 연도의 중간값으로 보정하는 방식을 취하였다. HFD의 경우 연령별(15~49세) 출산율 자료에서의 결측값은 없지만, 일부 국가의 경우 연령별 출산율이 0으로 수록된 사례(주로 47~49세)가 존재한다. 앞서 기술한 사망률 모형과 마찬가지로, 대부분의 모형이 로그(log) 출산율을 모형화하고 있고, MAPE와 같은 예측 오차 계산 과정에서 관측된 출산율이 분모로 사용됨을 고려하여 0값을 0.00001로 보정한 후 분석을 진행하였는데, 이는 전체 분석 대상 15개 국가 중 11개 국가에 해당한다.

〈표 4-1〉 분석 대상 국가 및 자료

사망력				출산력			
국가	HMD 자료		분석 기간	국가	HFD 자료		분석 기간
	시작	종료			시작	종료	
네덜란드	1850	2012	1900~2010	네덜란드	1950	2012	1950~2010
노르웨이	1846	2014	1900~2010	노르웨이	1967	2014	1967~2010
뉴질랜드	1948	2013	1948~2010	독일	1956	2012	1956~2010
덴마크	1835	2014	1900~2010	미국	1933	2013	1933~2010
미국	1933	2013	1933~2010	스웨덴	1891	2014	1900~2010
벨기에	1841	2012	1919~2010	스위스	1932	2011	1932~2010
스웨덴	1751	2014	1900~2010	영국	1938	2013	1938~2010
스위스	1876	2011	1919~2010	오스트리아	1951	2014	1951~2010
스페인	1908	2014	1908~2010	이탈리아	1954	2012	1954~2010
아일랜드	1950	2014	1950~2010	일본	1947	2012	1947~2010
영국	1841	2013	1900~2010	캐나다	1921	2011	1921~2010
오스트리아	1947	2014	1947~2010	타이완	1976	2010	1976~2010
이탈리아	1872	2012	1900~2010	포르투갈	1940	2012	1940~2010
일본	1947	2012	1947~2010	프랑스	1946	2013	1946~2010
캐나다	1921	2011	1921~2010	핀란드	1939	2012	1939~2010
타이완	1970	2010	1970~2010				
포르투갈	1940	2012	1940~2010				
프랑스	1816	2013	1900~2010				
핀란드	1878	2012	1930~2010				
호주	1921	2011	1921~2010				

주: 1900년 이후를 분석 기간으로 하되 초기 자료의 결측값이 많은 벨기에, 스위스는 1919년 이후, 핀란드는 1930년 이후 자료 사용. 영국은 잉글랜드/웨일스 지역을 의미.

자료: Human Mortality Database(<http://www.mortality.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 및 Human Fertility Database(<http://www.humanfertility.org>에서 2016. 5. 4. 인출)에 기초하여 작성.

제3절 분석 모형 및 지표

1. 분석 모형

사망력 전망과 관련하여 본 연구에서는 1) LC 모형 및 이를 부분적으로 변형한 LM, BMS 모형, 2) 함수적 자료 분석 패러다임에 기초한 HU, RHU, WHU 모형, 3) 연령 및 시간 요인 외에 코호트 효과를 고려하고 있는 RH, APC, CBD 모형, 4) 다중 집단을 모형화하고 있는 LL, CFDA(PR), VECM-LC 모형을 검토한다.

코호트 효과를 반영하는 모형 중 CBD 모형의 경우 다양한 하위 모형들이 제시되고 있지만, <표 4-2>에서 살펴볼 수 있듯이 본 연구에서는 코호트 효과를 포함하는 기본 모형만을 고려하기로 한다. 분석 모형 중에서 VECM-LC 모형은 공적분 관계가 존재하는 경우에만 사용하였으며, 공적분 검정에는 요한슨(Johansen) 공적분 검정법이 사용되었다.⁶⁶⁾

또한 이들 12개 모형 외에 기본 모형으로 RW, RWD, ARIMA 모형을 추가적으로 검토한다. RW와 RWD 또한 ARIMA 모형의 범주에 포함되지만, RW와 RWD의 경우 모형의 적합도와 관계없이 이들 모형을 적용하는 반면 ARIMA 모형은 자료 적합도 차원에서 최적 모형을 선정하는

66) 요한슨 공적분 검정은 트레이스 통계량(trace statistic)에 기초하여 진행하였다. 공적분에 대한 통계적 유의성 검정은 10% 유의수준을 기준으로 하였다. VAR과 VECM이 동일한 클래스로 분류될 수 있다는 점에서, 공적분 관계가 존재하지 않을 경우 불안정 시계열을 안정화시킨 후 VAR 모형을 적용하는 방법을 검토할 수 있다. 그러나 VAR과 VECM 모형을 사용한 기존 연구들이 두 모형을 구분해서 사용하고 있다는 점, 본 연구가 복수 집단 간의 관계성을 고려하는 모형의 성과를 보고 있다는 점에서 공적분 관계가 존재하지 않을 경우 이에 대한 대안으로 VAR 모형을 별도로 고려하지는 않기로 한다. 다만, 본 연구의 목적이 인구추계 모형 간 비교라는 점에서 가능하면 VECM 모형을 적용한 사례 수를 많이 확보하기 위해 불안정 시계열 요건(단위근 검정)은 적용하지 않기로 한다. 안정 시계열의 경우에도 장기적인 균형 관계가 존재한다고 판단될 경우 오차수정모형을 사용할 수 있다는 논의 및 관련 선행 연구들에 대해서는 본 연구의 제3장을 참고할 수 있다.

차이가 있다. 본 연구에서 사용하는 RW, RWD, ARIMA 모형은 각각의 연령별로 해당 시계열 모형을 적용하는 방식이다(univariate time series model). 연령별 사망률을 이들 시계열 모형에 적용할 경우 음(-)의 값이 전망될 수 있다는 점에서 로그값으로 변환한 후 시계열 모형을 적용하였다.

본 연구에서는 또한 예측의 정확성과 관련하여 모형 외적 요인의 영향을 살펴보기로 한다. 모형 외적 요인 중 본 연구에서 검토하는 요소는 기준 기간(base period)의 효과인데, 기준 기간을 1900년 이후부터 1990년까지 활용 가능한 전체 기간(장기 시계열)을 사용한 모형과 1950~1990년 기간(단기 시계열)에 한정된 모형으로 구분하여 1991~2010년 기간에 걸친 분석 대상 모형들의 예측 정확성을 추가적으로 살펴보기로 한다 ([그림 4-1] 참고).

비록 기준 기간을 1950년 전후로 구분하는 것이 작위적인 측면은 있지만, 대체로 제2차 세계대전 이후 사망률 변화가 그 이전에 비해 상당히 안정적이라는 점을 고려하여 본 연구에서는 이를 기준으로 한다. 타이완의 사례처럼 활용 가능한 자료가 1950년 이후로 한정된 국가의 경우 해당 기준 기간(base period)에 기초한 (단기 시계열) 모형만을 추정한다. 관측된 가장 최근 값이 미래에도 지속될 것으로 기대하는 RW 모형의 경우 또한 기준 기간의 장·단기 구분은 의미가 없다.⁶⁷⁾

많은 국가들을 대상으로 다양한 모형의 예측 정확성을 비교하는 본 연구에서는 비교의 가능성을 높이도록 가능한 한 국가를 가로질러 모형 사용(가정)의 일관성을 유지하도록 하였다. 국가에 따라 기준 기간 혹은 개별 모형의 세부 조건을 상이하게 설정하여 자료 적합도를 높일 수도 있지

67) 앞서 살펴보았듯이, LM 모형의 경우 기준 기간이 1950년 이후로 한정되며, BMS 모형의 경우 국가에 따라 장·단기 구분과 관계없이 최적 기준 기간(optimal base period)이 동일할 수 있다.

만, 본 연구에서는 국가를 가로질러 동일한 조건을 적용하는 방식을 취하기로 한다.

사망률 전망과 마찬가지로 출산률 전망에서도 기본 모형으로 RW, RWD, ARIMA 모형이 검토된다. 사망률 전망과 마찬가지로 출산률 전망에서도 함수적 자료 분석 패러다임에 기초한 HU, RHU, WHU 모형을 사용한다. 앞의 인구추계 모형 부분에서 논의되었듯이, 함수적 자료 분석과 관련된 이들 모형은 사망률뿐만 아니라 출산률 전망에서도 활용되고 있다.

출산률 전망에서는 또한 Lee(1993)의 출산율 모형이 2개 검토된다. 우선, 출산율 모형 구축과 관련하여 Lee(1993, p.190)는 사망률 전망에 사용된 Lee-Carter 모형을 출산율 전망에서도 활용하는 모습을 보인다. 다만, 모형의 명시화 측면에서 원래의 연령별 출산율을 사용하는 모형과 로그 연령별 출산율에 기초한 두 가지 모형을 고려하고 있다. 본 연구에서는 사망률 전망과 동일하게 로그 연령별 출산율을 모형화하는 출산율 모형을 사용하기로 한다(Lee I 모형으로 명명).

사망률 전망과 달리, Lee(1993)는 출산률 전망에 적합화된 별도의 모형을 구축하고 있는데(Lee II 모형으로 명명), 앞에서 이미 살펴보았듯이, 이 출산율 모형에서는 연구자가 사전적으로 합계출산율의 상한과 하한 그리고 장기 균형 출산율을 설정할 필요가 있다. 분석 대상 기간 동안 각 국가의 합계출산율 변화를 고려하여 본 연구에서는 하한을 0 그리고 상한을 6으로 설정하였다.

각 국가별로 Lee II 출산율 모형을 적용하는 데 있어서 장기 균형 출산율을 어떻게 설정할 것인가의 문제가 제기될 수 있다. 본 연구에서는 2015년 세계인구전망(World Population Prospects) 이전까지 UN(United Nations, 2014, p.16; 2015, p.15)이 출산률 변천 과정에

있는 혹은 이미 저출산 상태에 있는 국가들이 장기적으로 수렴할 것으로 가정한 1.85를 장기 균형 출산율로 설정한다. 물론 분석 결과 부분에서 논의하겠지만, 장기 균형 출산율을 상이한 수준으로 설정하는 것 또한 가능하다.⁶⁸⁾

마지막으로, MGC(Myrskylä-Goldstein-Cheng) 모형이다. 기본적으로 MGC 출산율 모형은 코호트 출산율을 추정하기 위한 모형으로 이해할 수 있지만, 코호트 출산율을 산출하기 위한 기초 자료로 기간 출산율 정보 또한 생성한다는 점에서 기간 출산율 예측의 정확성 측면에서도 검토 가능한 모형이다.

다만, Myrskylä, Goldstein, & Cheng(2013, p.50) 모형에서는 과거 5년의 연령별 출산율 정보에 기초하여 향후 5년의 연령별 출산율을 전망하고 이후 고정시키는 방식을 취하고 있지만, 본 연구에서는 장기 인구추계 차원에서 MGC 모형을 부분적으로 수정하여 활용하고 있는 Statistics Canada(2015)의 접근을 따라 과거 10년의 기준 기간에 기초하여 향후 10년의 연령별 출산율을 전망한 후 고정시키는 대안적인 방식을 사용하였다.

사망력 전망에서와 마찬가지로 출산력 전망에서도 모형에서의 차이와 함께 모형 외적 요인의 영향력을 살펴보기 위하여 기준 기간을 상이하게 설정하는 방식을 동일하게 검토한다(RW 모형 및 최근 10년 자료에 기초하는 MGC 모형은 제외).

다만, 사망력에 비해 출산력의 경우 일반적으로 활용 가능한 시계열 자료가 제한적이라는 점에서 본 연구에서는 1990년까지의 전체 기간을 활

68) 참고로, 미국 자료에 기초하여 모형을 구축하고 있는 Lee(1993, p.196)는 합계출산율 하한과 상한을 각각 0과 4 그리고 장기 균형 출산율을 1.85로 설정하고 있다. 또한 민감도 분석 차원에서 합계출산율 하한과 상한을 0과 5로 설정하는 대안적인 모형을 추가적으로 검토하고 있다. 장기 균형 출산율 1.85는 미국 센서스국(USCB)과 사회보장청(SSA)의 장기 출산율 가정의 평균에 해당하는 수치이다(Lee, 1993, p.193).

용하는 방식과 상대적으로 최근 기간에 해당하는 1971~1990년을 기준 기간으로 활용하는 방식을 검토하기로 한다([그림 4-4] 참고). 비록 작위적인 측면이 있기는 하지만, 1970년대 이후의 기간은 대체로 본 연구의 분석 대상 국가들의 합계출산율이 대체출산율 아래로 떨어진 시기에 해당한다.

아래의 <표 4-2>는 본 장에서 검토하는 인구추계 모형의 기본 구조를 보여 주고 있으며, [그림 4-1]과 [그림 4-4]는 분석 대상 국가별 기대수명과 합계출산율, [그림 4-2]와 [그림 4-3], 그리고 [그림 4-5]는 연령별 사망률과 연령별 출산율을 각각 보여 주고 있다. 본 연구가 취하는 분석 방법에 대한 이해를 높이기 위해, 기대수명과 합계출산율의 추이를 보여 주는 [그림 4-1]과 [그림 4-4]에 기준 기간 관련 정보(장·단기 시계열 준거점, 예측 시작 시점)를 수록하고 있지만(국가별 세로 선으로 표시), 본 연구에서 사용한 모형들은 기본적으로 연령별 사망률과 연령별 출산율 자료에 기초하여 모형 구축과 예측 작업이 이루어지고 있음에 유의할 필요가 있다(Lee II 모형 제외). 단순히 [그림 4-1]과 [그림 4-4]에 기초하여 특정 인구추계 모형이 적절하다거나 혹은 장기 혹은 단기 시계열 중 어떤 기준 기간이 보다 적절하다고 판단하기는 어렵다는 점이 지적될 필요가 있다.

(표 4-2) 분석 대상 인구추계 모형의 기본 구조

구분		모형의 기본 구조	
사망률	ARIMA	RW	$\ln(m_{x,t}) = \ln(m_{x,t-1}) + e_t$
		RWD	$\ln(m_{x,t}) = \ln(m_{x,t-1}) + d + e_t$
		ARIMA	$\ln(m_{x,t}) = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i \ln(m_{x,t-i}) + \epsilon_{x,t} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{x,t-j}$
	LC	LC	$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_x k_t + \epsilon_{x,t}$
		LM	
		BMS	
	FDA	HU	$y_t(x_i) = f_t(x_i) + \sigma_t(x_i) \epsilon_{t,i}$,
		RHU	$f_t(x) = a(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x) k_{t,j} + e_t(x)$
		WHU	$y_t(x_i) = f_t(x_i) + \sigma_t(x_i) \epsilon_{t,i}$, $f_t(x) = \sum_{i=1}^n w_i f_t(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x) k_{t,j} + e_t(x)$
	APC	RH	$\ln(m_{x,t}) = a_x + b_{x,1} k_t + b_{x,2} \gamma_{t-x} + \epsilon_{x,t}$
		APC	$\ln(m_{x,t}) = a_x + k_t + \gamma_{t-x} + \epsilon_{x,t}$
		CBD	$\ln\left(\frac{q_{x,t}}{1-q_{x,t}}\right) = k_{t,1} + (x-\bar{x})k_{t,2} + \gamma_{t-x}$
	MP	LL	$\ln(m_{x,t,i}) = a_{x,i} + B_x K_t + b_{x,i} k_{t,i} + \epsilon_{x,t,i}$
		CFDA (PR)	$\ln(p_t(x)) = \mu_p(x) + \sum_{k=1}^K \beta_{t,k} \phi_k(x) + \epsilon_{t,p}(x)$, $\ln(r_t(x)) = \mu_r(x) + \sum_{l=1}^L \beta_{t,l} \phi_l(x) + \epsilon_{t,r}(x)$ $p_t(x) = \sqrt{f_{t,m}(x) f_{t,f}(x)}$, $r_t(x) = \sqrt{f_{t,m}(x) / f_{t,f}(x)}$
		VECM-LC	$\Delta k_t^{(1)} = \rho^{(1)} \hat{\epsilon}_{t-1} + \phi_{01} + \phi_{11} \Delta k_{t-1}^{(1)} + \phi_{21} \Delta k_{t-1}^{(2)} + \epsilon_t^{(1)}$ $\Delta k_t^{(2)} = \rho^{(2)} \hat{\epsilon}_{t-1} + \phi_{02} + \phi_{12} \Delta k_{t-1}^{(1)} + \phi_{22} \Delta k_{t-1}^{(2)} + \epsilon_t^{(2)}$ $\hat{\epsilon}_{t-1} = k_t^{(2)} - \hat{a} - \hat{b} k_t^{(1)}$

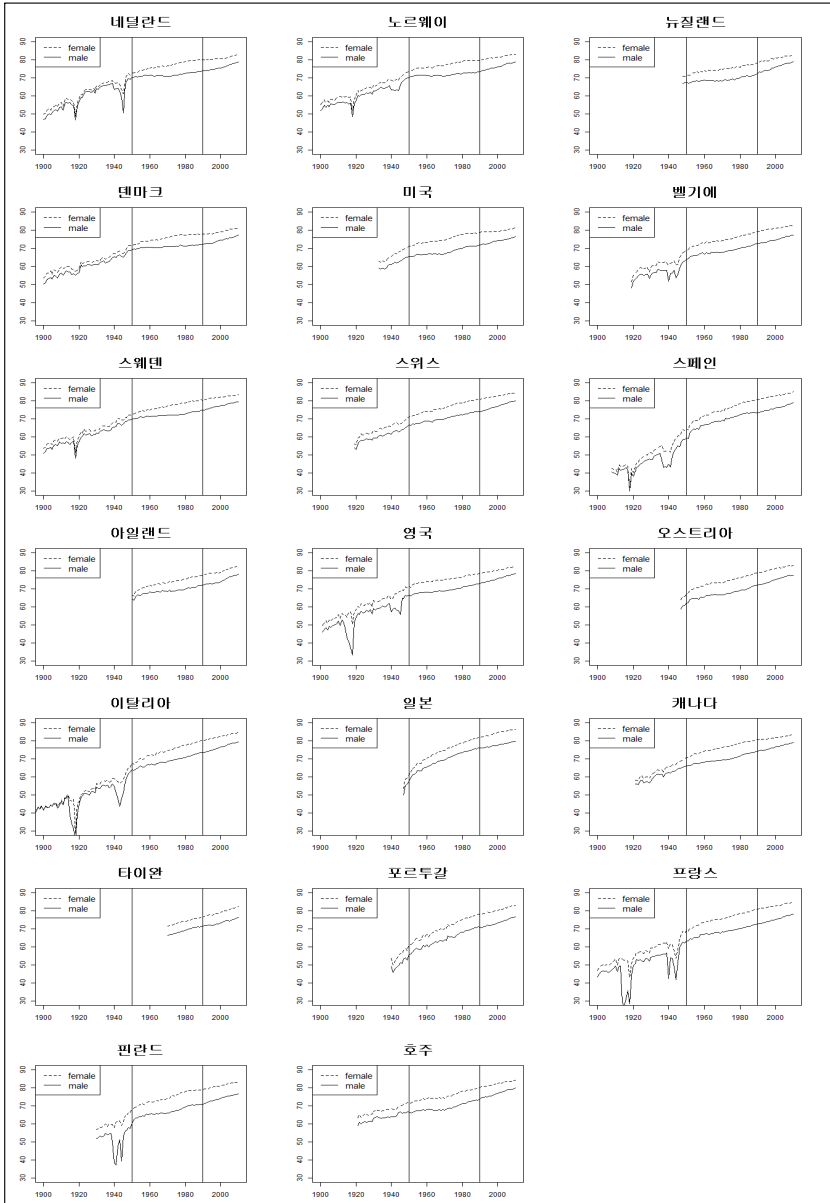
주: 각 모형의 표기 및 세부적인 설명은 본문 참조.
자료: 참고 문헌에 기초하여 저자 작성.

〈표 4-2〉 분석 대상 인구추계 모형의 기본 구조(계속)

구분		모형의 기본 구조
출산율	ARIMA	RW $\ln(f_{x,t}) = \ln(f_{x,t-1}) + e_t$
		RWD $\ln(f_{x,t}) = \ln(f_{x,t-1}) + d + e_t$
		ARIMA $\ln(f_{x,t}) = \mu + \sum_{i=1}^p \phi_i \ln(f_{x,t-i}) + \epsilon_{x,t} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{x,t-j}$
	FDA	HU $y_t(x_i) = f_t(x_i) + \sigma_t(x_i)\epsilon_{t,i},$ $f_t(x) = a(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x)k_{t,j} + e_t(x)$
		RHU
		WHU $y_t(x_i) = f_t(x_i) + \sigma_t(x_i)\epsilon_{t,i},$ $f_t(x) = \sum_{t=1}^n w_t f_t(x) + \sum_{j=1}^J b_j(x)k_{t,j} + e_t(x)$
	LEE I	$\ln(f_{x,t}) = a_x + b_x f_t + \epsilon_{x,t}$
	LEE II	$(G_t - G^*) = \beta(G_{t-1} - G^*) + u_t + \gamma u_{t-1}$
	MGC (CF)	$f_{x,t} = a_x + b_x K_t$

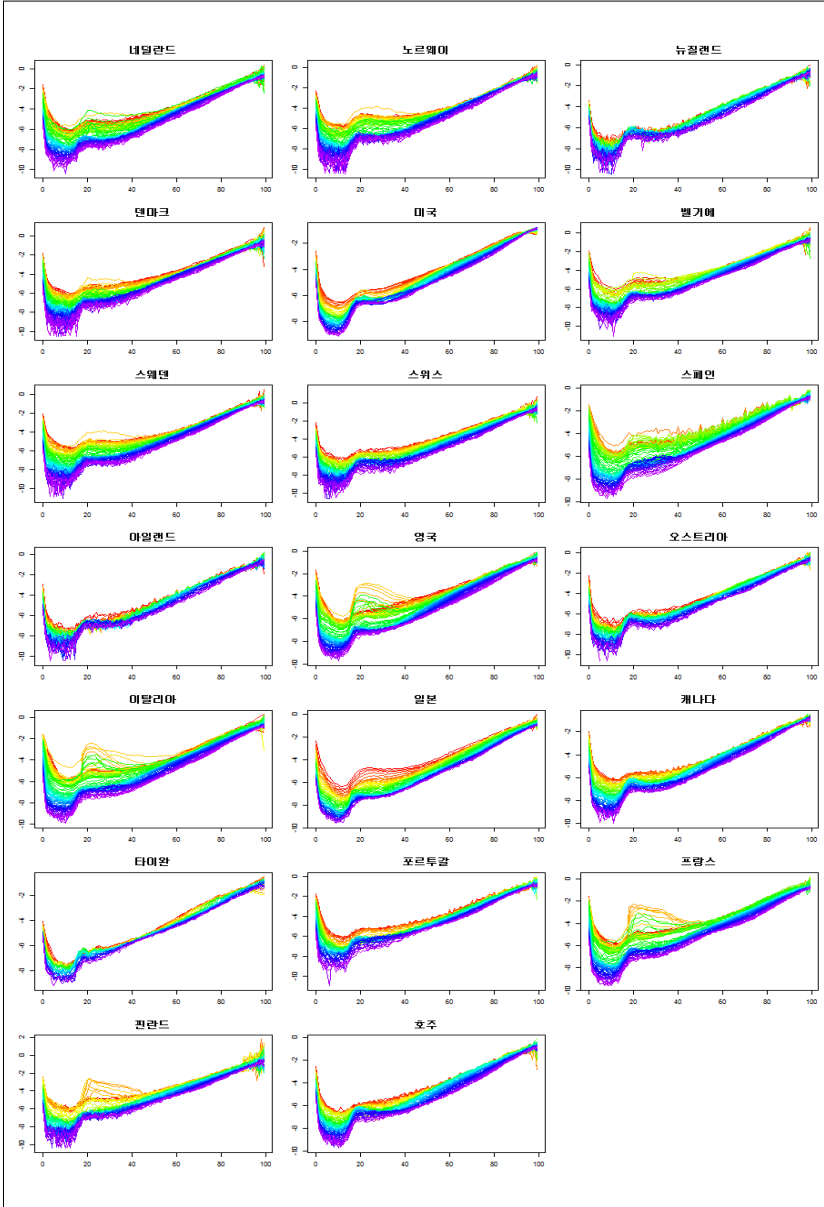
주: 각 모형의 표기 및 세부적인 설명은 본문 참조.
 자료: 참고 문헌에 기초하여 저자 작성.

[그림 4-1] 분석 대상 국가별 기대수명 변화(~2010년)



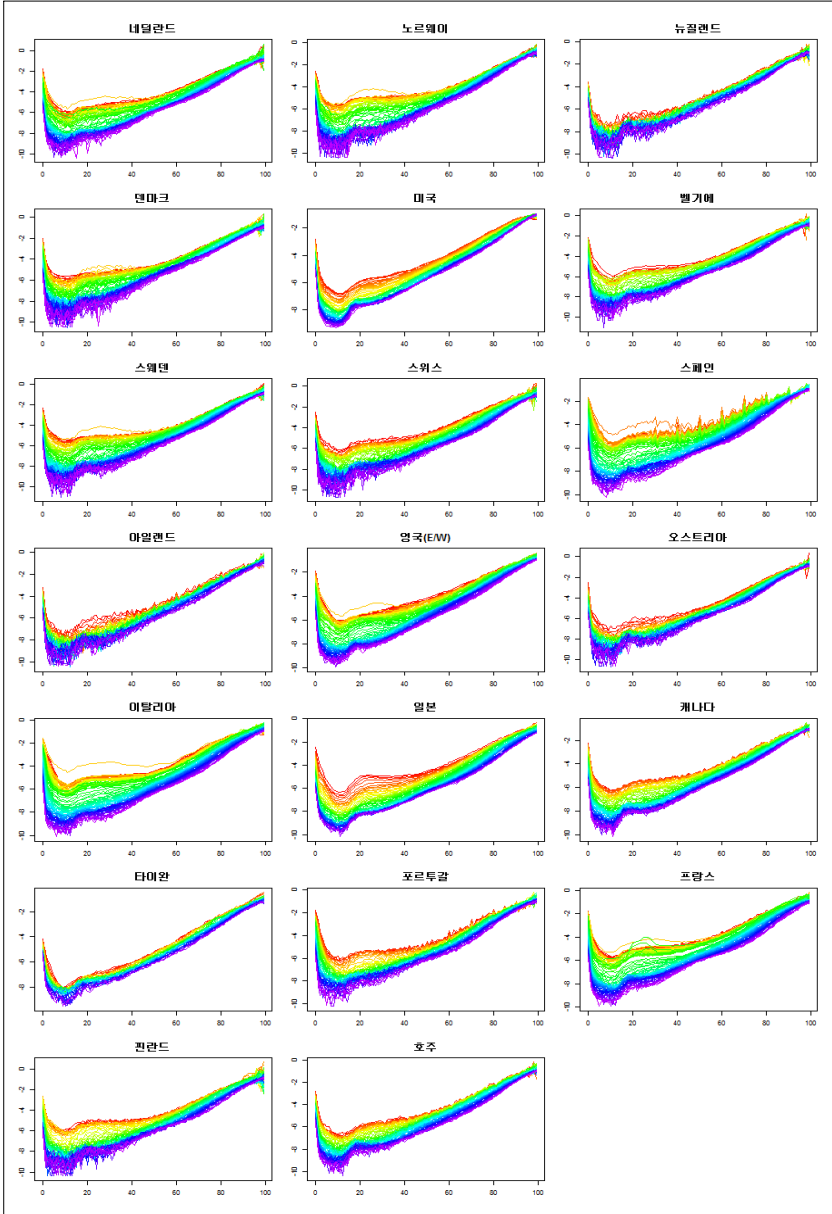
자료: Human Mortality Database(<http://www.mortality.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 기초작성.

[그림 4-2] 분석 대상 국가별 연령별 로그사망률 변화(남성, 0~99세, ~2010년)



자료: Human Mortality Database(<http://www.mortality.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 기초 작성.

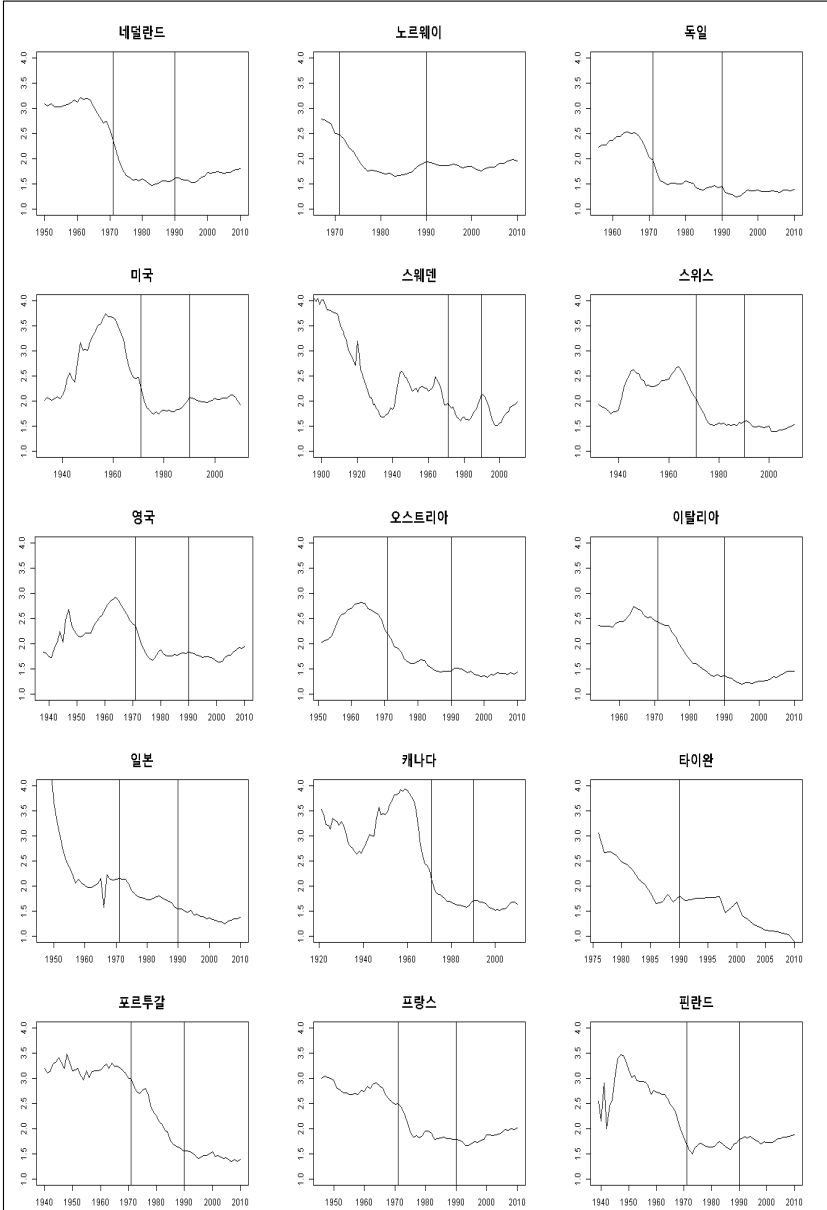
[그림 4-3] 분석 대상 국가별 연령별 로그사망을 변화(여성, 0~99세, ~2010년)



자료: Human Mortality Database(<http://www.mortality.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 기초 작성.

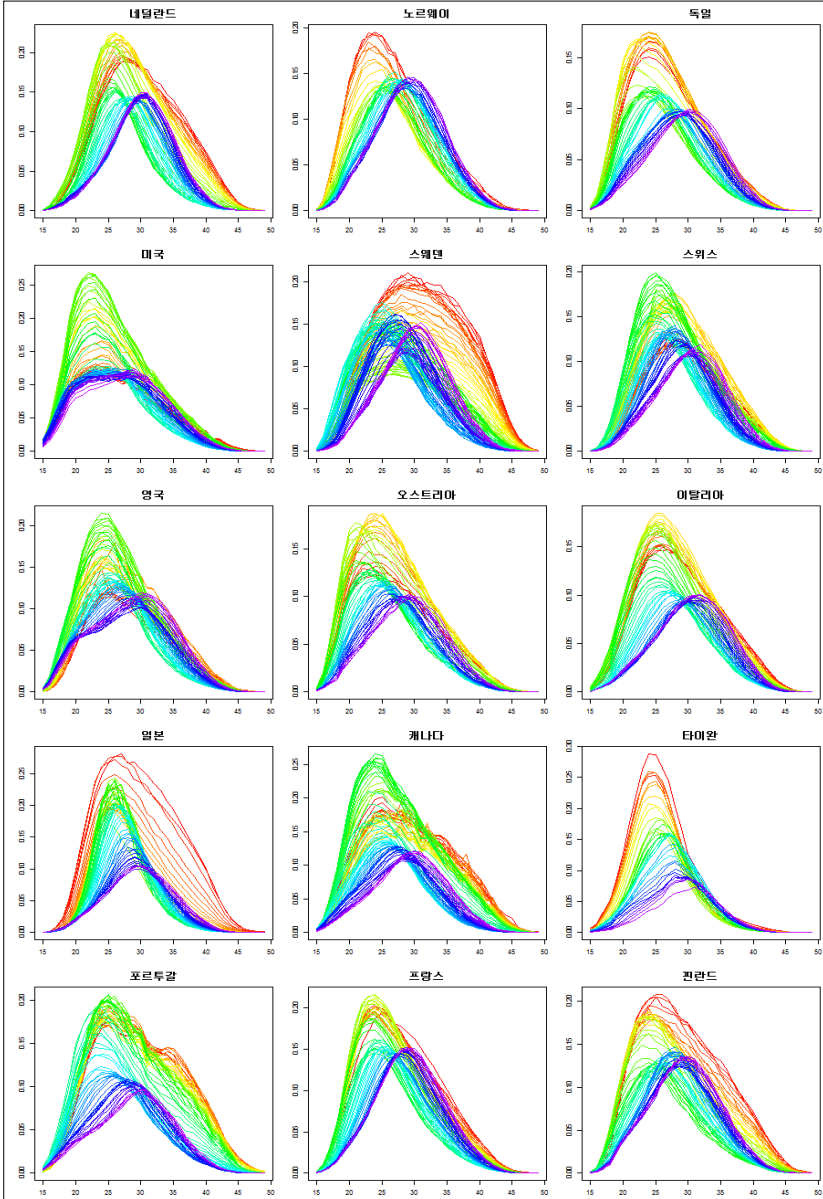
134 인구추계 방법론의 현황과 평가

[그림 4-4] 분석 대상 국가별 합계출산율 변화(~2010년)



자료: Human Fertility Database(<http://www.humanfertility.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 기초 작성.

[그림 4-5] 분석 대상 국가별 연령별 출산율 변화(15~49세, ~2010년)



자료: Human Fertility Database(<http://www.humanfertility.org>에서 2016. 5. 4. 인출) 기초 작성.

2. 평가 대상 및 오차 측정 지표

평가 대상 지표로 사망력 전망에서는 연령별 사망률(m_x)과 기대수명(e_0) 지표를 전망한다. 본 연구에서는 분석 대상 사망력 모형을 사용하여 연령별 사망률을 전망한 후 이러한 예측된 연령별 사망률에 기초하여 기대수명을 산출하는 방식을 취하고 있다. 물론 본 연구에서 검토한 일부 사망력 모형의 경우 연령별 사망률 대신 기대수명을 직접적으로 전망하는 데 사용되기도 한다.⁶⁹⁾ 비록 기대수명(e_0) 지표가 사망력과 관련하여 가장 빈번히 사용되는 요약 지표이기는 하지만, 미래 인구의 규모와 구조에 대한 정확한 예측 측면에서 본다면 연령별 사망률 지표가 보다 중요한 지표라고 할 수 있다.⁷⁰⁾ 연령별 사망률 예측의 정확성 비교에서는 국가별 비교의 일관성을 유지하기 위하여 0~99세까지의 사망률을 비교하기로 한다.⁷¹⁾

출산력 전망의 평가 대상 지표로는 연령별 출산율(ASFR)과 합계출산율(TFR)을 사용한다. 사망력 전망과 마찬가지로 본 연구에서 검토하는 출산력 전망도 대체로 연령별 출산율을 전망한 후 이러한 예측된 연령별 출산율에 기초하여 합계출산율(TFR)을 산출하는 방식을 취하고 있다. 다만, 예외적으로 본 연구에서 검토하는 출산력 모형 중 Lee 출산율 모형(Lee II 모형)은 합계출산율(TFR)을 전망한 후 이에 기초하여 연령별 출산율을 산출하는 구조이다.

69) 본 연구의 제3장에서 검토한 UN의 사망력 모형도 기대수명을 전망한 후 연령별 사망률을 산출하는 접근을 취하고 있다(United Nations, 2015, pp.21-26).

70) 기대수명을 전망하고 이에 기초하여 연령별 사망률을 산출하는 방식의 경우, 기대수명 예측이 정확하더라도, 후속적으로 산출된 연령별 사망률이 정확하지 않다면 연령 구조 전망에서 오차를 발생시킬 수 있다.

71) 다만, 덴마크, 스위스, 핀란드 장기(L) 시계열에 기초한 일부 모형(WHU, RH, APC, CBD)의 경우 모형 수렴상의 문제로 0~97/98세까지의 예측 정확성을 살펴본다.

오차 측정 지표로 ME(Mean Error), MAE(Mean Absolute Error), RMSE(Root Mean Squared Error), MAPE(Mean Absolute Percentage Error), MASE(Mean Absolute Scaled Error)의 5개 지표를 사용한다. ME, MAE, RMSE, MAPE 지표는 인구추계의 예측 오차 측정과 관련하여 기존 연구에서 가장 빈번히 사용된 지표들이며, MASE는 척도 의존성 문제를 해결하기 위해 상대적으로 최근에 개발된 지표라고 할 수 있다.

측정 지표의 구체적인 정의와 관련하여 예측 오차(forecast error)를 $e_t = y_t - \hat{y}_t$, 백분율 오차(percent error)를 $p_t = \frac{e_t}{y_t} \times 100$ 으로 정의할 때 위에서 언급한 오차 측정 지표들은 다음과 같이 정의될 수 있다 ($t = 1, 2, 3, \dots, T$).

$$ME = \sum e_t / T$$

$$RMSE = \sqrt{\sum (e_t^2) / T}$$

$$MAE = \sum |e_t| / T$$

$$MAPE = \sum |p_t| / T$$

$$MASE = \sum_{t=1}^T \left| e_t / \left[\sum_{i=2}^n |y_i - y_{i-1}| / (n-1) \right] \right| / T$$

인구추계 모형의 정확성을 비교한 연구들(Booth et al., 2006; Booth, Tickle, & Smith, 2005; Shang, 2012; Shang, Booth & Hyndman, 2011)은 예측 오차의 측정과 관련하여 공통적으로 ME와 MAE 지표를 사용하고 있는데, ME를 편의(bias)를 측정하는 지표, MAE를 정밀성(precision)을 측정하는 지표로 사용하는 모습을 보인다. 기존

연구의 경우 정확성(accuracy)을 편의와 정밀성을 포괄하는 상위 개념으로 사용하기도 하지만, 정확성을 정밀성과 동일한 개념으로 해석하기도 한다(예컨대 Shang, 2012, p.10; Shang, Booth, & Hyndman, 2011, p.182). 비록 MAE 지표를 정밀성 혹은 예측치의 변이(분산)를 측정하는 지표로 이해하기도 하지만, MAE는 편의와 정밀성을 동시에 고려하는 지표로 이해할 수 있다.

ME 지표의 경우 편의가 없음에도 불구하고 오차 간의 상쇄로 정밀성이 떨어지는 문제가 발생할 수 있지만, 오차 간 상쇄가 발생하지 않는 MAE 지표의 경우 편의와 정밀성 요건을 모두 충족시켜야 낮은 예측 오차로 이어질 수 있다. 편의와 정밀성 요건과 함께 산출 절차 및 해석의 용이성으로 단일 시계열 자료에 기초한 예측 모형의 비교에서는 MAE가 선호되는 지표라고 볼 수 있다. 국가별로 단일 시계열 예측치와 실적치를 비교하는 본 연구의 경우에도 MAE 측정치를 중심으로 분석 결과를 살펴보기로 한다. 다만, 기존 연구에서 다양한 측정치들이 사용되었던 점을 고려하여 다른 측정치들에 기초하여 산출된 예측 오차를 추가적으로 살펴보기로 한다.

위의 오차 측정치 중 ME, MAE, RMSE는 척도 의존적인(scale-dependent) 지표들인데, 자료와 오차의 측정 단위가 동일하다. 위의 산식에서 볼 수 있듯이 RMSE는 예측 오차가 클수록 더욱 큰 가중치를 부여하는 지표로 예측 오차의 크기가 중요한 의미를 지닐 때 특히 유용한 지표이지만 MAE에 비해 극단치에 더욱 민감하게 반응하는 특징이 있다(Hyndman & Koehler, 2006, p.682; Smith, Tayman, & Swanson, 2001, p.304).

RMSE와 MAE가 실적치와 예측치 간 차이(e_t)만을 고려하는 반면 MAPE는 척도에 의존하지 않는(scale-independent) 백분율 오차이기

때문에 척도가 상이한 자료 간의 비교가 가능하다. 그러나 특정 시점의 y_t 가 0이거나 0에 가까울 경우 지표값이 정의되지 않거나 극단적인 값을 가질 수 있다(Hyndman & Koehler, 2006, p.683). MAPE 측정치는 또한 산술평균과 마찬가지로 인구 전망에 존재하는 극단치의 영향으로 예측 오차를 과대평가하는 경향이 있음이 지적된다(Tayman & Swanson, 1999, p.300).

마지막으로, MASE는 백분율 오차에 대한 대안적인 측정치로 Hyndman & Koehler(2006)에 의해 제안되었는데, 위의 정의에서 살펴볼 수 있듯이 MASE 또한 척도에 의존하지 않는 측정치에 해당한다. 위의 MASE 산식에서 $e_t / [\sum_{i=2}^n |y_i - y_{i-1}| / (n-1)]$ 는 (모형 추정에 사용된) 표본 (in-sample)에 단순예측법(one-step naïve forecast method)을 적용하여 산출된 MAE의 평균에 대비한 t 기 예측 오차(e_t)의 비를 나타낸다. 결국 MASE가 1보다 작으면 해당 예측 모형이 평균적으로 단순예측법에 비해 작은 오차를 가짐을 의미한다고 할 수 있다.⁷²⁾

제4절 분석 결과

1. 사망력 전망

〈표 4-3〉과 〈표 4-4〉는 MAE 지표 기준으로 연령별 사망률(ASDR)과 기대수명(e_0) 전망에서 예측 오차가 작은 사망력 모형 3개를 각각 보여

72) 본 연구에 사용된 모형 중 RW 모형의 경우 모형 추정 과정에서 기준 연도 자료만이 사용되지만, MASE 지표를 산출할 때에는 기준 연도(t)와 그 직전 연도(t-1) 간 차이에 기초하여 단순예측법의 오차를 산출하기로 한다.

주고 있다. 반면 <표 4-5>와 <표 4-6>은 MAE를 포함하여 5개 예측 오차 지표를 종합적으로 고려하여 예측의 정확성이 높은 상위 3개의 모형을 제시하고 있다. 5개 예측 오차 전체를 고려한 순위는 개별 지표별 순위를 합산하는 방식에 기초하고 있다. 일부 국가에서 상이한 패턴이 관측되기는 하지만, MAE 지표를 사용하든 혹은 5개 지표 전체를 고려하든 대체로 공통의 모형들이 상위 3개 모형으로 선정되는 모습을 보인다. 앞에서 언급했듯이, 본 연구의 경우 국가별 단일 시계열의 예측 정확성을 비교한다는 점에서 MAE 지표에 초점을 맞추기로 한다.

첫째, 연령별 사망률 및 기대수명 예측의 정확성에서 어떤 특정 모형이 뚜렷한 비교 우위를 보이는가를 살펴볼 필요가 있다. <표 4-3>과 <표 4-4>를 기준으로 분석 결과를 살펴보면, 우선, 국가 및 기준 기간(단기 시계열(S), 장기 시계열(L)) 조건을 가로질러 일관되게 비교 우위를 보이는 사망률 모형은 발견되지 않는다. 다만, 연령별 사망률에 있어서 상대적으로 WHU 모형의 예측 정확성이 남녀 모두 상당히 양호한 것을 살펴볼 수 있다.

<표 4-3>에서 관측되는 패턴으로 남성의 경우 성별 사망률이 발산하지 않도록 하는 CFDA 모형의 예측 정확성도 상당히 높은 것으로 나타나고 있다. 남성의 경우 전체 20개 국가 중 8개 국가에서 WHU 모형이, 그리고 6개 국가에서 CFDA 모형의 연령별 사망률 예측 정확성이 가장 높은 것으로 나타나고 있다. 여성의 경우 20개 국가 중 8개 국가에서 WHU 모형의 예측 정확성이 가장 높은 반면 남성과 달리 CFDA 모형의 정확성은 상대적으로 떨어지는 것으로 나타나고 있다.

기본적으로 WHU나 CFDA 모형이 모두 함수적 자료 분석 패러다임에 기초하고 있음을 고려할 때 전반적으로 함수적 자료 분석 모형(Functional Data Analysis Model)의 연령별 사망률 예측 정확성이 상

대적으로 높은 것으로 나타나고 있다. 특히, 제3장에서 살펴보았듯이, CFDA의 경우 성별 사망률의 곱(product)과 비(ratio)라는 새로운 지표를 사용하는 차이가 있지만, WHU 모형을 사용하고 있다는 점에서 상대적으로 WHU 모형의 성과가 두드러진다.

다만, 앞에서도 지속적으로 언급한 바 있지만, 본 연구의 평가 대상 기간(1991~2010년)에 걸친 예측 성과가 좋다고 하여 향후에도 이들 모형의 성과가 좋을 것임을 보장하는 것은 아님에 유의할 필요가 있다. 특히, 본 연구의 분석 대상 국가들이 대체로 선진국이라는 점에서 향후 이들 국가의 사망률 패턴이 어떠한 방향으로 전개될 것인가에는 다소 불확실한 측면이 있다. 상대적으로 기대수명이 급격히 개선된 과거 추세를 따를 것인지 아니면 증가 속도가 감소할 것인지는 불확실하며, 만일 과거와 상이한 패턴을 보일 경우 예측 결과의 정확성은 다른 양상을 보일 수도 있을 것이다.

둘째, 연령별 사망률을 정확히 예측하는 모형이 기대수명 또한 정확히 예측하는가의 문제를 살펴볼 필요가 있다. 참고로, 본 연구에서 사용된 모든 사망력 모형은 연령별 사망률을 전망한 후 이에 기초하여 기대수명을 산출하는 구조임은 이미 설명한 바 있다. 연령별 사망률 예측에서 WHU 모형과 CFDA 모형(남성)의 예측 정확성이 상대적으로 높은 것으로 나타남에 비해 기대수명 예측에서는 이들 모형의 비교 우위는 상대적으로 덜 뚜렷하다. 다만, 여성 기대수명 예측의 경우 전체 20개 국가 중 5개 국가에서 여전히 WHU 모형의 예측 정확성이 가장 높은 것으로 나타나고 있다.

연령별 사망률(*ASDR*)에 비해 기대수명(e_0) 예측에서 모형 간 비교 우위가 상대적으로 덜 분명한 것은 연령별 사망률에 기초하여 기대수명이 계산되는 방식과 일정 부분 관련이 있는 것으로 볼 수 있다. 주지하다시

피, 기대수명은 연령별 사망률의 영향이 종합적으로 반영된 집계적 지표의 성격을 띠고 있으므로 연령별 사망률 예측에서 발생하는 예측 오차 간 상쇄 현상이 나타날 수 있다. 이론적으로 연령별 사망률 예측이 정확하지 못하더라도 기대수명 예측이 정확할 개연성도 충분히 생각해 볼 수 있다. 다만, 낮은 연령대의 사망률 변화가 기대수명에 더 큰 영향을 미친다는 점에서 낮은 연령대에서 발생한 사망률 예측 오차의 영향이 상대적으로 더욱 크게 작용하는 특징이 있다. 이는 합계출산율 계산 과정에서 연령별 출산율의 영향이 균일한 것과는 상이하다.

셋째, 사망력 전망에서 모형 외적 요인에 해당하는 기준 기간(base period)의 역할과 관련된 부분이다. <표 4-3>과 <표 4-4>에서 1950년 이전과 이후를 기준으로 장기 및 단기 시계열이 구분될 수 있는 18개 국가를 대상으로 기준 기간과 예측 정확성 간의 관계를 살펴보면 동일한 사망력 모형임에도 불구하고 사용된 시계열(단기 대 장기)에 따라 예측 성과가 상이하게 나타남으로써 인구추계의 정확성 측면에서 모형 외적 요인 또한 중요한 사항임을 보여 준다.

연령별 사망률의 경우 장기 시계열과 단기 시계열에 기초한 모형 간 비교 우위가 뚜렷하게 나타나지는 않지만, 기대수명의 경우 단기 시계열에 기초한 모형의 예측 성과가 상대적으로 높음을 살펴볼 수 있다. 모형 구축에 사용되는 시계열 기간과 예측 정확성 간의 관계는 시계열 기간의 장·단기 문제가 근본적인 이슈라고 하기보다는 예측 정확성 평가 기간(1991~2010년) 동안의 사망률 변화가 모형 구축에 사용된 기준 기간(fitting period)의 사망률 변화 패턴과 얼마나 조응하는지 그리고 모형 구축에 사용된 시계열 자료가 사용된 모형의 기본 가정에 적절히 조응하는가와 보다 밀접히 연관된다고 볼 수 있다.

예컨대, 앞의 제3장에서 살펴보았듯이, LC 모형을 부분적으로 변형한

LM 모형은 미국 등의 사례에서 모형 추정에 사용된 기준 기간을 1950년 이후 기간으로 한정하고 있는데, 이는 1950년 이전 기간의 경우 사망률 개선 속도가 연령별로 상이하게 나타남으로써 시간의 경과에 따른 사망률 개선이 선형적이라는 가정과 조응하지 못하는 측면이 있다.

모형 구축에 사용된 기준 기간과 관련하여 WHU 모형은 다소 독특한 위치에 있다고 할 수 있다. 본 연구에서 검토한 함수적 자료 분석 모형 중 WHU 모형은 HU 모형이나 RHU 모형에 비해 상대적으로 좋은 예측 성과를 보이는 것으로 해석할 수 있다. HU 모형에 비해 WHU 모형은 상대적으로 최근 관측치에 보다 큰 가중치를 주는 방식에 해당한다. RHU 모형 또한 가중치를 사용하는 것으로 해석할 수 있지만, 극단치를 제거하는데 초점을 맞춘다는 점에서 WHU 모형과는 구분된다.

이러한 방식에서 해석해 본다면, 단기 시계열이든 혹은 장기 시계열이든, 최근 관측치에 보다 큰 가중치를 주는 방식이 본 연구의 예측 평가 기간(1991~2010년) 동안의 사망률 변화를 보다 잘 설명하고 있음을 보여준다. 최근 관측치에 보다 큰 가중치를 주는 접근은 또한 예측 시작 시점(jump-off year)의 추정 사망률과 관측된 실제 사망률 간의 불일치 문제를 완화하는 측면에서도 긍정적일 수 있다.⁷³⁾

넷째, 사망률 전망에서 성별 사망률 격차가 장기적으로 발산하지 않도록 하는 다중 집단 모형들을 검토하고 있는데, <표 4-3>과 <표 4-4>에서 제시된 모형 중 LL, CFDA, VECM-LC 모형은 다른 사망률 모형과 달리 성별 사망률 격차가 발산하지 않는 관계임을 고려하는 모형에 해당한다. 상대적으로 남성의 경우에 더욱 뚜렷한 패턴을 보이지만, 본 연구에서 사용된 모형 중 CFDA 모형의 연령별 사망률 예측 정확성이 상대적으로 높

73) 물론 최근 관측치에 더 큰 가중치를 주는 방식이 「장기」 인구추계를 포함하여 다른 상황에서도 지속적으로 비교 우위를 보일 것인지는 불명확하다.

계 나타나는 모습을 살펴볼 수 있다.⁷⁴⁾

성별 기준으로 대부분의 국가에서 여성의 사망률이 남성에 비해 낮음을 고려할 때 분석 결과가 보여 주듯이 사망률 간 관계성을 강조하는 이들 모형은 남성의 미래 사망률 전망에 보다 효과적일 수 있다. 여성의 관측된 사망률 패턴이 향후 전개될 남성의 사망률 변화에 관하여 유용한 시사점을 제공할 수 있는 것이다. 그러나 다른 한편으로 집단 간 사망률 연계 조건의 부과는 여성처럼 사망률이 낮은 집단의 사망률 개선을 과소 추정할 개연성 또한 있음이 지적될 필요가 있다.

마지막으로, 본 연구에서는 코호트 사망률 모형(RH, APC, CBD)을 검토하고 있는데, 제3장에서 살펴보았듯이 기존 연구들은 코호트 효과를 고려한 모형이 과거 자료에 대한 적합도 향상 측면에서는 긍정적인 성과를 보이는 것으로 평가하지만, 코호트 효과의 반영이 예측 정확성 향상으로 이어지는가에 대해서는 불명확한 상태로 남아 있다. 본 연구의 분석 결과는 연령별 사망률 예측의 경우 코호트 효과를 고려한 모형의 상대적 예측 성과는 양호하지 못함을 보여 주고 있다.

다른 한편으로, <표 4-3>과 <표 4-4>에서 RH, APC, CBD 모형의 경우 상대적으로 연령별 사망률(ASDR) 예측 정확성이 높지 않음에도 불구하고 일부 국가에서 기대수명(e_0) 예측은 상당히 정확한 것으로 나타나고 있다. 그러나 이들 모형의 경우 연령별 사망률 예측에서 발생한 오차가

74) 본 연구에서 검토한 다중 집단 모형 중 VECM 모형에 대해서는 추가적인 언급이 필요하다. 본 연구에서 검토한 다른 모형들과 달리 VECM 모형은 공적분 관계가 존재하는 경우에만 모형을 적용하였음을 언급한 바 있다. 결과적으로 국가별 자료의 특수성과 관계없이 일괄적으로(외부적으로) 기준 기간을 설정하는 방식이 VECM 모형의 공적분 검토에 영향을 미칠 수밖에 없는 구조이다. 이러한 점에서 본 연구가 사용하는 인구추계 모형 평가 방식은 상대적으로 VECM 모형의 성과를 평가하기 어려운 측면이 있다. 본 연구의 분석 대상 20개 국가 중 공적분 관계가 존재하지 않는 것으로 나타난 7개 국가의 경우에도, 위의 평가와 관계없이, 일련의 시행착오 과정을 거칠 경우 공적분 관계가 존재하는 기준 기간을 발견할 수 있다. 물론 공적분 관계가 존재하는 기준 기간에 기초하여 모형을 구축한다고 하여 미래 예측의 정확성을 보장하는 것은 아니다.

상쇄되어 기대수명 예측의 정확성으로 이어지고 있다는 점에서 이들 모형을 높게 평가할 수는 없다. 참고로, 연령별 예측 오차의 상쇄로 인해 기대수명과 같은 요약 지표 예측 정확성이 높게 나타나는 현상은 출산력에서도 동일하게 나타나는데, 구체적인 사례에 대해서는 출산력 부분에서 소개하기로 한다.

앞의 다중 집단 사망력 모형과 마찬가지로 코호트 사망력 또한 과거 자료에서 관측되는 추가적인 정보를 활용하고자 하는 시도라고 할 수 있다. 비록 추가적인 정보 활용이 과거 자료에 존재하는 사망력 패턴을 「설명」하는 데 있어서는 긍정적일 수 있지만, 추가적인 정보 사용이 예측 정확성으로 이어짐을 보장하는 것은 아니다. 본 연구의 분석 결과 또한 이러한 측면을 보여 주는 것으로 해석해 볼 수 있다. 코호트 사망력 모형의 성과를 높이기 위해서는 코호트 효과가 향후 어떠한 방향으로 전개될 것인가에 대한 보다 체계적인 검토가 필요하다고 할 수 있다.

〈표 4-3〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형): 남성

국가	연령별 사망률(ASDR)			기대수명(e_0)		
네덜란드	LC(L)	CFDA(L)	LL(L)	RH(L)	LL(S)	LL(L)
노르웨이	APC(L)	CFDA(L)	WHU(S)	RH(S)	APC(L)	RH(L)
뉴질랜드	RHU(S)	WHU(S)	CFDA(L)	VECM(L)	VECM(S)	LL(S)
덴마크	CFDA(L)	LL(L)	HU(L)	RH(L)	LL(L)	APC(L)
미국	WHU(L)	RHU(S)	RWD(L)	BMS(S)	CFDA(L)	VECM(S)
벨기에	WHU(S)	ARIMA(L)	CFDA(L)	BMS(S)	APC(S)	LL(S)
스웨덴	WHU(S)	CFDA(L)	WHU(L)	RH(L)	LL(S)	CBD(S)
스위스	CFDA(S)	WHU(L)	WHU(S)	APC(L)	CFDA(L)	LL(S)
스페인	CFDA(S)	HU(S)	RHU(L)	LL(S)	LC(S)	CFDA(S)
아일랜드	CFDA	APC	WHU	APC	CBD	CFDA
영국	WHU(S)	LL(S)	WHU(L)	WHU(S)	BMS(S)	APC(S)
오스트리아	LL(S)	WHU(L)	WHU(S)	LL(S)	WHU(L)	APC(L)
이탈리아	CFDA(S)	WHU(S)	WHU(L)	RH(L)	APC(S)	BMS(S)
일본	HU(S)	LL(S)	CFDA(S)	HU(S)	WHU(S)	CFDA(L)
캐나다	ARIMA(S)	LL(L)	WHU(S)	APC(S)	VECM(S)	BMS(S)
타이완	CFDA	APC	RHU	CFDA	LL	RWD
포르투갈	WHU(L)	RHU(L)	HU(L)	APC(S)	WHU(L)	BMS(S)
프랑스	WHU(L)	CFDA(S)	BMS(S)	CFDA(S)	RH(L)	LL(S)
핀란드	WHU(L)	WHU(S)	RH(L)	APC(S)	RH(L)	LL(S)
호주	WHU(S)	RHU(L)	HU(S)	APC(L)	BMS(S)	WHU(S)

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HMD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

〈표 4-4〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형): 여성

국가	연령별 사망률(<i>ASDR</i>)			기대수명(e_0)		
네덜란드	WHU(S)	RHU(S)	WHU(L)	WHU(S)	RHU(S)	HU(S)
노르웨이	WHU(S)	WHU(L)	ARIMA(S)	BMS(L)	APC(S)	LC(S)
뉴질랜드	LC(L)	CFDA(L)	WHU(L)	RH(L)	VECM(S)	APC(L)
덴마크	RHU(L)	CFDA(L)	CFDA(S)	RHU(L)	HU(S)	LC(S)
미국	LL(L)	RW	LC(L)	VECM(S)	LL(L)	RHU(L)
벨기에	WHU(L)	RWD(S)	RWD(L)	RWD(L)	RWD(S)	WHU(S)
스웨덴	WHU(S)	ARIMA(S)	ARIMA(L)	ARIMA(S)	APC(S)	RHU(S)
스위스	RHU(L)	WHU(L)	HU(L)	APC(S)	RHU(L)	LC(S)
스페인	HU(S)	RHU(S)	CFDA(S)	RH(L)	RHU(S)	LM(S)
아일랜드	WHU	HU	BMS	WHU	LC	BMS
영국	ARIMA(S)	RWD(L)	WHU(L)	WHU(L)	APC(S)	CFDA(S)
오스트리아	WHU(L)	WHU(S)	BMS(S)	WHU(L)	APC(S)	BMS(S)
이탈리아	VECM(S)	BMS(S)	WHU(L)	BMS(S)	RH(L)	LC(S)
일본	HU(L)	WHU(S)	RHU(S)	RWD(L)	BMS(S)	LM(S)
캐나다	LC(L)	ARIMA(L)	RWD(L)	CFDA(S)	VECM(S)	ARIMA(L)
타이완	APC	WHU	LC	APC	WHU	LC
포르투갈	RHU(S)	WHU(S)	HU(L)	APC(S)	RHU(S)	WHU(L)
프랑스	WHU(S)	BMS(S)	HU(S)	ARIMA(S)	RWD(S)	WHU(L)
핀란드	ARIMA(S)	WHU(S)	CFDA(S)	RH(L)	WHU(S)	BMS(S)
호주	WHU(S)	WHU(L)	CFDA(S)	WHU(S)	WHU(L)	CFDA(S)

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HMD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

〈표 4-5〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE
 종합 기준 상위 3개 모형): 남성

국가	연령별 사망률(<i>ASDR</i>)			기대수명(e_0)		
네덜란드	CFDA(L)	LC(L)	LL(L)	RH(L)	LL(L)	LL(S)
노르웨이	CFDA(L)	RHU(L)	WHU(S)	RH(S)	APC(L)	RH(L)
뉴질랜드	CFDA(L)	RHU(S) /WHU(S)		VECM(L)	VECM(S)	LL(S)
덴마크	CFDA(L)	HU(L)	ARIMA(L)	RH(L)	LL(L)	APC(L)
미국	RWD(L)	WHU(L)	ARIMA(S)	BMS(S)	CFDA(L)	VECM(S)
벨기에	WHU(S)	CFDA(L)	RWD(L) /ARIMA(L)	BMS(S)	APC(S)	LC(L)
스웨덴	CFDA(L)	WHU(L)	WHU(S)	RH(L)	LC(L) /LL(S)	
스위스	WHU(L)	CFDA(L)	CFDA(S)	APC(L)	CFDA(L)	LL(S)
스페인	CFDA(S)	RHU(L)	HU(S)	LL(S)	LC(S)	CFDA(S)
아일랜드	CFDA	APC	WHU	APC	CBD	CFDA
영국	LL(S)	WHU(S)	WHU(L)	WHU(S)	WHU(L)	BMS(S)
오스트리아	WHU(L)	LL(S)	CFDA(S)	LL(S)	WHU(L)	APC(L)
이탈리아	CFDA(S)	LL(S) /WHU(L)		RH(L)	APC(S) /APC(L)	
일본	HU(S)	LL(S)	CFDA(S)	HU(S)	WHU(S)	CFDA(L)
캐나다	WHU(S)	ARIMA(S)	LL(L)	APC(S)	VECM(S)	LL(S)
타이완	CFDA	APC	RHU	CFDA	LL	RWD
포르투갈	WHU(L)	RHU(L)	HU(L)	APC(S)	WHU(L)	CFDA(L)
프랑스	WHU(L)	CFDA(S)	BMS(S)	RH(L)	LL(L)	CFDA(S)
핀란드	CFDA(L)	WHU(L)	BMS(S)	APC(S)	RH(L)	LL(S) /CFDA(L)
호주	WHU(S)	BMS(S)	RHU(L)	APC(L)	BMS(S)	WHU(S)

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HMD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

〈표 4-6〉 연령별 사망률과 기대수명 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE
 종합 기준 상위 3개 모형): 여성

국가	연령별 사망률(<i>ASDR</i>)			기대수명(e_0)		
네덜란드	WHU(L)	CFDA(L)	RHU(L) /WHU(S)	WHU(S)	RHU(S) /HU(L)	
노르웨이	WHU(S)	ARIMA(L)	WHU(L)	BMS(L)	RH(L)	APC(S)
뉴질랜드	LC(L)	WHU(L)	CFDA(L)	RH(L)	VECM(S)	APC(L)
덴마크	RHU(L)	CFDA(L)	CFDA(S)	RHU(L)	HU(S)	LC(S)
미국	CFDA(L)	LL(L)	VECM(S)	VECM(S)	LL(L)	RHU(L)
벨기에	WHU(L)	RWD(L)	RHU(S)	RWD(L)	RWD(S)	WHU(S)
스웨덴	ARIMA(L)	WHU(S)	HU(L)	ARIMA(S)	APC(S)	RHU(S)
스위스	RHU(L)	HU(L)	LC(S)	APC(S) /LC(S)		ARIMA(L)
스페인	HU(S)	RHU(S)	CFDA(S)	RH(L)	RHU(S)	LC(S)
아일랜드	WHU	BMS	HU	WHU	LC	BMS
영국	RWD(L)	RHU(L) /ARIMA(S)		WHU(L)	APC(S)	RH(L)
오스트리아	WHU(L)	WHU(S)	BMS(S)	WHU(L)	APC(S)	BMS(S)
이탈리아	BMS(S)	WHU(L)	LM(S)	RH(L)	BMS(S)	LC(S)
일본	HU(L)	WHU(S)	RHU(S)	RWD(L)	BMS(S)	RHU(S)
캐나다	ARIMA(L)	LC(L)	RWD(L)	CFDA(S)	VECM(S)	ARIMA(L)
타이완	APC	LC	BMS	APC	WHU	LC
포르투갈	RHU(S)	WHU(S) /HU(L)		APC(S)	WHU(L)	RHU(S)
프랑스	WHU(S)	BMS(S)	WHU(L)	ARIMA(S)	RWD(S)	WHU(L)
핀란드	CFDA(S)	ARIMA(S)	WHU(S)	RH(L)	WHU(S) /WHU(L)	
호주	WHU(S)	WHU(L)	CFDA(S)	WHU(S)	WHU(L)	CFDA(S)

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HMD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

2. 출산력 전망

〈표 4-7〉은 연령별 출산율과 합계출산율 전망에서 MAE 지표 기준으로 예측 오차가 상대적으로 작은 모형 3개를 보여 주고 있으며, 〈표 4-8〉은 5개 지표 모두를 사용한 결과를 보여 주고 있다. 참고로, 사망력과 마찬가지로 모형 외적 요인의 영향과 관련하여 기준 기간(base period)의 설정 방식이 예측의 정확성 측면에서 어떠한 영향을 미치는가를 살펴보고 있다. 앞에서 이미 언급했지만, RW나 MGC 모형의 경우 장·단기 구분 없이 단일 모형이 적용된다.

분석 결과와 관련하여, 첫째, 사망력과 마찬가지로 특정 출산력 모형이 예측 정확성 측면에서 뚜렷한 비교 우위를 보이는가를 살펴볼 필요가 있다. 비록 사망력 전망에 비해 제한적인 모형들만이 검토되고 있지만, 사망력 전망과 마찬가지로 특정 출산율 모형이 분석 대상 국가들을 가로질러 뚜렷한 비교 우위를 보이는 패턴은 관측되지 않는다. 다만, 연령별 출산율의 경우 HU, RHU, WHU와 같은 함수형 자료 모형들이 7개 국가에서 예측 오차가 가장 작은 것으로 나타나고 있다. 그러나 사망력과 달리 함수적 자료 분석 모형 중 WHU 모형이 뚜렷한 비교 우위를 보이는 패턴은 발견되지 않는다.

사망력과 비교하여 출산력 전망에서 나타나는 주목할 만한 사항은 노르웨이, 미국, 영국, 일본, 캐나다, 타이완의 경우 기본 모형 중의 하나에 해당하는 RWD 모형의 예측 오차가 가장 작은 것으로 나타나고 있다. 핀란드의 경우 또한 연령별로 추정된 ARIMA 모형의 예측 오차가 가장 작은 것으로 분석되고 있다. 예측 오차가 작은 상위 3개 모형 중에 RW 모형이 등장하는 현상 또한 관측된다.

이렇게 RWD, ARIMA, RW와 같은 모형들이 인구추계 목적으로 개발

된 모형들에 비해 양호한 성과를 보이는 것은 사망률 전망과 차이를 보이는 부분이다. 사망률과 달리 출산력 전망에서 이들 단순 모형의 예측 성과가 오히려 높게 나타는 현상은 출산력 전망의 어려움을 단적으로 보여 주는 것으로 볼 수 있다.

연령별 출산율에 비해 합계출산율(TFR) 지표의 경우 분석 대상 국가들을 가로질러 공통적으로 예측 오차가 작은 모형을 확인하기는 더욱 어려운 상황이다. 다만, 스웨덴, 스위스, 영국, 일본의 경우 HU 모형이 합계출산율 예측 오차가 가장 작은 모형으로 나타남을 살펴볼 수 있다. Lee I 및 Lee II 모형의 합계출산율 예측 오차가 가장 낮게 나타나는 경우도 각각 3개 국가가 관측된다.

둘째, 사망률 전망과 마찬가지로 연령별 출산율을 정확히 예측하는 모형이 합계출산율 또한 정확히 예측하는가의 문제를 살펴볼 필요가 있다. <표 4-7>에서 각 국가별로 동일한 모형이 연령별 출산율과 합계출산율 예측에서 동시에 예측 오차가 가장 작은 모형으로 선정되는 경우는 많지 않음을 살펴볼 수 있다. 독일(MGC)과 스웨덴(HU)의 경우 MAE 기준으로 연령별 출산율에서 예측 오차가 가장 작은 모형이 합계출산율 예측에서도 최적 모형으로 선정되고 있다.

<표 4-7>을 살펴보면 연령별 출산율(ASFR) 예측 정확성에서 상위 1~3순위에 들지 않지만 합계출산율(TFR) 예측에서는 반대로 예측 오차가 가장 작은 모형으로 선정되는 사례들이 관측됨을 살펴볼 수 있다. 이렇게 연령별 출산율의 예측 정확성이 상대적으로 높지 않음에도 합계출산율 예측 정확성이 비교 대상 모형 중에서 가장 높게 나오는 모형 가운데 사망률 전망에 사용된 LC 모형의 기본 구조를 취하는 출산율 모형(LEE I)과 출산율 전망의 특성을 추가적으로 반영하여 다양한 제약 조건을 부과한 출산율 모형(LEE II)이 눈에 띄을 살펴볼 수 있다.

네덜란드, 노르웨이, 핀란드의 경우 합계출산율을 명시적으로 모형화하는 LEE II 모형의 예측 오차가 가장 작은 것으로 나타나며, 캐나다, 타이완, 포르투갈의 경우 사망력 전망과 동일한 구조를 취하는 LEE I 모형이 최적 모형으로 선정되고 있다. 이들 Lee 출산율 모형 중에서 첫 번째 모형(LEE I)은 연령별 출산율을 전망하는 모형에 해당하며, 두 번째 모형(LEE II)은 합계출산율을 전망한 후 이를 기초로 연령별 출산율을 산출하는 모형이다.

외형적으로 이들 두 모형의 경우 상대적으로 연령별 출산율(ASFR) 예측은 정확하지 않지만 합계출산율(TFR) 예측 정확성이 높게 나타나는 모형으로 평가할 수도 있지만, 연령별 출산율 예측 오차와 합계출산율 예측 오차를 동시적으로 살펴보면 이들 두 모형을 높게 평가하기는 어려운 측면이 있다. 이는 앞의 사망력 전망에서 코호트 사망력 모형들이 보여 준 성과와 유사하다고 할 수 있다.

연령별 사망률(m_x)과 기대수명(e_0) 간의 관계와 달리 연령별 출산율(f_x)과 합계출산율(TFR)은 $TFR = \sum f_x$ 의 관계가 성립된다. LEE I 과 LEE II 모형의 합계출산율(TFR) 예측 정확성이 높은 국가들에서 이들 모형의 연령별 출산율(f_x) 예측 정확성을 살펴보면 다른 모형들에 비해 좋은 것은 아님을 살펴볼 수 있다.⁷⁵⁾

LEE I 과 LEE II 모형의 연령별 출산율(f_x) 예측 오차가 비교 대상 모형 중에서 상대적으로 높은 수준임에도 불구하고 합계출산율(TFR) 예측 정확성이 높게 나타나는 이유는 합계출산율이 산출되는 과정에서 예측 오차의 상쇄 현상이 나타나는 것과 관련이 있다. 참고로, [그림 4-6]은

75) 예컨대, 네덜란드, 노르웨이, 핀란드의 경우 LEE II 모형의 합계출산율 예측 오차가 가장 작은 것으로 나타나지만, 연령별 출산율 예측 정확성에서 LEE II 모형의 순위는 비교 대상 16개 모형(조합) 중 네덜란드 10위, 노르웨이 10위, 핀란드 14위로 나타나고 있다.

1991~2010년 전체 기간 대신 2000년과 2010년 두 시점에서 LEE I 모형과 LEE II 모형에 기초한 연령별 출산율 예측치와 실적치를 예시적으로 보여 주고 있다. 그림에서 볼 수 있듯이 이들 모형에 기초한 연령별 출산율과 실적치 간에는 상당한 정도의 간극이 있다. 대체로 저연령층의 출산율을 과대 추정하는 대신 고연령층의 출산율을 과소 추정하는 패턴을 살펴볼 수 있다. 결국 이들 두 모형에 기초한 합계출산율 예측치가 실적치와 상당히 유사하더라도 이는 예측 오차의 상쇄로 나타난 결과라는 점에서 이들 두 모형을 높게 평가하기에는 한계가 있다.

물론 연령별 출산율을 직접적으로 전망하는 LEE I 모형과 달리 LEE II 모형은 연령별 출산율(ASFR) 대신 합계출산율(TFR)을 우선적으로 전망한 후 연령별 출산율을 산출하는 모형인 관계로 추가적인 검토가 필요한 모형이라고 할 수 있다. 예컨대, 예측된 합계출산율에 기초하여 연령별 출산율을 산출하는 모형 구조상의 문제를 개선할 경우 LEE II 모형의 효용이 커질 수 있다는 의견이 제기될 수도 있다.

그러나 LEE II 모형의 경우 합계출산율의 상·하한과 함께 장기 균형 출산율을 연구자가 사전적으로 설정해야 하는 구조를 취하고 있으며, 비록 작위적이기는 하지만, 본 연구에서는 과거 UN이 세계인구전망에서 설정한 1.85를 장기 균형 출산율로 설정한 바 있다. 기본적으로 LEE II 모형은 예측이 시작되는 시점의 출산율이 일련의 조정 과정을 거쳐 연구자에 의해 미리 설정된 장기 균형 출산율로 수렴하게 되는 구조이다. 물론 장기 균형 출산율은 연구자에 의해 상이하게 설정될 수 있으며, 예측 시작 시점의 출산율과 연구자에 의해 설정된 장기 균형 출산율 간 간극이 클수록 보다 가파른 조정 절차가 나타나게 된다.

결국 LEE II 모형의 합계출산율 예측 정확성이 높다고 하더라도 이는 이 모형이 지닌 본질적인 특성이 아니라, 1991~2010년 기간 동안 개별

국가의 합계출산율 변동 양상과 본 연구에서 설정한 장기 균형 출산율 (1.85)이 조응하여 만들어 낸 결과로 볼 수 있다. 반면 1991~2010년 기간 동안 심각한 저출산 현상을 경험한 동시에 합계출산율이 감소 패턴을 보인 일본이나 타이완과 같은 국가의 경우 장기 균형 합계출산율을 1.85로 설정할 경우 그 예측 정확성이 낮을 수밖에 없다.

셋째, 출산력 전망에서 모형 외적 요인에 해당하는 기준 기간(base period)의 영향을 살펴볼 필요가 있는데, 사망력 전망과 마찬가지로 분석 결과는 단순히 사용된 모형뿐만 아니라 모형 구축에 사용된 기초 자료 또한 예측 정확성에 영향을 미치는 중요한 요인임을 보여 주고 있다. 동일한 모형임에도 모형 구축에 사용된 시계열 자료에 따라 예측 성과가 상이하게 나타나는 점은 인구추계의 예측 정확성을 제고하는 데 있어서 모형 외적인 요인에도 관심이 필요함을 시사한다.

출산력 모형 구축에서 단기 혹은 장기 시계열 자료가 보다 적절한가와 관련된 일관된 패턴이 관측되지는 않는다. 장·단기 시계열 구분의 의미가 없는 MGC 모형과 RW 모형 그리고 1976년부터 자료가 존재하는 타이완을 제외할 때, 연령별 출산율(f_x)의 경우 6개 국가에서 장기 시계열에 기초한 모형이 최적 모형으로 선정되는 반면 7개 국가에서는 단기 시계열에 기초한 모형이 예측 오차가 가장 작은 모형으로 나타나고 있다. 마찬가지로, 2~3 순위 모형들을 살펴보더라도 연령별 출산율 예측에서 장기 혹은 단기 시계열에 기초한 모형이 비교 우위에 있는 뚜렷한 패턴을 찾기는 어렵다.

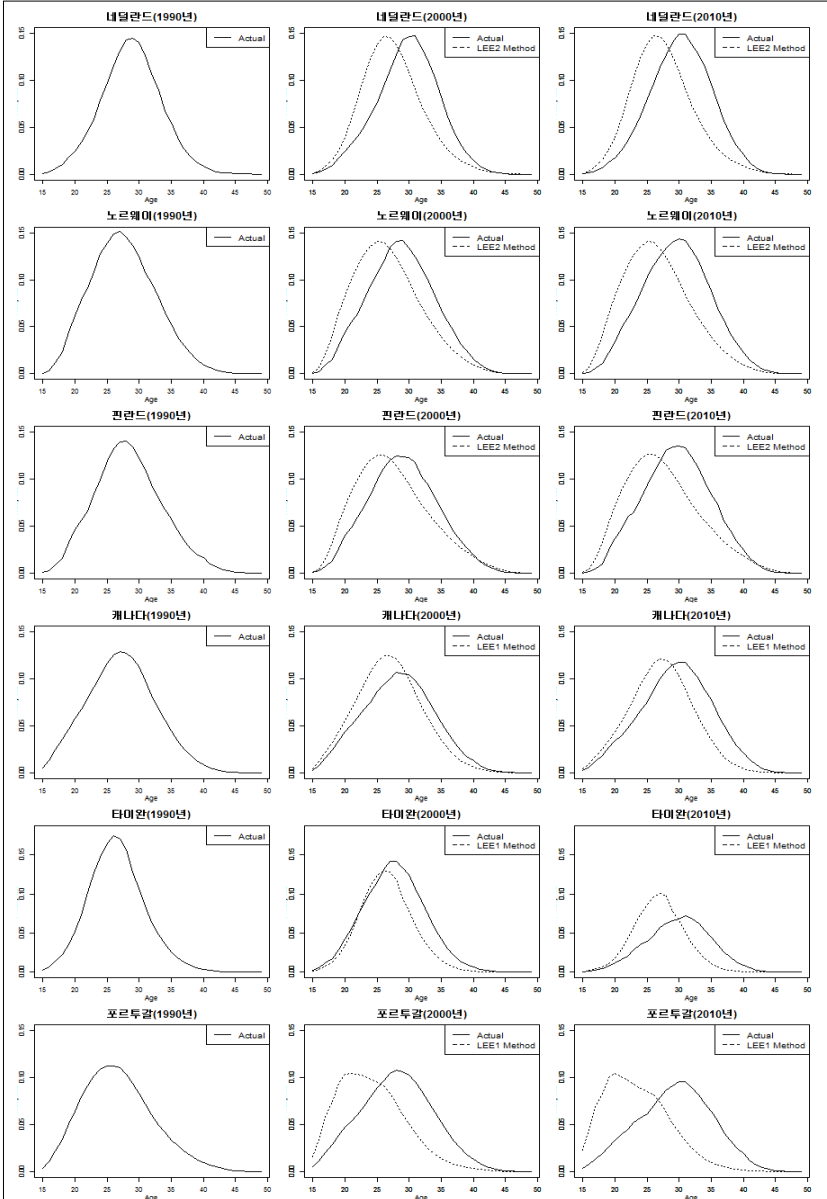
반면 합계출산율(TFR)의 경우 장기 시계열에 기초한 모형이 최적 모형으로 나타나는 경우가 3개 국가인 반면 9개 국가에서는 단기 시계열에 기초한 모형의 예측 오차가 가장 작은 것으로 나타나고 있다. 그러나 앞서도 언급했듯이 합계출산율이 연령별 출산율의 합으로 산출되며, 합계

출산을 산출 과정에서 연령별 출산율 전망에서 발생한 예측 오차가 상쇄되기에 이를 기초로 단기 시계열에 기초한 출산율 예측이 비교 우위에 있다고 판단하기는 어려운 측면이 있다.⁷⁶⁾

종합적으로, 미래 예측에서 과거 정보의 효용성이 상대적으로 떨어지는 출산율 전망의 경우 방법론적 진전이 크지 않은 동시에 현재까지 제시된 출산율 모형의 성과 또한 상대적으로 높지 않은 것으로 판단된다. 출산율 모형의 예측 성과에 관한 이러한 분석 결과는 과거 자료에 대한 적합도 향상이 예측의 정확성을 보장하지 않음을 잘 보여 준다. 결국 통계적 모형에 기초한 인구추계 모형의 정확성을 높이기 위해서는 과거 자료에 대한 정확한 분석뿐만 아니라 인구변동 요인들이 향후 어떠한 방향으로 전개될 것인가에 대한 논의가 반드시 필요함을 시사하고 있다.

76) 참고로, 인구추계에서 기준 기간의 설정과 관련하여 Alho & Spencer(2005, p.242)는 실용적인 가이드라인으로 예측 기간(forecast period)보다 기준 기간을 길게 설정하는 것이 필요하며, 가능하면 예측 기간보다 2~3배 긴 기준 기간이 바람직함을 지적한다. 물론 이들도 단기 예측에는 예측 기간과 밀접히 연관된 기간을 기준 기간으로 설정하는 것에 반대하지는 않는다.

[그림 4-6] LEE 모형의 연령별 출산을 실적치와 예측치(1990년, 2000년, 2010년)



자료: HFD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

〈표 4-7〉 연령별 출산율과 합계출산율 예측의 정확성(MAE 기준 상위 3개 모형)

국가	연령별 출산율(<i>ASFR</i>)			합계출산율(<i>TFR</i>)		
네덜란드	HU(L)	RWD(S)	RW	LEE II(L)	RW	HU(L)
노르웨이	RWD(S)	RWD(L)	RHU(S)	LEE II(S)	RW	LEE II(L)
독일	MGC	RWD(S)	ARIMA(S)	MGC	LEE I(S)	ARIMA(S)
미국	RWD(S)	RW	MGC	RW	LEE II(L)	RWD(S)
스웨덴	HU(S)	RHU(S)	RW	HU(S)	RHU(S)	LEE II(S)
스위스	HU(L)	ARIMA(L)	RWD(S)	HU(S)	RWD(S)	LEE I(S)
영국	RWD(S)	RHU(L)	ARIMA(L)	HU(S)	RHU(S)	ARIMA(L)
오스트리아	WHU(L)	MGC	RHU(S)	ARIMA(S)	ARIMA(L)	RW
이탈리아	HU(L)	ARIMA(S)	RHU(S)	WHU(S)	HU(L)	ARIMA(S)
일본	RWD(S)	MGC	ARIMA(L)	HU(S)	MGC	ARIMA(S)
캐나다	RWD(S)	MGC	ARIMA(L)	LEE I(S)	LEE I(L)	RWD(S)
타이완	RWD	RHU	HU	LEE I	RWD	MGC
포르투갈	WHU(S)	HU(L)	WHU(L)	LEE I(L)	RWD(L)	RW
프랑스	RHU(L)	WHU(S)	WHU(L)	WHU(S)	LEE II(S)	LEE II(L)
핀란드	ARIMA(L)	RW	HU(S)	LEE II(L)	RW	ARIMA(L)

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HFD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

158 인구추계 방법론의 현황과 평가

〈표 4-8〉 연령별 출산율과 합계출산율 예측의 정확성(ME, MAE, RMSE, MAPE, MASE 종합 기준 상위 3개 모형)

국가	연령별 출산율(<i>ASFR</i>)			합계출산율(<i>TFR</i>)		
네덜란드	HU(L) /RW		RWD(L)	LEE II(L)	RW	HU(L)
노르웨이	RW	RWD(S) /RWD(L)		LEE II(S)	RW	LEE II(L)
독일	MGC	RWD(S)	RWD(L)	MGC /LEE I(S)		ARIMA(S)
미국	RWD(S)	RW	LEE II(L)	RW	LEE II(L)	RWD(S)
스웨덴	HU(S)	RHU(S)	RW /RWD(L)	HU(S)	RHU(S)	RWD(L)
스위스	HU(L)	ARIMA(L) /RWD(S)		HU(S)	RWD(S)	LEE I(S)
영국	RHU(S)	RWD(S) /RHU(L)		HU(S)	RHU(S)	ARIMA(L)
오스트리아	WHU(L)	ARIMA(L)	RHU(L)	ARIMA(S)	ARIMA(L)	LEE I(L)
이탈리아	HU(L)	ARIMA(L)	ARIMA(S)	WHU(S)	HU(L)	ARIMA(S)
일본	RWD(S)	MGC	ARIMA(S)	HU(S)	MGC	ARIMA(S)
캐나다	RWD(S)	MGC	ARIMA(L)	LEE I(S)	LEE I(L)	RWD(S)
타이완	RWD	RHU	LEE I	LEE I	RWD	MGC
포르투갈	ARIMA(L)	WHU(L)	WHU(S)	LEE I(L)	RWD(L)	LEE II(L)
프랑스	WHU(S)	RHU(L)	WHU(L)	WHU(S)	LEE II(S)	LEE II(L)
핀란드	ARIMA(L)	RW	HU(S)	LEE II(L)	ARIMA(L)	RW

주: 괄호 안의 S는 단기 시계열, L은 장기 시계열에 기초한 모형을 의미함.
 자료: HFD 자료 분석에 기초하여 저자 작성.

제5절 소결

제3장에서 주요 인구추계 모형의 내용과 특징을 분석한 데 이어 본 장에서는 주요 사망력 및 출산력 모형의 예측 정확성을 경험적으로 평가해 보고자 하였다. 분석 결과는, 출산력과 사망력을 아울러 어떤 특정 모형이 예측의 정확성 측면에서 뚜렷한 비교 우위를 나타내지는 못하고 있음을 보여 주었다. 특히, 출산력 모형에서는 인구추계 목적으로 개발된 모형들에 비해 연령별 패턴을 고려함 없이 각 연령별로 독립적으로 추정한 RWD, RW, ARIMA와 같은 단변량 시계열 모형의 예측 정확성이 오히려 높게 나타나는 사례들이 관측되었다. 다만, 사망력 전망에서는 인구추계 목적으로 설계된 모형들의 예측 성과가 상대적으로 높게 나타남으로써 과거 사망력 정보가 미래 전망에서 유용한 역할을 할 수 있는 사망력 전망의 특징을 보여 주고 있다.

비록 제한된 국가 및 제한된 기간에 기초한 예측 정확성 평가 결과이지만, 본 장의 분석 결과는 사망력 전망에서 WHU, RHU, HU와 같은 함수적 자료 분석 모형의 예측 정확성이 상대적으로 높은 모습을 보여 주고 있다. 또한 성별 사망률이 장기적으로 발산하지 않도록 하는 모형(특히, CFDA 모형)의 경우 남성 사망률 전망에서 보다 효과적으로 활용될 수 있음을 시사하고 있다.

기존 연구의 경우 코호트 사망력 모형이 과거 자료에서 관측되는 사망력 패턴을 이해하는 데 있어서 일정 정도 긍정적인 역할을 기대할 수 있지만, 이러한 것이 곧바로 예측 정확성 측면에서 코호트 사망력 모형의 성공을 보장하는 것은 아님을 지적하고 있다. 본 장의 분석 결과 또한 예측 정확성 측면에서 코호트 사망력 모형이 다른 사망력 모형들에 비해 뚜렷한 비교 우위를 가지는 것은 아님을 시사하고 있다.

모형 자체의 예측 정확성 평가에 초점을 맞춘 기존 연구들에 비해 본 연구에서는 모형 외적 요인의 영향을 추가적으로 검토하였다. 보다 구체적으로, 본 연구에서는 모형 구축에 사용된 기준 기간의 특성이 예측 정확성에 미치는 영향을 검토하였다. 분석 결과는 동일한 인구추계 모형을 사용하더라도 사용된 시계열 자료에 따라 예측 성과가 상이하게 나타날 수 있음을 보여 줌으로써 인구추계 과정에서 모형뿐만 아니라 모형 외적 요인에 대한 고려 또한 중요함을 보여 주고 있다. 그러나 분석 결과는 기준 기간(장기 시계열 대 단기 시계열)의 선정과 관련된 뚜렷한 방향성을 보여 주지는 않음으로써 연구자에 의한 적절한 판단이 필요함을 시사하고 있다.

제 5 장

종합 및 결론

제1절 연구 결과 종합

제2절 정책 제언

제3절 연구의 한계

제1절 연구 결과 종합

인구 고령화의 진전과 이에 대응한 사회보장제도의 안정적 운영과 관련하여 인구추계가 지닌 함의가 더욱 커지는 동시에 인구추계 모형에 대한 연구자의 관심 또한 크게 증가하고 있다. 본 연구는 최근까지 인구추계 분야에서 이루어진 방법론적 발전 현황을 검토하고 주요 인구추계 모형의 구조와 예측 성과를 살펴봄으로써 향후 우리나라 인구추계 분야에서 활용 가능한 기초 자료를 제공하고자 하는 목적을 가지고 있다.

첫째, 본 연구는 1990년대 이후 등장한 인구추계 모형들의 주요 내용과 세부적 특징을 분석하였다. 전반적으로 인구추계 모형의 발전 현황에서 인구변동 요인별로 뚜렷한 차이가 있음을 살펴볼 수 있었다. 인구변동 요인 중 사망력의 경우 모형 구축과 관련하여 최근까지 활발한 연구가 이루어지고 있다. 1992년 LC 모형이 등장한 이후 LM 모형이나 BMS 모형처럼 부분적인 모형 수정 작업이 이루어지는 한편 함수적 자료 분석(FDA) 모형처럼 보다 일반적인 차원에서 LC 모형을 확대하는 노력 또한 있었다. 한편 코호트 효과를 반영하거나 사회경제적으로 밀접히 연관된 집단을 동시에 모형화하는 등 모형의 정교화 수준 또한 크게 높아지고 있다.

비록 사망력 분야가 모형화 측면에서 가장 활발히 연구되는 분야이지만, 최근까지의 방법론적 발전이 곧바로 사망력 전망의 정확성을 보장하는 것은 아님에 유의할 필요가 있다. LC 모형 등장 이후 사망력 모

형의 발전을 위한 다양한 시도가 이루어져 왔지만, 기존 연구에서 특정한 모형이 예측 정확성 측면에서 뚜렷한 비교 우위에 있는 모습은 발견되지 않고 있다.

특히, 코호트 사망력 모형이나 다중 집단 사망력 모형처럼 상대적으로 최근에 등장한 모형들의 경우 과거 자료에서 관측되는 추가적인 정보를 활용하고자 하는 성격이 강하다. 과거 자료에 대한 설명 측면에서 이들 모형이 기존 모형들에 비해 비교 우위를 보일 개연성은 높다. 그러나 코호트 효과 등 추가적으로 고려되는 변수가 미래에 어떤 방향으로 전개될 것인가를 적절히 모형화하지 못하는 한 사망력 예측에서 이들 추가적 정보의 효용은 크지 않을 수 있다. 결국 방법론적 발전에도 불구하고 사망력 분야의 경우에도 전망 작업의 효용성을 높이기 위해서는 통계적 모형의 단순한 적용 대신 과거 자료에 대한 정확한 분석과 동시에 미래 사망력의 전개 방향과 관련된 인구학적 이론이나 지식이 중요한 역할을 담당할 필요가 있다.

반면 출산력 전망 분야의 경우 방법론적 진전은 상당히 미진한 모습을 보였는데, 모수적(수리적) 출산력 모형은 물론 비모수적 출산력 모형 분야 또한 큰 진전을 보여 주지 못하고 있다. 출산력 전망에 관한 대표적인 연구로 Lee(1993)의 출산력 모형이 있지만, 점 추정치(point forecast)를 제공하는 출산력 모형으로는 한계가 있으며, 최근까지의 논의를 기초로 할 때 예측구간을 제공하는 측면에서도 뚜렷한 성과를 거두었다고 평가하기는 쉽지 않다. 본 연구에서 살펴본 코호트 출산율 모형 또한 현재까지 국가 수준의 인구추계, 특히 「장기」 출산율 전망에서 효과적인 활용을 기대하기에는 한계가 있는 것으로 판단된다.

1990년대 이후 등장한 출산율 모형 중에는 UN의 공식적인 세계인구 전망에서 활용되는 베이스 출산력 모형이 일정 정도 인구학적 지식을 반

영하는 한편 다른 국가들의 경험을 동시에 고려하고 있다는 점에서 그 성과를 인정할 수 있다. 그럼에도 불구하고 UN의 출산력 모형이 어떠한 성과를 보일 것인가에 대해서는 추가적인 검증이 필요한 것으로 보인다. 비록 UN의 베이스 출산력 모형이 과거 자료와 함께 전문가의 판단이나 다른 국가들의 경험을 고려하는 장점이 있지만, 인구추계의 정확성 측면에서 이러한 추가적 정보의 사용이 어느 정도 효과를 발휘할지는 여전히 불투명하다.

인구이동의 경우 모형화 진전이 가장 느린 분야라는 점은 의문의 여지가 없다. 다만, 최근의 논의는 과거 자료에 기초하여 인구이동을 정교하게 모형화하는 것이 과연 필요한가와 관련된 근본적인 의문을 제기하고 있는데, 인구이동의 경우 미래에 대한 정확한 전망 대신 발생 가능한 잠재적 리스크를 사전 관리하는 차원에서 그 역할이 더욱 중요할 수 있음을 제안하고 있다.

둘째, 인구추계 모형에 대한 분석적 검토와 함께 본 연구는 주요 인구추계 모형의 예측 성과를 경험적으로 평가하였다. 분석 결과는 출산력과 사망력을 아울러 어떤 특정 모형이 예측의 정확성 측면에서 뚜렷한 비교우위를 나타내지는 못하고 있음을 보여 주었다. 특히, 출산력 모형에서는 RWD, RW, ARIMA와 같은 단변량 시계열 모형들의 예측 정확성이 오히려 높게 나타나는 사례들이 관측됨으로써 예측 정확성 측면에서 인구추계 목적으로 설계된 출산력 모형들의 효용성이 상대적으로 크지 않음을 시사하고 있다. 다만, 사망력 전망에서는 인구추계 목적으로 제안된 모형들의 예측 성과가 상대적으로 높게 나타남으로써, 출산력 전망과 달리, 사망력의 경우 과거 정보가 미래 전망에서 유용한 역할을 할 수 있는 사망력 전망의 특징을 보여 주고 있다.

비록 제한된 사례 및 기간에 기초한 평가이지만, 분석 결과는 사망력

전망에서 WHU, RHU, HU와 같은 함수적 자료 분석 모형의 예측 정확성이 상대적으로 높은 모습을 보여 주었다. 특히, 최근 관측 자료에 더 큰 가중치를 부여하는 WHU 모형의 성과가 상대적으로 더욱 뚜렷한 모습을 살펴볼 수 있었다. 또한 CFDA 모형처럼 성별 사망력 격차가 장기적으로 발산하지 않도록 하는 모형의 경우 남성 사망률 전망에서 보다 효과적으로 활용될 수 있음을 시사하고 있다. 반면 코호트 효과를 고려하는 모형의 경우 예측 정확성 측면에서 뚜렷한 비교 우위를 보여 주지 못하는 것으로 분석되었다.

마지막으로, 본 연구에서는 모형 외적 요인에 해당하는 기준 기간이 예측의 정확성에 미치는 영향을 검토하였다. 분석 결과는 동일한 인구추계 모형을 사용하더라도 사용된 시계열 자료에 따라 예측 성과가 상이하게 나타날 수 있음을 보여 줌으로써 인구추계 과정에서 모형뿐만 아니라 모형 외적 요인에 대한 고려 또한 중요함을 보여 주었다. 그러나 분석 결과는 기준 기간의 설정과 관련하여 뚜렷한 방향성을 보여 주지는 않음으로써 주어진 상황에 따라 인구추계 담당자에 의한 적절한 판단이 필요함을 시사하고 있다.

제2절 정책 제언

1. 인구추계 기초 자료 구축

인구추계 모형의 평가와 관련하여 본 연구에서는 모형 외적 요인으로 모형 구축의 기초가 되는 기준 기간(base period)의 영향만을 검토한 바 있다. 그러나 모형 외적 요인이 여기에 한정되지 않음은 물론인데, 인구

추계에 사용되는 자료의 정확성 또한 인구추계의 정확성이나 불확실성에 영향을 미치는 요인이라고 할 수 있다. 최근 박유성, 김기환, 김성용(2010)은 우리나라 인구통계 자료의 정확성과 관련하여 문제를 제기한 바 있다. 물론 우리나라 인구통계 자료와 관련된 문제가 최근에만 비로소 제기된 것은 아니다. 예컨대, 이미 사반세기 전에 권태환, 김태현(1990)은 생명표 작성을 위하여 센서스와 사망신고 자료 등 인구통계 자료의 완전성과 오류를 평가하는 한편 인구통계학적 기법을 적용하여 불완전한 인구통계 자료를 보정한 후 생명표를 작성한 바 있다.

비록 우리나라 인구통계 자료의 완전성과 정확성이 향상되고 있기는 하지만, 현재까지도 인구통계 자료에서 보완될 부분이 많이 남아 있는 상황이다. 자료상의 제약을 해결하기 위해 일반 연구자들이 독자적으로 인구추계 자료를 보완하고자 하지만, 인구추계 자료의 보정 작업은 쉬운 일이 아니라고 할 수 있다. 또한 일반 연구자들이 독자적으로 기초 자료를 구축할 경우 인구추계 결과에서의 차이가 모형 차이를 반영하는지 아니면 상이하게 구축된 기초 자료에서의 차이를 반영하는지가 불명확해지는 문제가 발생할 수 있다.

인구추계 관련 기초 자료의 보완 문제가 매우 중요한 과제라는 점에서 아래에서는 향후 보완될 필요가 있는 주요 사항들을 정리하고자 한다(〈표 5-1〉 참고). 첫째, 연령별 사망률 및 출산율 자료를 산출하는 데 필요한 추계인구(확정인구) 및 출생·사망건수 자료에 대한 보완 작업이 필요하다. 현재 우리나라 통계청 인구추계의 경우 사망력과 출산력 전망의 기초 자료로 1970년 이후의 자료가 활용되는 것으로 알려지지만, 통계청의 장래인구추계에 사용되는 이들 보정 자료에 대한 접근은 가능하지 않다. 비록 추계인구 자료가 공개되고 있지만 연령 상한이 80~100세로 상이하게 설정되어 있다. 또한 인구동태통계연보가 발간되고 있지만, 과거 자료의

경우 이들 발간 자료에 기초하여 신뢰할 만한 연령별 사망률과 출산율 자료를 산출하기는 어려운 것이 현실이다.

공식적으로 접근이 가능하지 않은 자료가 통계청의 인구추계에서 활용되는 것은 바람직하지 않다. 과거 자료에 대한 접근 제한이 자료의 신뢰성과 관련된다면 공식적 인구추계에서 이 자료를 활용하는 것이 적절한가와 관련된 의문이 제기될 수 있다. 어느 국가의 사례를 보더라도 과거 인구통계 자료가 불완전한 점은 흔히 발견되는 사항이다. 그러나 국가 차원의 인구추계에서 불완전한 과거 자료를 활용하는 것이 반드시 필요하다면 불완전한 과거 자료를 보다 체계적으로 검토하고 정비하는 작업이 우선적으로 추진될 필요가 있다.

둘째, 사망률 자료 구축과 관련하여 통계청 생명표상의 사망률(${}_n m_x$) 자료에 대한 보완이 필요하다. 현재 통계청의 생명표 자료는 기본 지표로 사망확률(${}_n q_x$)을 제공하고 있는데, 생명표 자료의 활용도를 높이기 위해서는 현재의 항목에 사망률(${}_n m_x$) 자료를 추가할 필요가 있다. 일단 ${}_n q_x$ 가 산출되면 나머지 생명표의 작성은 대체로 기계적인 방식으로 이루어진다고 볼 수 있기에 생명표 자체의 목적에서 볼 때 현재 제공되는 정보가 반드시 부족하다고 할 수는 없지만, 사망률 전망 분야에서 사용되는 핵심적인 정보가 ${}_n m_x$ 라는 점을 고려할 필요가 있다.

생명표상의 ${}_n q_x$ 자료가 1970년부터 제공됨에 비해 ${}_n m_x$ 자료는 사망원인별 사망률 통계를 통해 1983년부터 제공되고 있다. 1970~1982년의 사망률 자료는 제공되지 못하고 있는 것이다. 또한, 사망원인통계(KOSIS)에서 제공되는 1983년 이후 사망률 자료는 5세 단위로만 제공됨으로써 1세 단위 완전생명표에 상응하는 사망률 정보를 획득할 수 없는 상황이다. 물론 ${}_n q_x$ 에 기초하여 ${}_n m_x$ 를 산출할 수는 있지만, 사용한 방법에 따라 상이한 결과를 초래할 수 있다는 점을 고려한다면 개별 연구자

대신 국가기관 차원에서 해당 자료를 제공하는 것이 보다 바람직하다고 할 수 있다.

셋째, 완전생명표가 제한적으로만 제공되는 한편 통계청 생명표의 연령 상한 문제가 지적될 필요가 있다(〈표 5-1〉 참고). 현재 통계청의 완전생명표는 1997년 이후부터 제공되며, 1970~1996년은 간이생명표만 제공되는 상황이다. 생명표의 연령 상한 또한 최대 구간이 100+로 제한된 동시에 〈표 5-1〉에서 볼 수 있듯이 시기별로 상이한 연령 상한이 설정되어 있다. 생명표 자료의 효용성을 높이기 위해서는 과거 시계열 전체 기간에 대해 완전생명표를 제공함과 함께 연령 상한(최소 110+)을 공통적으로 상향 조정한 생명표를 구축할 필요가 있을 것이다.

넷째, 출산력 자료의 경우 합계출산율(1970~2014년) 자료와 연령별 출산율(1993~2014년) 자료 간의 조응 문제가 지적될 필요가 있다. 현재 합계출산율 자료는 1970년부터 제공되는 반면 연령별 출산율 자료는 1993년부터 제공되고 있다. 합계출산율 자료가 1970년부터 제공된다는 것은 1970~1992년 기간의 연령별 출산율 자료가 존재하되 공식적으로 제공되지 않는다는 것을 의미한다. 그러나 통계청 인구추계의 출산율 전망에서 1970년 이후 자료가 활용됨을 고려한다면 합계출산율과 마찬가지로 연령별 출산율 자료 또한 1970년 이후 자료부터 구축되어 공식적으로 제공될 필요가 있다.

마지막으로, 인구추계의 추계 기간(forecast period)의 적정성에 대한 검토가 필요하다. 현재 우리나라 통계청의 인구추계는 향후 50년을 전망하고 있는데, 이 기간을 확대할 필요가 있다. 물론 예측 기간의 연장이 예측 오차 증가로 이어질 개연성이 매우 높다는 점에서 인구추계 생산자의 입장에서는 부담으로 작용할 여지가 크다.

그러나 현재 다양한 분야에서 공식적으로 통계청이 제공하는 추계 기

간을 넘어서는 장기 전망치를 사용하고 있는데, 개별 연구자들이 생산하고 있는 이러한 전망치들이 어떠한 과정을 통해 산출되었으며, 어느 정도 신뢰할 수 있는가에 대해서는 판단하기 어려운 상황이다. 특히, 장기 인구추계에 대한 요구가 개별 연구자가 아닌 국가기관 등의 공식적 목적에 기초하고 있다는 점에서 국가 차원에서 장기 전망치를 제공하는 것이 바람직하다.

최근 들어 장기 재정 전망에 대한 사회적 요구가 크다는 점에서 추계 기간을 현재의 50년에서 100년 정도로 확대하는 것이 바람직할 것이다. 다만, 추계 기간 연장으로 예측 오차가 증가할 개연성이 높다는 점을 인구추계 사용자들이 반드시 인지할 필요가 있다. 그러나 인구추계 사용자들이 장기 인구추계에 수반되는 불확실성을 충분히 고려하지 못할 수 있다는 점에서 자료 제공 형식에서 일정 정도의 추가적인 고려도 가능할 것이다.

우선, 표준적인 인구추계 발간물에는 기존과 마찬가지로 향후 50년 인구추계 결과를 수록하는 한편 향후 100년의 추계 결과를 포함하는 별도의 간행물을 발간하는 방식을 고려할 수 있다. 대안으로 표준적인 인구추계 발간물에서는 기존과 마찬가지로 50년 추계 결과를 수록하되 장기 인구추계를 필요로 하는 개인이나 기관의 공식적인 요청이 있을 경우 통계청이 개별적으로 장기 인구추계(기초율) 결과를 제공하는 방안을 고려해 볼 수도 있을 것이다.

위에서 인구추계 기초 자료 구축과 관련하여 통계청이 검토할 필요가 있는 것으로 판단되는 과제들을 제안했는데, 현재 통계청의 인력이나 예산 등을 고려할 때 인구통계 자료 정비 문제가 단시간에 쉽게 해결될 수 있는 것은 아닐 것이다. 그럼에도 불구하고 금년 12월의 새로운 인구추계 결과 발표에 맞추어 향후 인구통계 자료들을 어떻게 보완해 나갈 것인가에 관한 중장기적 계획을 수립하는 것이 바람직한 것으로 보인다.

〈표 5-1〉 인구추계 기초 자료 제공 현황(1970~2015년; 2016.8.16. 기준)

구분	${}_nN_x$	${}_nD_x$	${}_nF_x$	${}_nm_x$		${}_nq_x$		ASFR		TFR			
				1세	5세	1세	5세	1세	5세				
1970	5세 0~80+	5세별 90+	총 출생아 수				0~80+			연도별 TFR			
∴													
1981			총 출생아 수 및 5세 단위 모 연령별 (순위별) 출생아 수								0~84	0~85+	연도별 5세별 ASFR
1982													
1983													
∴													
1992													
1993	1세/5세 0~80+	5세별 90+	0~84	0~85+	연도별 5세별 ASFR								
1994													
1995	1세/5세 0~85+	5세별 90+	0~89	0~85+	연도별 5세별 ASFR								
1996													
1997													
1998													
1999													
2000	1세/5세 0~100+	5세별 90+	0~90+	0~95+	연도별 5세별 ASFR								
2001													
∴													
2014													
2015		잠정치		N.A.		잠정치							

주: 사망률 산출을 위한 기초 자료인 연앙인구(${}_nN_x$)는 1992년까지는 추계인구, 1993년 이후는 주민등록연앙인구; ${}_nD_x$ 는 연령별 사망자 수, ${}_nF_x$ 는 모(母)의 연령별 출생아 수를 의미함.
 자료: 통계청 국가통계포털(KOSIS) 자료 제공 항목 기준으로 저자 작성.

2. 인구추계 모형의 선정 및 구축

가. 기본 원칙

첫째, 현재까지도 인구추계 모형 선택과 관련하여 일반적으로 수용되는 기본 원칙은 없다고 할 수 있다. 장기 추계에는 전문가 판단에 기초한 코호트-요인법, 그리고 단기 추계에는 시계열 모형이 적절한 모형임을 상정하기도 하지만(Land, 1986, pp.888-890), 현실적으로 장기와 단기를 엄밀히 구분하기는 쉽지 않다.⁷⁷⁾ 1992년 LC 모형이 등장한 이후 중장기 인구추계에서도 시계열 모형이 활용되고 있다는 점에서 장·단기로 구분하여 특정 인구추계 모형(예컨대, 외삽법-단기, 판단 예측법-장기)을 대응시키는 대신 개별 인구추계 모형이 최적으로 기능하는 구체적인 조건을 확인하는 작업이 보다 중요할 수 있다.

둘째, 인구추계 모형의 선택과 관련하여 유의할 필요가 있는 또 다른 사항은 자료 적합도와 예측 오차 간의 관계이다. 특히, 본 연구가 중점적으로 검토한 외삽법(trend extrapolation)에 기초한 인구추계 모형의 경우 과거 자료에 기초하여 모형을 구축한 후 미래를 전망하는 과정을 거치는데, 이 과정에서 자료에 대한 모형의 적합도(goodness-of-fit)와 예측 정확성(forecast accuracy)을 반드시 구분할 필요가 있다(Booth & Tickle, 2008, p.7).

Ahlburg & Land(1992, p.293)는 인구추계 모형을 구축하는 과정에서 연구자들이 종종 자료 적합도와 예측의 정확성 문제가 구분되지 못함

77) Land(1986, p.891)의 경우 2년 미만의 인구추계를 단기로 정의하지만, 그 또한 이러한 추계 기간 정의가 엄밀하지 못함을 인식하고 있다. 위에서 언급하고 있는 외삽법(extrapolation)과 전문가 판단법(trend expectation) 외에 인구학적 과정에 대한 설명(explanation)을 추구하는 구조적 모형의 경우 계량경제학적 모형이나 미시모의실험 목적으로 활용될 수 있음을 언급하고 있다(Land, 1986, pp.895-896).

을 지적하고 있다. Hyndman & Athanasopoulos(2014, p.51) 또한 자료 적합도와 관련하여 다음의 세 가지 사항을 지적하고 있다. 첫째, 과거 자료에 대한 적합도가 높은 모형이 반드시 미래 예측의 정확성을 보장하지는 않는다. 둘째, 충분한 수의 파라미터를 사용할 경우 과거 자료에 대한 완벽한 적합은 항상 가능하다. 셋째, 자료에 대해 과대 적합된 모형은 자료에 존재하는 체계적인 패턴을 파악하지 못하는 모형만큼이나 좋지 않다.

앞의 출산율 모형과 관련된 Lee(1993, p.193)의 논의처럼 자료 적합도 측면에서 구분하기 어려운 시계열 모형이 미래 예측에서는 상이한 전망치(point forecast)를 제공할 수 있다는 점 또한 자료 적합도에 기초한 모형 선정이 초래할 수 있는 위험을 잘 보여 주고 있다. 본 연구에서 검토한 인구추계 모형의 경험적 평가 부분 또한 이러한 측면에서 일정한 시사점을 제공한다. 사망력 모형 중 상대적으로 최근에 등장한 코호트 효과 모형이나 다중 집단 모형의 경우 관측된 과거 자료에 존재하는 추가적인 정보를 활용한다는 점에서 자료 적합도는 높아질 수 있지만, 이러한 적합도 향상이 반드시 예측 작업의 정확성 향상으로 이어짐을 보장하는 것은 아니다.

셋째, 모형 선정 원칙과 관련하여 구체적인 인구추계 과정에서 상이한 방법론을 결합시키지는 않더라도, 인구추계 방법론 간의 상보성(complementarity)이 유용한 역할을 할 수 있음을 전문가들은 주목하고 있다(Booth, 2006, p.570). 현재까지 인구추계의 정확성과 관련된 논의를 기초로 할 때 단순히 최고의 모형을 추구하는 것은 생산적이지 못한 시도일 개연성이 높은 것으로 보인다.

본 연구에서 살펴보았듯이, 최근 들어 인구추계 모형에서 시계열 모형과 같은 통계적 모형의 역할이 매우 커진 상황이다. 또한 현재의 인구학

적 이론이 인구추계 목적으로는 과도히 일반적인 성격을 띠며, 전문가 또한 미래의 구조적 변화 유무와 그 시기를 정확히 예측하기는 어렵다. 그러나 인구추계 분야에서의 과거 경험은 이론이나 해당 분야 전문가의 지식 없이 기계적으로 사용되는 통계적 모형에 수반된 리스크가 매우 클 수 있음을 시사하고 있다.

기본적으로 외삽법(extrapolation)은 관측된 과거 추세가 미래에도 지속된다는 가정에 기초하고 있는데, 출산력이나 인구이동은 물론, 뚜렷한 과거 추세가 존재하는 사망력의 경우에도 과학기술 혁신 등에 따른 불확실성이 작지 않다. 이러한 점에서 특히 전문가 판단과 활용 가능한 자료 간의 보완적 관계에 주목할 필요가 있으며, 최근 들어 인구추계 분야에서 베이스 모형의 활용도가 높아지는 것 또한 이러한 측면을 일정 정도 반영하는 것으로 볼 수 있다.

넷째, 전통적으로 인구추계 분야에서는 「모형」에 초점을 맞춘 경향이 있지만, 최근 들어 모형 외적 요인에 대한 관심이 증가하고 있다. 최근까지도 우리나라의 경우 인구추계 모형 구축의 기초가 되는 기준 기간(base period)의 설정과 관련하여 주어진(활용 가능한) 자료를 그대로 사용하는 경향이 있다.⁷⁸⁾ 그러나 동일한 모형을 사용하더라도 상이한 전망 결과로 이어질 수 있다는 점에서 기준 기간 설정과 관련된 보다 체계적인 고려가 필요하다고 할 수 있다.

참고로, 외국의 국가 인구추계에서 기준 기간의 설정은 단순히 자료의 활용 가능성에 기초하지는 않는다. 앞의 제4장에서 살펴보았듯이, 외국의 경우 장기간의 시계열 자료를 구축하고 있지만(특히, 사망률), 모형 구

78) 통계청 장래인구추계의 경우 1970년 이후 전체 자료를 활용하여 사망률과 출산력 모형을 구축하는 것으로 알려지지만, 일반 연구자들의 경우 대체로 활용 가능한 자료에 기초하여 모형을 구축하는 경향이 있다. 예컨대, 사망률 모형의 경우 자료가 공개되고 있는 1980년대 이후의 자료에 기초하여 모형을 구축하는 것이 일반적이다.

축에 사용된 기준 기간이 단순히 자료의 활용 가능성에 의존하는 것은 아니다. 예컨대, 유럽 국가의 사망력 모형을 조사한 Stoeldraijer et al.(2013, pp.330-332)의 연구에 의하면 노르웨이(109년), 아일랜드(82년), 영국(109년)의 경우 상당히 긴 기준 기간에 기초하여 모형을 구축하는 반면, 덴마크(20년), 스페인(17년), 스웨덴(13년), 프랑스(15년)의 경우 단기 시계열에 기초하여 모형이 구축되기도 한다.

물론 인구추계에서 모형과 모형 외적 요인이 완전히 독립적인 것은 아니라고 할 수 있다. 앞에서 살펴보았듯이, Lee-Carter 모형의 경우 사망률 개선의 선형성 가정에 기초하는 관계로 기준 기간의 설정과 모형 간에 밀접한 관계가 있다고 볼 수 있다. LM 모형이나 BMS 모형이 좋은 예라고 할 수 있다. 비록 인구추계 모형과 기준 기간 설정과 관련된 정형화된 가이드라인을 찾기는 어렵지만, 인구추계 모형과 모형 외적 요인들의 조합이 인구추계 결과물에 유의미한 영향을 미칠 수 있음에는 유의할 필요가 있다.

다섯째, 연령별 지표와 요약 지표, 예컨대, 연령별 사망률과 기대수명 중 어떤 지표를 전망하는 것이 바람직한가 혹은 연령별 출산율과 합계출산율 중 어떤 지표를 전망하는 것이 바람직한가와 관련된 질문이 제기될 수 있다. 현재까지 이 문제에 대한 뚜렷한 해답은 없는 것으로 보인다. 예측치가 그럴듯한(plausible) 결과인가를 판단하는 데 있어서는 기대수명이나 합계출산율과 같은 요약 지표를 직접 예측하는 것이 보다 효과적일 수 있다.

반면 이러한 접근은 요약 지표를 연령별 지표로 전환하는 과정에서 어려움을 경험할 수 있다. 요약 지표를 정확히 예측하더라도 요약 지표와 연령별 지표 간 전환이 비체계적일 경우 미래 인구의 규모와 구조 전망에서 작지 않은 오차가 발생할 수 있다. 현재까지 기대수명과 합계출산율과

같은 요약 지표를 전망하는 대표적인 접근이 UN의 인구추계 모형이라고 할 수 있는데, 향후 연령별 인구동태율 산출 과정에서 UN의 모형이 어떤 성과를 거둘 것인가를 지켜볼 필요가 있다.

반면 기대수명이나 합계출산율이 연령별 사망률과 연령별 출산율 정보에 기초하고 있음을 고려할 때 원칙적으로 연령별 인구동태율을 전망하는 것이 합리적일 수 있다. 또한 연령별 인구동태율을 전망할 경우 사망률과 출산력 변화에서 관측되는 연령별 특징을 보다 잘 반영할 수 있는 가능성도 있다. 그러나 요약 지표에 비해 연령별 인구동태율을 전망할 경우 예측에 수반된 불확실성은 더욱 커질 수 있다. 연령별 인구동태율에 기초한 모형을 사용할 경우 전망치가 이론적 혹은 경험적으로 적합성을 갖춘 결과물인가에 대한 검토가 반드시 필요할 것이다.

마지막으로, 모형 선정 및 구축과 관련하여 인구추계 모형에 사용된 가정(판단)에 대한 명확한 기술 및 문서화 작업의 중요성이 강조될 필요가 있다. 인구추계에는 불가피하게 다양한 가정(판단)들이 개입된다. 수많은 가정이나 판단이 개입되는 상황에서 이들 가정 혹은 판단이 적절하게 인구추계 수요자들에게 제공될 필요가 있다. 특히, 우리나라 통계청과 같은 국가기관이 생산하는 인구추계의 경우 인구추계와 관련된 세부적인 가정들과 함께 그 논거를 제시할 필요가 있다. UN의 세계인구전망과 관련된 방법론 문서가 좋은 사례가 될 수 있을 것으로 보인다.

나. 인구변동 요인별 고려 사항

인구추계 모형의 선정 및 구축 과정에서 참고할 필요가 있는 기본적인 원칙들을 앞에서 살펴보았는데, 인구변동 요인별로도 관련 사항들을 검토해 볼 수 있다. 그러나 본 연구의 제3장과 제4장에서 살펴보았듯이 인

구변동 요인별로 모형의 선정 및 구축과 관련된 구체적인 권고 사항을 제시하기는 어려운 측면이 있다. 아래에서는 인구변동 요인별로 모형 구축 과정에서 참고할 필요가 있는 사항들에 대해서 간략히 언급하고자 한다.

1) 사망력

첫째, 사망력 전망과 관련된 불확실성은 상대적으로 다른 인구변동 요인들에 비해 크게 낮은 상황이다. 과거 시계열 자료가 일정한 추세를 보이고 있다는 점에서 미래 사망력 전망에서 과거 자료가 제공하는 효용성 또한 높은 특징을 가지고 있다. 미래 사망력과 관련하여 이론적 측면에서도 사망률이 지속적으로 감소할 개연성이 높다는 점에서는 큰 이견이 없다. 다만, 사망률 감소 「속도」가 어떠한 패턴을 보일 것인가와 관련된 이견은 다소 크다고 할 수 있다.

최근까지의 추세를 고려할 때 사망력 전망에서는 기본적으로 과거 시계열 자료를 충실히 활용하는 것이 미래 사망력 추세를 전망하는 데 있어서 바람직할 것이다. 다만, 사망력 전망의 경우 미래 기대수명 상승이 과거의 패턴을 유지할 것인지 혹은 상승 폭이 둔화될 것인가의 문제에 대해서는 심층적인 검토가 필요하다.

그러나 이 문제는 인구추계 모형이 직접적으로 해답을 제공할 수 있는 사안은 아닌 것으로 판단된다. 향후 사망률 혹은 기대수명의 변화 패턴을 정확히 전망하기 위해서는 최근까지 다양한 분야에서 진행되고 있는 과학적 지식과 전문가들의 판단, 다른 국가들의 사례를 면밀히 검토할 필요가 있을 것이다.

둘째, 충분히 축적된 과거 시계열 자료를 활용하는 동시에 사망력 전망에서는 성별이나 국가와 같은 다양한 집단 간에 존재하는 연관성을 고려

하는 것이 유용할 것이다. 생존기간 연장에 관한 지식이나 과학기술의 발전이 급속히 이루어지는 한편 국가 간 전파 또한 신속하다는 점에서 다른 국가에서 진행되는 사망력 패턴을 고려하는 것은 미래 사망력을 정확히 전망하는 데 있어서 중요한 의미가 있다.

우리나라의 경우 성별 사망률 격차가 장기적으로 발산하지 않도록 조정하는 모형(Li-Lee 모형)을 사용한 바 있지만, 다른 국가들에서 관측되는 사망력 정보를 체계적으로 활용하지 못하고 있는 상황이다. 2014년에 공식적으로 확률적 인구전망 결과를 발표한 UN의 사망력 전망 작업은 다른 국가에서 관측되는 사망력 변화 패턴을 고려하고 있는데, 이러한 접근이 하나의 좋은 사례가 될 수 있다.

물론, 앞에서도 논의했듯이, 인구추계 모형 구축 과정에서 추가적인 정보(변수) 사용이 예측 정확성 향상으로 이어짐을 보장하는 것은 아니다. 예측 정확성 향상 없이 인구추계의 불확실성만을 증가시킬 수도 있다. 결국 관측된 사망력 패턴을 체계적으로 설명할 수 있는 추가적 정보(변수)의 역할에 주목하되, 인구추계 모형에서 해당 정보를 활용할 것인가와 관련된 구체적인 판단 과정에서는 인구학적 이론이나 지식이 중요한 역할을 담당할 필요가 있을 것이다.

2) 출산력

첫째, 과거에 비해 인구추계에서 시계열 모형의 영향력이 매우 커진 상황이지만, 사망력에 비해 출산력 전망에서는 과거 시계열 정보의 역할이 제한적이다. 사망력의 경우 과거 시계열 자료가 뚜렷한 방향성을 보여 주는 반면 출산력의 경우 변동성이 강한 모습을 보여 주는 특징이 있다. 출산력의 경우 상대적으로 향후 출산력 변동과 관련된 이론적 뒷받침도 부

족한 상황이다. 또한 시계열 모형에 따라 자료 적합도는 유사하지만 장기 전망에서 상이한 예측으로 이어질 위험도 작지 않다.

결국 현재의 상황을 종합할 때 Lee(1993, p.201)의 지적처럼 특정 시계열 모형의 사용이 출산율 예측의 정확성을 획기적으로 높일 것을 기대하는 것은 바람직하지 않은 것으로 보인다. 비록 원론적인 논의이기는 하지만, 출산력 전망에서는 미래 출산력 변동과 관련된 인구학적 지식이나 전문가의 판단이 보다 중요한 역할을 담당할 필요가 있다.

둘째, 사망력과 달리 출산력 전망의 경우 예측의 환류 효과(feedback effect)를 고려할 필요가 있는가의 문제가 제기된다. 만일 출산율 예측이 환류 효과를 가지게 되면 예측의 정확성에 영향을 미치게 될 것이다. 예컨대, 현재 우리나라의 상황에서 살펴볼 수 있듯이, 출산율 전망 결과 저출산 문제가 장기적으로 지속될 것으로 예상되는 동시에 저출산 현상의 부정적인 파급 효과가 매우 클 것으로 예상될 경우 정책적 개입의 가능성이 높다. 만일 출산율 제고와 관련된 정책적 개입의 효과성이 클 경우 개인들의 출산 관련 행위 조정 과정을 통하여 최종적으로 출산율이 상승함으로써 출산율 예측의 정확성을 떨어뜨리는 환류 효과를 가질 수 있다는 것이다.⁷⁹⁾ 그러나 Alho & Spencer(2005, pp.243-244)는 인구추계에서 이러한 기제의 작동 가능성을 인정하지만, 정책적 개입의 직접적인 효과가 크지 않다는 점에서 환류 효과 기제가 작동하기는 쉽지 않음을 지적하고 있다.

출산율 전망에서 환류 효과를 반영하기 어려운 점은 합계출산율과 같은 기간(period) 측정치가 지닌 특성과도 관계되는 측면이 있다. 코호트 합계출산율(CTFR)과 달리 기간 합계출산율(PTFR) 측정치가 출산 타이

79) 국내에서 이루어진 박유성, 김미리, 김성용(2013)의 연구가 출산 장려 정책의 효과를 반영한 출산율 모형을 구축하고자 하는데, 이들의 연구 또한 이러한 문제의식에 기초하고 있는 것으로 볼 수 있다.

밍 변화에 민감하게 반응한다는 점(tempo effect)은 인구학적으로 이미 잘 알려져 있다(Bongaarts & Feeney, 1998, p.272). 출산력 변동과 관련된 근본적인 동인에 대한 충분한 이해가 부족한 동시에 템포 조정 효과의 존재는 출산력 전망에서 정책적 개입의 효과를 엄밀히 논하는 것이 매우 어려울 수 있음을 시사한다.

출산율이 상승하더라도 이러한 현상이 정책적 개입의 효과인지, 템포 효과의 약화 혹은 소멸에 기인하는지 아니면 다른 인구학적 변화에 기초하고 있는지를 분석하는 것은 쉽지 않은 문제이다. 따라서 환류 효과를 반영하여 출산율이 상승하는 모형을 구축할 수는 있겠지만, 현재까지의 인구학적 지식으로는 정책적 개입이 「어떠한」 과정을 거쳐 「어느 정도」 출산율을 상승시킬 것인가와 관련된 세부적인 논리 체계를 구축하기는 쉽지 않은 상황이다.

3) 이동력

첫째, 인구추계 작업에는 불가피하게 불확실성이 수반되며, 이 문제는 인구변동 요인 중 이동력 부문에서 가장 크게 나타남에 유의할 필요가 있다. 특히, 활용 가능한 과거 시계열이 짧거나 추계 기간이 길수록 불확실성의 문제는 더욱 커진다고 할 수 있다. 출산력과 마찬가지로 이동력 전망의 경우 또한 모형의 예측 정확성을 획기적으로 높이고자 하는 시도는 생산적이지 못할 개연성이 높으며, 오히려 이동력 전망에 수반된 불확실성을 사용자에게 인지시키는 노력이 보다 중요할 수 있다.

둘째, 다른 인구변동 요인에도 공통적으로 적용될 수 있지만, 특히 이동력 전망의 경우, 미래 인구이동 전망에 수반된 불확실성이 매우 크다는 점에서 실현 가능성 높은 예측치 제공에 초점을 맞추는 대신 미래에 발생

가능한 이동력 관련 리스크를 사전적으로 인지하고 이에 대비한 전략을 마련하는 측면에서 더욱 중요한 역할을 할 수 있을 것이다.

남북한 통일과 인구이동 간의 관계가 이러한 측면에서 해석될 수 있다. 인구추계의 측면에서 향후 남한으로 이주하는 북한 주민들의 규모를 예측하기는 매우 어렵다. 정확한 예측치를 제공하고자 하는 시도 대신 북한 주민의 남한 이주가 초래할 수 있는 잠재적 리스크에 대한 종합적이고도 체계적인 검토가 보다 중요할 수 있다.

인구 고령화의 진전에 따라 한국 사회에서 이민의 역할과 관련된 논의가 증가하고 있는데, 이 또한 동일한 맥락에서 검토될 필요가 있다. 출산율 제고가 쉽지 않다는 점에서 대안적인 해법으로 이민의 역할이 논의되고 있지만, 정치 및 경제 상황과 밀접히 연계된 이민의 경우 그 장기 추세를 전망하기는 매우 어렵다. 대체로 현재까지의 논의가 이민을 통해 인구구조의 고령화를 억제하는 데 초점을 두고 있지만, 대규모 이민이 한국 사회에 초래할 수 있는 파급 효과(리스크)에 대한 체계적 이해가 보다 중요할 수 있다.

3. 확률적 인구추계: 불확실성의 측정과 모형의 효용성

본 연구의 제4장에서 살펴보았듯이, 점 추정치(point forecast) 차원에서 인구추계의 정확성을 획기적으로 높이는 것은 쉽지 않은 문제임을 알 수 있었다. 이에 대한 차선책으로 인구추계에 수반된 불확실성을 체계적으로 이해하는 작업의 중요성이 커진 상황이며, 결정론적 모형과 달리 불확실성을 양화할 수 있는 확률적 모형의 중요성 또한 커지고 있다. 확률적 모형과 관련해서는 불확실성의 측정 문제와 활용도 제고 문제가 주요 과제로 등장하고 있다.

우선, 인구추계 분야에서 확률적 모형의 중요성이 커지고 있지만 확률적 모형이 인구추계에 수반된 불확실성을 제대로 측정하고 있는가의 문제이다. 결정론적 인구추계 대신 불확실성을 양화할 수 있는 확률적 모형에 대한 관심은 매우 높지만, 확률적 모형이 인구추계에 수반된 불확실성을 체계적으로 반영하고 있는가에 대한 보다 체계적인 검토가 필요하다. 본 연구의 인구추계 평가 부분에서 검토한 모든 모형들은 확률적 모형으로서 점 추정치(point forecast) 외에도 예측구간(prediction interval)을 산출할 수 있는 모형들이다. 비록 확률적 인구추계 모형이 결정론적 모형과 달리 예측구간을 통해 불확실성을 계량화할 수 있는 잠재력을 지니고 있지만, 현재까지 확률적 인구추계 모형에 의해 생성되는 대부분의 예측구간이 실제로 존재하는 불확실성을 과소평가하는 (혹은 예측구간이 과도하게 좁은) 상황이다.

확률적 모형이 제시하는 예측구간이 실제 불확실성을 과소평가하는 배경에는 확률적 모형이 불확실성의 원인을 충분히 반영하지 못하는 것과 관련된다. 우선, 확률적 모형을 통해 미래에 발생할 수 있는 구조적 변화 등 미래 예측에 수반된 본질적 불확실성을 계량화하기는 불가능하다고 할 수 있다. 본 연구에서 세부적으로 검토하지는 않았지만, 전문가 판단(expert judgment)에 기초한 확률적 모형(Lutz, Sanderson, & Scherbov, 1998; Lutz & Scherbov, 1998)이 (본 연구에서 검토한) 통계적 모형에 기초한 확률적 모형을 비판하는 주된 요지는 시계열 모형과 같은 통계적 모형을 통해서만 자연 혹은 사회 환경 변화(예컨대, 과학기술 혁신) 등 인구변동과 관련된 (미래의) 구조적 변화를 전망하기 어렵다는 것과 관련된다.

다음으로, 확률적 모형(특히, 시계열 모형)의 경우 모형의 오차항(error term)을 통해 불확실성을 계량화하는 것은 가능하지만, 구체적인

예측 모형의 선택 및 선택된 모형에 기초한 모수 추정치에 수반된 불확실성은 고려되지 못하는 경향이 있다. 모형 선택과 관련된 불확실성의 사례로, Lee(1993)가 출산력 모형 구축 과정에서 상당한 수준의 사전적 제약을 부과하였음에도 불구하고 정확한 점 추정치(합계출산율)를 제시하고자 하는 시도가 성공적이지 못하였는데, 이러한 배경에는 상당히 유사한 자료 적합도를 보인 시계열 모형임에도 매우 상이한 전망치를 내놓을 수 있다는 것과 관련이 있다. 물론 연구자가 선택한 모형과 이러한 모형에 기초한 모수 추정치가 미래 전망에 있어서 어떠한 불확실성을 초래하는가에 대한 문제는 시뮬레이션 등을 통해 일정 정도 검토가 가능하겠지만, 현재의 정보처리 기술을 고려할 때 쉽지 않은 문제이다. 다만, 모수 추정치에 존재하는 불확실성의 경우 베イズ 모형의 활성화에 따라 그 계량화가 충분히 가능할 것이다.

마지막으로 인구추계 모형의 외적인 요인(가정)과 관련된 불확실성이 있다. 앞에서 동일한 시계열 자료를 사용함에도 사용하는 모형에 따라 상이한 결과가 나타날 수 있음을 언급했지만, 인구추계에 사용된 자료 또한 불확실성을 초래하는 중요한 원인이 될 수 있다. 예컨대, 미래 예측은 모형 추정 작업이 이루어진 기준 기간(base period)의 영향을 크게 받을 수 있지만, 예측구간이 기준 기간 설정 과정에서 비롯된 불확실성을 양화하지는 못함에 유의할 필요가 있다(Stoeldraijer et al., 2013, p.340).

종합적으로, 확률적 인구추계 모형이 결정론적 모형에 비해 인구추계에 수반된 불확실성을 양화할 수 있는 장점이 있지만, 이 또한 현재까지 불확실성을 체계적으로 양화하지는 못하고 있는 상황이다. 비록 인구추계 방법론과 정보처리 기술의 발전에 따라 향후 확률적 모형의 진전을 기대할 수 있지만, 확률적 모형을 통해 인구추계 결과물을 산출하는 연구자는 모형을 통해 제시된 예측구간이 불확실성의 처리와 관련하여 어떠한

합의를 갖고 있는가를 사용자에게 보다 명확히 제시할 필요가 있다. 단순히 확률적 모형을 사용해 예측구간을 제시한다고 하여 기존 결정론적 모형에 대비한 확률적 모형의 비교 우위를 주장하기 쉽지 않다는 점에서 불확실성의 처리 방식과 그 적정성에 대한 보다 세부적인 검토가 필요한 시점이라고 할 수 있다.

앞에서 살펴본 불확실성의 측정 문제와 함께 확률적 인구추계와 관련된 주요 과제로 활용도 제고 문제가 있다. 인구추계 분야에서 확률적 모형의 중요성이 증가하고 있지만, 현재까지 확률적 모형의 효용성을 일반 사용자들이 체감하지는 못하는 상황이기에 이에 대한 검토가 필요하다. 확률적 인구추계의 중요성이 강조되고 있음에도 불구하고 국가의 공식적 인구추계에서 확률적 접근이 활용되고 있는 사례는 네덜란드 등 소수의 국가에 국한되는 것으로 알려진다. 개별 인구추계 사용자의 입장에서도 확률적 인구추계의 필요성과 효용성에 대한 인식은 상당히 낮은 상황이다.

확률적 인구추계는 2014년 UN이 전체 국가들을 대상으로 한 공식적인 확률적 인구추계 결과를 발표하면서 새로운 계기를 맞이하고 있으며, 이에 따라 확률적 인구추계의 효용성을 제고하는 방안들에 대한 검토가 이루어지고 있다(Bijak et al., 2015; Raftery, 2014). Bijak et al.(2015, pp.539-540)은 확률적 인구추계가 직면한 네 가지 도전으로 사용자의 태도(attitude) 변화, 사용자의 다양한 욕구에 대한 맞춤형 대응(specificity), 정보(information)의 처리와 관련된 인구추계 생산자와 사용자의 균형 잡힌 시각, 확률적 예측 작업의 유효성 검증(validation)을 제시한 바 있다. 아래에서는 이러한 네 가지 측면을 중심으로 향후 확률적 인구추계의 활용도를 제고하기 위한 과제 및 정책 방향을 간략히 살펴보기로 한다.

첫째, 인구추계 결과물의 불확실성에 대한 사용자의 태도(attitude)이다. 불확실성에 대한 사용자의 태도가 확률적 인구추계의 활용 여부(행동)에 중요한 영향을 미칠 수 있다는 점에서 사용자가 불확실성을 어떻게 해석 혹은 사용하고 있는가를 살펴볼 필요가 있다는 것이다. 이러한 노력의 일환으로 UN의 확률적 인구추계 모형 구축을 주도하고 있는 Raftery(2014, p.19)는 확률적 인구추계에 대한 5개 유형의 잠재적 수요자를 확인하고 있다.

확률적 인구추계의 활용도를 높이기 위해서는 사용자가 인구추계에 수반된 불확실성을 객관적으로 이해하고자 노력할 필요가 있다. 물론 인구추계 사용자들이 실용적인 차원에서 확률적 인구추계를 활용하기 위해서는 기술적(technical) 성격이 강한 확률적 인구추계를 어떻게 이해해야 할 것인가에 대한 사전 지식 형성이 그 선행 조건이라는 점에서 인구추계 생산자의 역할 또한 작지 않다. 특히, 확률적 인구추계에 대한 사용자의 태도를 보다 효과적으로 변화시키기 위해서는, 기존의 결정론적 방식에 비해, 확률적 인구추계를 사용함에 따라 사용자들이 얻을 수 있는 이익이 무엇인가에 대한 정확한 이해가 필요함이 지적되고 있다(Bijak et al., 2015, p.539).

둘째, 사용자의 다양한 욕구에 조응할 수 있는 확률적 인구추계 자료의 구체성(specificity)에 대한 고려가 필요하다. 확률적 모형의 활용도를 제고하기 위해서는 사용자들의 다양한 요구 사항을 인지할 필요가 있다. 이러한 측면에서 인구추계 담당자는 사용자와 지속적으로 상호작용할 필요가 있으며, 이를 통해 인구추계 사용자들이 어떠한 목적으로 인구추계 자료를 사용하는가에 대한 이해가 필요하다(Raftery, 2014, p.20).

물론 확률적 인구추계에 관한 사용자들의 요구 사항이 충실히 반영된 자료 제공이 가능할 것인지는 현재까지 불확실하다. 특히, 확률적 인구추

제가 기본적으로 연속형(continuous) 자료의 성격을 지니고 있다는 점에서 어떠한 방식으로 사용자의 요구에 조응할 수 있는지는 제대로 검토되지 못하고 있는 것으로 보인다. 또한 Bijak(2011, p.248)이 지적하는 바와 같이 사용자의 구체적 요구 사항에 초점을 맞출 경우 다양한 상황에 적용될 수 있는 모형의 일반성(generality)은 약화될 수 있음에 유의할 필요가 있다.

다만, 기존 결정론적 방식의 인구추계가 저위, 중위, 고위 형식의 시나리오를 제공하고 있다는 점에서 확률적 인구추계의 활용도 제고 측면에서는 이에 대응하는 예측치를 제공할 필요는 있을 것이다. 예컨대, 결정론적 접근의 중위 시나리오에 대응하여 확률적 인구추계에서는 백분위 50에 해당하는 값들의 궤적을 제공할 필요가 있을 것이다. 물론 이러한 접근이 확률적 인구추계가 제공하는 정보를 온전히 활용하지 못하는 한계가 있음은 분명하다.

셋째, 자료 및 이에 기초한 통계적 추정과 같은 정보(information) 처리 관련 문제에 대한 고려가 필요하다. 본 연구의 제3장에서 살펴보았듯이 현재까지 확률적 인구추계와 관련된 다양한 방법이 제시되고 있지만, 각 모형이 상이한 접근을 취하고 있다는 점에서 그리고 최종적으로 상이한 전망 결과로 이어지고 있다는 점에서 인구추계 모형과 결과를 둘러싼 공감대를 형성하기가 쉽지 않은 상황이다. 원론적인 논의에 불과하지만, 확률적 인구추계가 지향하는 목적에 비추자면 불확실성의 원천에 대한 종합적이고 체계적인 검토가 선행될 필요가 있으며, 이에 기초하여 개별 인구추계 모형들이 이러한 불확실성을 어느 정도 체계적으로 반영하고 있는가에 대한 지속적인 검토가 필요할 것이다.

마지막으로, 확률적 예측 작업의 유효성 검증(validation) 문제가 있다. 확률적 모형의 효용성에 대한 사용자의 이해도를 높이고 확률적 모형

의 활용도를 제고하기 위해서는 그 선행 조건으로 확률적 모형에 대한 사용자의 신뢰가 필요하며, 이를 위해서는 확률적 예측 작업의 유효성을 검증할 필요가 있다는 것이다(Bijak et al., 2015, p.540).

확률적 인구추계 모형의 유효성은 두 가지 측면에서 검토할 필요가 있는데, 우선, 앞서서도 언급했듯이 확률적 모형이 불확실성을 정확히 측정하여야 한다. 다음으로, 확률적 모형의 효용성을 높이기 위해서는 불확실성에 대한 정확한 계량화뿐만 아니라 사용자들이 구체적인 실행 계획을 수립할 수 있을 정도로 예측구간이 적절히 좁혀질 필요가 있을 것이다. 비록 유효성 관련 논의가 불확실성의 측정 혹은 검증과 같은 인구추계의 객관적 측면에 초점을 맞추는 것으로 보이지만(Bijak et al., 2015, p.540), 확률적 인구추계의 효용성을 높이기 위해서는 사용자에게 제공하는 주관적 효용 또한 중요하다고 할 수 있다.

불확실성을 적절히 계량화한다고 하더라도 확률적 모형에 기초한 예측구간이 과도히 넓은 경우 사용자들이 이에 기초하여 구체적인 계획을 수립하기는 매우 어려운 것이 현실이며, 이는 후속적으로 확률적 모형의 활용도를 떨어뜨리는 원인이 될 수 있다. 물론 앞서서도 언급했듯이 현재까지 제시된 대부분의 확률적 모형의 경우 인구추계에 수반된 불확실성을 과소평가하는 (혹은 예측구간이 좁게 추정되는) 경향이 있다. 결국 불확실성에 대한 정확한 측정과 확률적 모형의 효용성 제고 간에는 일정 정도 긴장관계가 존재한다고 할 수 있다. 비록 균형적인 접점을 찾기는 쉽지 않지만, 인구 전망에 불가피하게 수반되는 불확실성을 충실히 양화하는 동시에 인구학적 이론이나 지식을 활용하여 이러한 불확실성을 최대한 줄일 수 있는 모형 구축과 관련된 지속적인 연구가 필요하다고 할 수 있다.

제3절 연구의 한계

본 연구는 인구추계 모형의 평가와 관련하여 점 추정치(point forecast)의 정확성 평가에 초점을 맞추고 있다. 앞에서 언급했듯이, 본 연구에서 검토한 모형들의 경우 확률적 모형인 관계로 예측구간을 산출할 수 있다. 불확실성의 측정과 관련하여 확률적 모형이 지닌 잠재력에도 불구하고 현재까지 학술적으로, 그리고 특히 정책적으로 이들 확률적 모형이 산출하는 예측구간(prediction interval)이 활용되는 사례는 많지 않은 상황이다. 본 연구의 경우 점 추정치의 정확성 평가에 초점을 맞추고 있지만, 향후 확률적 모형이 산출하는 예측구간이 과연 불확실성을 제대로 측정하고 있는가에 대한 평가 및 확률적 모형에 기초한 불확실성을 어떻게 활용할 것인가에 대한 심층적인 후속 연구가 필요하다고 할 수 있다.

본 연구의 경우 베イズ 모형과 관련하여 UN의 모형을 중심으로 정리하고 있지만, 그 발전 현황과 성과를 충분히 정리하지 못하고 있다. 베イズ 인구추계 모형의 경우 UN의 2015년 세계인구전망에서 본격적으로 그 활용 가능성을 보여 주고 있다고 볼 수 있다. 향후 베イズ 모형에 대해서는 그 자체로 가능성과 한계에 대한 후속적인 검토가 필요한 것으로 판단된다. 빈도주의 접근이 오차항에 기초하여 불확실성을 모형화함으로써 모수 추정치에 수반된 불확실성을 고려하지 못하는 한계가 있는 반면 베イズ 접근에서는 오차항뿐만 아니라 모수 추정치 또한 확률분포를 가지고 있다는 점에서 불확실성의 측정 측면에서 중요한 기여를 할 수 있을 것이다.

참고문헌 <<

- 국민연금재정추계위원회. (2013). 2013 국민연금재정계산: 국민연금 장기재정추계. 서울: 국민연금재정추계위원회.
- 권태환, 김태현. (1990). 한국인의 생명표: 1970-85년의 사망유형분석을 중심으로. 서울: 서울대학교출판부.
- 박유성, 김기환, 김성용. (2010). 우리나라 공식인구의 신뢰성 및 문제점에 대한 고찰. 조사연구, 11(2), pp.71-95.
- 박유성, 김미리, 김성용. (2013). 확률적 출산율 모형과 한국의 미래인구 구조. 조사연구, 14(3), pp.49-78.
- 박유성, 장선화, 김성용. (2013). 사망률 추계를 위한 오차수정 LC 모형. 조사연구, 14(2), pp.19-47.
- 우해봉. (2008). 장래인구추계의 방법과 현황. 서울: 국민연금연구원.
- 이광희, 이한식. (2009). 예측방법론. 서울: 한국방송통신대학교출판부.
- 이삼식, 최효진, 은기수, 장형수. (2011). 출산율예측모형개발. 서울: 한국보건사회연구원.
- 전광희, 김태현, 조영태. (2005). 장래인구추계를 위한 출산·사망 예측모형의 개발에 관한 연구. 대전: 통계청·한국인구학회.
- 최용욱. (2015). 장수리스크 측정과 관리방안에 대한 연구. 세종: 한국개발연구원.
- 최장훈, 권미애. (2015). 사망률 전망 모형의 선택과 전망된 사망률에 기초한 국민연금의 수익비와 재정효과 분석. 전주: 국민연금공단·국민연금연구원.
- 최장훈, 김형수. (2015). 출산율과 사망률 변경에 따른 인구 전망. 전주: 국민연금공단·국민연금연구원.
- 통계청. (2011). 장래인구추계: 2010-2060. 대전: 통계청.
- 통계청. (2016a). 국가통계포털(인구동태건수 및 동태율 추이). <http://kosis.kr/>에서 2016. 7. 25. 인출.
- 통계청. (2016b). 국가통계포털(가정별 연령별(전국) 추계인구). <http://kosis.kr/>에서 2016. 7. 25. 인출.

- 통계청. (2016c). 2016년 장래인구추계 방법 및 결과(비공개 자료). 대전: 통계청.
- 황지연, 고방원. (2016). 포아송 로그-이중선형 모형을 이용한 한국 남성 사망률의 베이지안 추정 및 활용. *보험금융연구*, 27(1), pp.23-49.
- Abel, G., Bijak, J., Findlay, A., McCollum, D. & Wisniowski, A. (2013). Forecasting environmental migration to the United Kingdom: An exploration using Bayesian models. *Population and Environment*, 35(2), pp.183-203.
- Alho, J. M. & Spencer, B. D. (2005). *Statistical Demography and Forecasting*. New York: Springer.
- Ahlburg, D. A. & K. C. Land. (1992). Population forecasting: Guest editors' introduction. *International Journal of Forecasting*, 8, pp.289-299.
- Alkema, L., Raftery, A. E., Gerland, P., Clark, S. J., Pelletier, F., Buettner, T. & Heiling G. K. (2011). Probabilistic projections of the total fertility rates for all countries. *Demography*, 48(3), pp.815-839.
- Azose, J. J. & Raftery, A. E. (2015). Bayesian probabilistic projection of international migration. *Demography*, 52(5), pp.1627-1650.
- Beck, N. (1992). The methodology of cointegration. *Political Analysis*, 4, pp.237-247.
- Bell, W. R. (1997). Comparing and assessing time series methods for forecasting age-specific fertility and mortality rates. *Journal of Official Statistics*, 13(3), pp.279-303.
- Bijak, J. (2005). *Bayesian methods in international migration forecasting*. CEFMR Working Paper 6/2005. Central European Forum For Migration Research.
- Bijak, J. (2011). *Forecasting International Migration in Europe: A Bayesian View*. New York: Springer.

- Bijak, J., Alberts, I., Alho, J., Bryant, J., Buettner, T., Falkingham, J. et al. (2015). Probabilistic population forecasts for informed decision making. *Journal of Official Statistics*, 31(4), pp.537-544.
- Bijak, J. & Wisniowski, A. (2010). Bayesian forecasting of immigration to selected European countries by using expert knowledge. *Journal of the Royal Statistical Society*, 173(4), pp.775-796.
- Billari, F. C., Graziani, R., Melilli, E. (2014). Stochastic population forecasting based on combinations of expert evaluations within the Bayesian paradigm. *Demography*, 51(5), pp.1933-1954.
- Bongaarts, J. & Feeney, G. (1998). On the quantum and tempo of fertility. *Population and Development Review*, 24(2), pp.271-291.
- Booth, H. (2006). Demographic forecasting: 1980 to 2005 in review. *International Journal of Forecasting*, 22, pp.547-581.
- Booth, H., Hyndman, R. J., Tickle, L. & De Jong, P. (2006). Lee-Carter mortality forecasting: A multi-country comparison of variants and extensions. *Demographic Research*, 15(9), pp.289-310.
- Booth, H., Maindonald, J. & Smith, L. (2002). Applying Lee-Carter under conditions of variable mortality decline. *Population Studies*, 56(3), pp.325-336.
- Booth, H. & Tickle, L. (2008). Mortality modelling and forecasting: A review of methods. *Annals of Actuarial Science*, 3(1-2), pp.3-43.
- Booth, H., Tickle, L. & Smith, L. (2005). Evaluation of the variants of the Lee-Carter method of forecasting mortality: A multi-country comparison. *New Zealand Population Review*, 31(1), pp.13-34.
- Box-Steffensmeier, J. M., Freeman, J. R., Hitt, M. P. & Pevehouse, J. C. W. (2014). *Time Series Analysis for the Social Sciences*. New

York: Cambridge University Press.

- Cairns, A. J. G., Blake, D. & Dowd, K. (2006). A two-factor model for stochastic mortality with parameter uncertainty: Theory and calibration. *Journal of Risk and Insurance*, 73(4), pp.687-718.
- Cairns, A. J. G., Blake, D., Dowd, K., Coughlan, G. D., Epstein, D., Ong, A. & Balevich, I. (2007). *A quantitative comparison of stochastic mortality models using data from England & Wales and the United States*. Discussion Paper PI-0701. The Pensions Institute.
- Cairns, A. J. G., Blake, D., Dowd, K., Coughlan, G. D., Epstein, D. & Khalaf-Allah, M. (2011). Mortality density forecasts: An analysis of six stochastic mortality models. *Insurance: Mathematics and Economics*, 48(3), pp.355-367.
- Cavaliere, G. (2005). Limited time series with a unit root. *Econometric Theory*, 21(5), pp.907-945.
- Chandola, T., Coleman, D. A. & Hiorns, R. W. (1999). Recent European fertility patterns: Fitting curves to 'distorted' distributions. *Population Studies*, 53(3), pp.317-329.
- Cowpertwait, P. S. P. & Metcalfe, A. V. (2009). *Introductory Time Series with R*. New York: Springer.
- Currie, I. D. (2006). Smoothing and forecasting mortality rates with P-splines. <http://www.macs.hw.ac.uk/~iain/research/talks/Mortality.pdf>에서 2016. 5. 10. 인출.
- De Beer, J. (1997). The effect of uncertainty of migration on national population forecasts: The case of the Netherlands. *Journal of Official Statistics*, 13(3), pp.227-243.
- Disney, G., Wisniowski, A., Forster, J. J., Smith, P. W. F. & Bijak, J. (2015). *Evaluation of existing migration forecasting methods and*

- models*. Report for the Migration Advisory Committee. Center for Population Change.
- Frejka, T. & Calot, G. (2001). Cohort reproductive patterns in low-fertility countries. *Population and Development Review*, 27(1), pp.103-132.
- Gaille, S. & Sherris, M. (2011). Modelling mortality with common stochastic long-run trends. *The Geneva Papers*, 36, pp.595-621.
- Guimarães, R. (2014). Uncertainty in population projections: The state of the art. *Revista Brasileira de Estudos de População*, 31(2), pp.277-290.
- Haberman, S. & Renshaw, A. E. (2011). A comparative study of parametric mortality projection models. *Insurance: Mathematics and Economics*, 48(1), pp.35-55.
- Hoem, J. M. (1973). *Levels of error in population forecasts*. Artikler fra Statistisk Sentralbyrå Nr.61. Oslo: Statistisk Sentralbyrå.
- Hoem, J. M., Madsen, D., Nielsen, J. L., Ohlsen, E. M. Hansen, H. O. & Rennermalm, B. (1981). Experiments in Modelling Recent Danish Fertility Curves. *Demography*, 18(2), pp.231-244.
- Howe, N. & Jackson, R. (2004). *Projecting migration: A survey of the current state of practice and theory*. CRR WP 2004-32. Center for Retirement Research at Boston College.
- Human Fertility Database. Max Planck Institute for Demographic Research (Germany) and Vienna Institute of Demography (Austria). <http://www.humanfertility.org/>에서 2016. 5. 4. 인출.
- Human Mortality Database. University of California, Berkeley (USA), and Max Planck Institute for Demographic Research (Germany). <http://www.humanmortality.org/>에서 2016. 5. 4. 인출.
- Hyndman, R. J. & Athanasopoulos, G. (2014). *Forecasting: Principles*

and Practice. OTexts.

- Hyndman, R. J. & Booth, H. (2008). Stochastic population forecasts using functional data models for mortality, fertility and migration. *International Journal of Forecasting*, 24, pp.323-342.
- Hyndman, R. J., Booth, H. & Yasmineen, F. (2013). Coherent mortality forecasting: The product-ratio method with functional time series models. *Demography*, 50(1), pp.261-283.
- Hyndman, R. J. & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 22(4), pp.679-688.
- Hyndman, R. J. & Ullah, S. (2007). Robust forecasting of mortality and fertility rates: A functional data approach. *Computational Statistics & Data Analysis*, 51(10), pp.4942-4956.
- Hyndman, R. J. & Shang, H. L. (2009). Forecasting functional time series. *Journal of the Korean Statistical Society*, 38(3), pp.199-211.
- Keilman, N. & Pham, D. Q. (2000). Predictive intervals for age-specific fertility. *European Journal of Population*, 16(1), pp.41-66.
- Keyfitz, N. (1972). On future population. *Journal of the American Statistical Association*, 67(388), pp.347-363.
- Keyfitz, N. (1981). The limits of population forecasting. *Population and Development Review*, 7(4), pp.579-593.
- Land, K. C. (1986). Methods for national population forecasts: A review. *Journal of the American Statistical Association*, 81(396), pp.888-901.
- Lee, R. D. (1992). Stochastic demographic forecasting. *International Journal of Forecasting*, 8(3), pp.315-327.

- Lee, R. D. (1993). Modeling and forecasting the time series of US fertility: Age distribution, range, and ultimate level. *International Journal of Forecasting*, 9(2), pp.187-202.
- Lee, R. D. (1998). Probabilistic approaches to population forecasting. *Population and Development Review*, 24(Supplement), pp.156-190.
- Lee, R. D. & Carter, L. R. (1992). Modeling and forecasting U.S. mortality. *Journal of the American Statistical Association*, 87(491), pp.659-671.
- Lee, R. D. & Miller, T. (2001). Evaluating the performance of the Lee-Carter method for forecasting mortality. *Demography*, 38(4), pp.537-549.
- Lee, R. D. & Tuljapurkar, S. (1994). Stochastic population forecasting for the United States: Beyond high, medium, and low. *Journal of the American Statistical Association*, 89(428), pp.1175-1189.
- Li, N. & Lee, R. D. (2005). Coherent mortality forecasts for a group of populations: An extension of the Lee-Carter method. *Demography*, 42(3), pp.575-594.
- Li, N., Lee, R., Gerland, P. (2013). Extending the Lee-Carter method to model the rotation of age patterns of mortality decline for long-term projections. *Demography*, 50(6), pp.2037-2051.
- Lutz, W., Sanderson, W. C. & Scherbov, S. (1998). Expert-based probabilistic population projections. *Population and Development Review*, 24(Supplement), pp.139-155.
- Lutz, W. & Scherbov, W. S. (1998). An expert-based framework for probabilistic national population projections: The example of Austria. *European Journal of Population*, 14(1), pp.1-17.
- Myrskylä, M., Goldstein, J. R. & Cheng, Y. A. (2013). New cohort

- fertility forecasts for the developed world: Rises, falls, and reversals. *Population and Development Review*, 39(1), pp.31-56.
- National Research Council. (2000). *Beyond Six Billion: Forecasting the World's Population*. Washington, D. C.: National Academy Press.
- Ntamjokouen, A., Haberman, S. & Consigli, G. (2014). Modeling multi-population life expectancy: A cointegration approach. *Insurance markets and Companies: Analyses and Actuarial Computations*, 5(2), pp.12-23.
- Peristera, P. & Kostaki, A. (2007). Modeling fertility in modern populations. *Demographic Research*, 16(6), pp.141-194.
- Pfaff, B. (2008). *Analysis of Integrated and Cointegrated Time Series with R*. New York: Springer.
- Pickup, M. (2015). *Introduction to Time Series Analysis*. Thousand Oaks, California: SAGE Publications.
- Preston, S. H., Heuveline, P. & Guillot, M. (2001). *Demography: Measuring and Modeling Population Processes*. MA: Blackwell Publishing.
- R Core Team. (2014). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing. Vienna, Austria. URL <http://www.r-project.org/>.
- Raftery, A. (2014). *Use and communication of probabilistic forecasts*. arXiv:1408.4812. Available at <http://arxiv.org/pdf/1408.4812v1.pdf>에서 2016. 6. 1. 인출.
- Raftery, A. E., Alkema, L. & Gerland, P. (2014). Bayesian population projections for the United Nations. *Statistical Science*, 29(1), pp.58-68.
- Raftery, A. E., Chunn, J. L., Gerland, P. & Sevcikova, H. (2013). Bayesian probabilistic projections of life expectancy for all

- countries. *Demography*, 50(3), pp.777-801.
- Raftery, A. E., Lalic, N. & Gerland, P. G. (2014). Joint probabilistic projection of female and male life expectancy. *Demographic Research*, 30(27), pp.795-822.
- Renshaw, A. E. & Haberman, S. (2006). A cohort-based extension to the Lee-Carter model for mortality reduction factors. *Insurance: Mathematics and Economics*, 38(3), pp.556-570.
- Rogers, R. G., Hummer, R. A. & Nam, C. B. (2000). *Living and Dying in the USA: Behavioral, Health, and Social Differentials of Adult Mortality*. San Diego: Academic Press.
- Schmertmann, C. (2003). A system of model fertility schedules with graphically intuitive parameters. *Demographic Research*, 9(5), pp.81-110.
- Sevcikova, H., Li, N., Kantorova, V., Gerland, P. & Raftery, A. E. (2015). *Age-specific mortality and fertility rates for probabilistic population projections*. Working Paper No. 150. Center for Statistics and the Social Sciences. University of Washington.
- Shang, H. L. (2012). *Point and interval forecasts of age-specific fertility rates: A comparison of functional principal component methods*. Working Paper 10/12. Department of Econometrics and Business Statistics, Monash University.
- Shang, H. L., Booth, H. & Hyndman, R. J. (2011). Point and interval forecasts of mortality rates and life expectancy: A comparison of ten principal component methods. *Demographic Research*, 25(5), pp.173-214.
- Smith, S. K., Tayman, J. & Swanson, D. A. (2001). *State and Local Population Projections: Methodology and Analysis*. NY: Kluwer Academic/Plenum Publishers.

- Statistics Canada. (2015). Population projections for Canada (2013 to 2063), provinces and territories (2013 to 2038): Technical report on methodology and assumptions. <http://www.statcan.gc.ca/pub/91-620-x/91-620-x2014001-eng.htm>에서 2016. 7. 11. 인출.
- Stoeldraijer, L., van Duin, C., van Wissen, L. & Janssen, F. (2013). Impact of different mortality forecasting methods and explicit assumptions on projected future life expectancy: The Case of the Netherlands. *Demographic Research*, 29(13), pp.323-354.
- Stoto, M. A. (1983). The accuracy of population projections. *Journal of the American Statistical Association*, 78(381), pp.13-20.
- Tayman, J. & Swanson, D. A. (1999). On the validity of MAPE as a measure of population forecast accuracy. *Population Research and Policy Review*, 18, pp.299-322.
- Thompson, P. A., Bell, W. R., Long, J. F. & Miller, R. B. (1989). Multivariate time series projections of parameterized age-specific fertility rates. *Journal of the American Statistical Association*, 84(407), pp.689-699.
- Tuljapurkar, S., & Boe, C. (1999). Validation, probability-weighted priors, and information in stochastic forecasts. *International Journal of Forecasting*, 15(3), pp.259-271.
- United Nations. (1998). *Recommendations on statistics of international migration(Revision 1)*. Statistical Paper Series M, No. 58, Rev. 1. New York: United Nations.
- United Nations. (2010). *World population prospects: The 2006 revision volume III analytical report*. New York: United Nations.
- United Nations. (2014). *World population prospects: The 2012 revision, Methodology of the United Nations population estimates and projections*. Working Paper No. ESA/P/WP.235.

- New York: United Nations.
- United Nations. (2015). *World population prospects: The 2015 revision, Methodology of the United Nations population estimates and projections*. Working Paper No. ESA/P/WP.242. New York: United Nations.
- Villegas, A. M., Kaishev, V. & Millossovich, P. (2015). *StMoMo: An R package for stochastic mortality modelling*. In 7th Australian Actuarial Education and Research Symposium.
- Wilson, T. & Rees, P. (2005). Recent developments in population projection methodology: A review. *Population, Space and Place*, 11, pp.337-360.
- Wilson, T. & Bell, M. (2004). Australia's uncertain demographic future. *Demographic Research*, 11(8), pp.195-234.
- Woods, C. & Dunstan, K. (2014). *Forecasting mortality in New Zealand: A new approach for population projections using a coherent functional demographic model*. Statistics New Zealand Working Paper No. 14-01. Statistics New Zealand.
- Zhou, R., Wang, Y., Kaufhold, K., Li, J. S. H. & Tan, K. S. (2013). *Modeling mortality of multiple populations with vector error correction models: Applications to solvency II*. Presented at the LIFE Colloquium 2013. http://www.actuaries.org/lyon2013/papers/LIFE_Zhou_Wang_Kaufhol_Li_Tan.pdf에서 2016. 5. 25. 인출.

간행물회원제 안내

▶ 회원에 대한 특전

- 본 연구원이 발행하는 판매용 보고서는 물론 「보건복지포럼」, 「보건사회연구」도 무료로 받아보실 수 있으며 일반 서점에서 구입할 수 없는 비매용 간행물은 실비로 제공합니다.
- 가입기간 중 회비가 인상되는 경우라도 추가 부담이 없습니다.

▶ 회원종류

- 전체간행물회원 : 120,000원
- 보건분야 간행물회원 : 75,000원
- 사회분야 간행물회원 : 75,000원
- 정기간행물회원 : 35,000원

▶ 가입방법

- 홈페이지(www.kihasa.re.kr) - 발간자료 - 간행물구독안내

▶ 문의처

- (30147) 세종특별자치시 시청대로 370 세종국책연구단지 사회정책동 1F~5F
간행물 담당자 (Tel: 044-287-8157)

KIHASA 도서 판매처

- | | |
|---|---|
| ■ 한국경제서적(총판) 737-7498 | ■ 교보문고(광화문점) 1544-1900 |
| ■ 영풍문고(종로점) 399-5600 | ■ 서울문고(종로점) 2198-2307 |
| ■ Yes24 http://www.yes24.com | ■ 알라딘 http://www.aladdin.co.kr |