

연구보고서 2023-28

# 인구추계모형 구축과 활용 방안

송창길

류한별·나원희·백주하·한신실·고경표



KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



한국보건사회연구원

KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



## 연구진

연구책임자	송창길	한국보건사회연구원 부연구위원
공동연구진	류한별	한양대학교 교수
	나원희	한국보건사회연구원 부연구위원
	백주하	한국보건사회연구원 부연구위원
	한신실	국민연금연구원 부연구위원
	고경표	한국보건사회연구원 연구원

연구보고서 2023-28

## 인구추계모형 구축과 활용 방안

발행일 2023년 12월  
발행인 이태수  
발행처 한국보건사회연구원  
주소 [30147]세종특별자치시 시청대로 370  
세종국책연구단지 사회정책동(1~5층)  
전화 대표전화: 044)287-8000  
홈페이지 <http://www.kihasa.re.kr>  
등록 1999년 4월 27일(제2015-000007호)  
인쇄처 에코디자인

© 한국보건사회연구원 2023  
ISBN 978-89-6827-982-9 [93330]  
<https://doi.or.kr/10.23060/kihasa.a.2023.28>

## 발|간|사

인구추계는 미래의 다양한 변화에 대비하기 위한 국가의 주요 정책 수립과 관련해 주요한 통찰을 제공하는 유용한 도구이기 때문에 관련 정책 연구에서 매우 큰 가치를 지닌다.

최근 급변하는 인구변동과 경제위기, 코로나19 같은 각종 감염병이 창궐하는 상황에서 더 탄력적으로 시의적절하게 관련 인구추계를 활용할 수 있는 환경이 마련되었다는 점에서 본 연구의 의의가 크다고 할 수 있다. 또한 각 분야의 연구에서 활용하는 인구 데이터 및 이와 연관된 노동, 교육, 보건, 복지 등의 자료들이 서로 정합성을 가질 수 있게 된 것도 의미가 있다고 하겠다.

이 연구는 송창길 부연구위원이 책임을 맡고, 한양대학교 류한별 교수와 국민연금연구원의 한신실 부연구위원, 본 연구원의 나원희, 백주하 부연구위원과 고경표 연구원이 참여하였다. 또한, 한밭대학교의 오진호 교수와 본 연구원의 신화연 연구위원의 자문으로 연구의 질을 한층 높일 수 있었다. 연구를 수행하는 과정에서 조언을 아끼지 않은 사회보장재정데이터연구실, 인구정책기획단 박사님들께도 감사 인사를 드린다. 마지막으로 이 보고서의 내용은 한국보건사회연구원의 공식 견해가 아님을 밝힌다.

2023년 12월

한국보건사회연구원 원장

이 태 수



# 목 차

KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



Abstract .....	1
요약 .....	3
<b>제1장 서론 .....</b>	<b>5</b>
제1절 연구의 배경 및 목적 .....	7
제2절 연구의 내용 및 방법 .....	9
<b>제2장 국내외 인구추계 방법론 검토 .....</b>	<b>11</b>
제1절 해외 인구추계 동향과 특징 .....	13
제2절 통계청의 인구추계 .....	34
제3절 소결 .....	40
<b>제3장 KIHASA 인구추계모형 구축 .....</b>	<b>45</b>
제1절 인구추계모형의 구조 .....	47
제2절 코호트요인법 모듈 .....	48
제3절 사망률 추계 모듈 .....	61
제4절 출산율 모듈 .....	82
제5절 소결 .....	88
<b>제4장 KIHASA 인구추계모형 검토 .....</b>	<b>89</b>
제1절 인구추계 대시보드 .....	91
제2절 코호트요인법 모듈 검토 .....	94
제3절 사망률 모듈 검토 .....	97

---

제4절 출산율 모듈 .....	104
제5절 소결 .....	109
<b>제5장 인구추계모형 활용 방안 .....</b>	<b>111</b>
제1절 노동 분야 활용 사례 .....	113
제2절 노후소득보장 분야 활용 사례 .....	132
제3절 교육 분야 활용 사례 .....	165
제4절 보건·의료 분야 활용 사례 .....	178
제5절 인구추계모형 활용 방안 .....	194
<b>제6장 결론 .....</b>	<b>205</b>
제1절 주요 결과 및 의의 .....	207
제2절 한계 및 향후 개선 방향 .....	210
<b>참고문헌 .....</b>	<b>213</b>

# 표 목차



〈표 2-1〉 일본 인구추계(2021~2120)의 출산율 가정 프로세스 .....	16
〈표 2-2〉 일본 인구추계(2021~2120)의 사망률 가정 프로세스 .....	18
〈표 2-3〉 인구균형방정식 .....	34
〈표 2-4〉 인구추계 인구변동요인 가정 비교 .....	41
〈표 3-1〉 코호트요인법 구축 및 평가에 활용된 데이터 .....	49
〈표 3-2〉 인구균형방정식 성별 연령별 적용 방법 .....	50
〈표 3-3〉 통계청의 생명표 산출 방법(사망확률( $q_x$ )) .....	54
〈표 3-4〉 통계청의 생명표 산출 방법(사망확률( $q_x$ ) 제외) .....	55
〈표 3-5〉 KIHASA 인구추계모형 생명표 함수 .....	57
〈표 3-6〉 KIHASA 인구추계모형 코호트요인법 함수 .....	59
〈표 3-7〉 사망률 모듈 구축 및 평가에 활용된 데이터 .....	62
〈표 3-8〉 사망률 모형 수식 비교 .....	63
〈표 3-9〉 LLG 확장 모형의 사망률 개선의 교대 효과 산식 .....	65
〈표 3-10〉 사망률 모형별 예측 전망식 .....	66
〈표 3-11〉 KIHASA 인구추계모형 LCEst 함수 .....	67
〈표 3-12〉 KIHASA 인구추계모형 BxtEst 함수 .....	68
〈표 3-13〉 KIHASA 인구추계모형 ForcKt 함수 .....	69
〈표 3-14〉 KIHASA 인구추계모형 SearchKt 함수 .....	70
〈표 3-15〉 KIHASA 인구추계모형 LCRotation 함수 .....	71
〈표 3-16〉 KIHASA 인구추계모형 LLRotation 함수 .....	72
〈표 3-17〉 KIHASA 인구추계모형 ForcMx 함수 .....	73
〈표 3-18〉 KIHASA 인구추계모형 update_mex 함수 .....	74
〈표 3-19〉 KIHASA 인구추계모형 LCModel 함수 .....	75
〈표 3-20〉 KIHASA 인구추계모형 LLmodel 함수 .....	78
〈표 3-21〉 KIHASA 인구추계모형 LCERModel 함수 .....	81
〈표 3-22〉 KIHASA 인구추계모형 LLGEModel 함수 .....	81
〈표 3-23〉 출산율 모듈 구축 및 평가에 활용된 데이터 .....	83

〈표 3-24〉 출산율 모듈의 구성 .....	84
〈표 3-25〉 KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 GLGpdf 정의 .....	85
〈표 3-26〉 KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 GLGfit 함수 정의 .....	85
〈표 3-27〉 KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 ForcASFR 함수 정의 .....	86
〈표 4-1〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 중위) .....	95
〈표 4-2〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 고위) .....	95
〈표 4-3〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 저위) .....	96
〈표 4-4〉 연령별 <sup>2)</sup> 인구 결과 비교 .....	97
〈표 4-5〉 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 중위) .....	102
〈표 4-6〉 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 고위) .....	102
〈표 4-7〉 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 저위) .....	103
〈표 4-8〉 기대수명 결과 비교 .....	103
〈표 4-9〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 중위) .....	106
〈표 4-10〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 고위) .....	106
〈표 4-11〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 저위) .....	107
〈표 5-1〉 장기재정추계모형의 실행순서와 입력 및 출력 값 .....	137
〈표 5-2〉 차수별 합계출산율 .....	139
〈표 5-3〉 차수별 기대수명 .....	140
〈표 5-4〉 생산연령인구 및 구성비 .....	146
〈표 5-5〉 통계청 장래인구추계 결과 비교(2016 & 2021) .....	147
〈표 5-6〉 차수별 가입자 수 전망 .....	148
〈표 5-7〉 차수별 노령연금 수급자 수 전망 .....	149
〈표 5-8〉 차수별 제도부양비 전망 .....	151
〈표 5-9〉 인구 전망 적용에 의한 추계 결과 비교 .....	154
〈표 5-10〉 통계청 인구추계의 합계출산율 변화 가정 .....	156
〈표 5-11〉 인구 전망 관련 조합 시나리오의 구분 .....	156
〈표 5-12〉 EU 고령화 보고서(2021년 기준)의 인구 전망 결과 .....	160





---

〈표 5-13〉 EU 고령화 보고서(2021년 기준)의 인구 전망 결과 .....	162
〈표 5-14〉 보건의료체계 미래 변화 요인 .....	178
〈표 5-15〉 인구 가정별 65세 이상 노인 인구 수 추계 결과 .....	189
〈표 5-16〉 건강보험 재정 전망('2023~'2032년)의 주요 인구 가정 .....	192
〈표 5-17〉 인구추계 활용 사례 및 활용 방법 .....	195

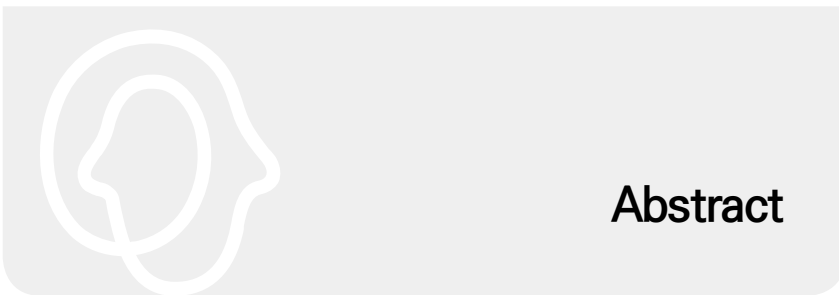
# 그림 목차

[그림 2-1] 일본 인구추계의 코호트요인법 .....	15
[그림 2-2] 일본 인구추계의 합계출산율 추이와 가정 .....	17
[그림 2-3] 일본 인구추계의 기대수명 가정 .....	19
[그림 2-4] 캐나다 인구추계의 출산율 가정(전문가 조사) .....	22
[그림 2-5] 캐나다 인구추계의 합계출산율 가정 .....	23
[그림 2-6] 캐나다 인구추계의 기대수명 가정 .....	25
[그림 2-7] 독일 인구추계의 출산율 가정 시나리오 .....	28
[그림 2-8] 독일 인구추계의 연령별 출산율 가정 .....	29
[그림 2-9] 독일 인구추계의 기대수명 가정 .....	32
[그림 2-10] 독일 인구추계의 국제이동 가정 .....	33
[그림 2-11] LC류 사망력 모델 관계도 .....	35
[그림 2-12] 통계청 인구추계모형의 사망률 적용 .....	36
[그림 2-13] 출산율에 대한 단기 및 장기 가정 방법 .....	36
[그림 2-14] 연도별 누적혼인율 추계 방법 .....	37
[그림 3-1] 2020년 생명표 작성 방법 .....	52
[그림 3-2] 장래인구추계에서의 생명표 적용 방식 .....	56
[그림 4-1] KIHASA 인구추계 대시보드 출산율 모듈 .....	92
[그림 4-2] KIHASA 인구추계 대시보드 사망률 모듈 .....	93
[그림 4-3] KIHASA 인구추계 대시보드 인구 모듈 .....	94
[그림 4-4] LC 모형 및 LL 모형의 모수 추정 결과 .....	98
[그림 4-5] 사망률 개선 교대 효과 추정 비교(좌(KOSTAT), 우(KIHASA)) .....	99
[그림 4-6] 공통사망경향 $K_t^*$ 추정 비교(좌(김수영, 한명직 외(2017)), 우(KIHASA)) .....	99
[그림 4-7] 공통사망경향 $K_t^*$ 및 개별사망경향 $k_t$ 의 추계 및 99% 신뢰구간 .....	100
[그림 4-8] 성별 로그사망률 추계 비교(좌(KOSTAT), 우(KIHASA)) .....	101
[그림 4-9] 코호트 출산율(좌(KOSTAT), 우(KIHASA)) .....	105
[그림 4-10] 중위 및 저위, 고위(2.1)의 연도별 연령별출산율(KIHASA 모형) .....	107
[그림 4-11] 인구피라미드 비교(KOSTAT(중위) vs KIHASA(중위)(2.1)) .....	108



[그림 5-1] 국민연금 장기재정추계모형 구조 .....	135
[그림 5-2] 국민연금 가입자 추계 개념도 .....	141
[그림 5-3] 수급자 수 및 급여액 추계 흐름도 .....	143
[그림 5-4] 주요 연령계층별 인구, 1960-2070 .....	144
[그림 5-5] 차수별 가입자 수 전망 .....	145
[그림 5-6] 2021년 장래인구추계 결과: 생산연령인구(1960~2070) .....	147
[그림 5-7] 차수별 노령연금 수급자 수 전망 .....	149
[그림 5-8] 차수별 제도부양비 전망 .....	151
[그림 5-9] EU - 고령화 비용 전망 추계 모형 .....	158
[그림 5-10] 학령인구추계 .....	170
[그림 5-11] 2020~2070년 총내원일수 전망(통계청 장래인구추계 활용) .....	185
[그림 5-12] 국회예산정책처의 건강보험 재정전망 모형 개요 .....	191
[그림 5-13] 국민건강보험 재정전망(2023~2032)의 수입, 지출, 누적준비금 .....	194





## Abstract

### Developing and Utilizing a Population Projection Model

Project Head: Song, Changgil

This study focuses on developing a population projection model suitable for use in policy research at the Korea Institute for Health and Social Affairs (KIHASA), addressing the issues of aging and population decline. While following the methodology of Statistics Korea (KOSTAT), the study aims to enhance the applicability and overcome the limitations of existing projections.

We have designed mortality and fertility rate methodologies suitable for policy research at KIHASA, while employing a cohort-component method consistent with the approach used by KOSTAT. The model has significant potential in health and welfare policy planning and providing the latest population projections.

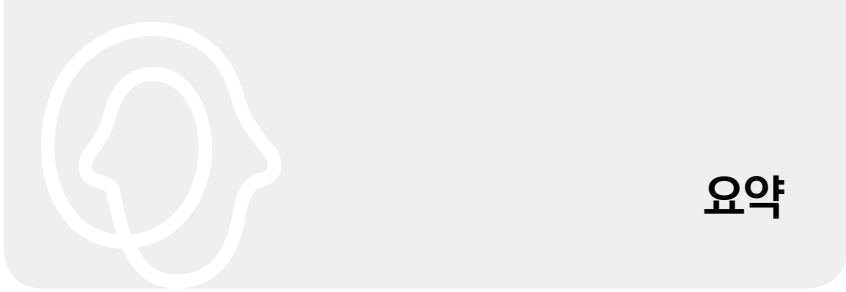
This model facilitates timely and relevant demographic analysis, effectively linking population data with various policy areas. As a tool capable of providing diverse scenarios for different research areas, this model will prove highly useful in advancing population-based policy research and planning.

**Keyword :** Population Projection Model, Cohort-Component Method, LC-Type Mortality and GLG Fertility Models

---

Co-Researchers: Na, Wonhee· Baek, Juha· Ko, kyongpyo·Ryu, Hanbyul· Han, Sinsil





## 1. 연구의 배경 및 목적

앞으로 다가올 고령화와 인구 감소 문제는 우리 사회가 마주할 매우 주요한 과제다. 인구추계는 현재 추세에 국한된 미래 예측을 넘어 미래의 다양한 시나리오에 대비한 전략을 세우는 데 필요한 통찰을 제공하는 중요한 도구이므로 관련 정책 연구에서 매우 큰 가치를 지닌다. 우리나라 통계청에서는 국내 인구 동태의 특성에 맞는 인구추계 결과를 주기적으로 공표하고 있다. 그러나 통계청의 인구추계는 사회 경제적 효과 등에 따라 변동될 수 없는 외생적 변수로만 활용되기 때문에 정책 연구의 활용 측면에서 한계가 있다. 이에 본 연구는 우리 원에서 수행하는 정책 연구의 주된 분석 도구로 활용할 수 있는 인구추계모형 개발에 초점을 맞추었다. 통계청의 인구추계모형을 우리 원의 연구 환경에 맞게 재구현함과 동시에, 실제 정책 연구에서 활용도를 높일 수 있도록 각 과정을 모듈화하는 것을 목표로 하였다. 이와 더불어 인구추계모형을 활용한 사례와 그 제한 사항도 검토하여, 본 연구에서 구축할 모형의 활용 방안을 제시하고자 하였다.

## 2. 주요 연구 결과

주요 인구변동요인들을 조합하는 코호트요인법은 본 연구의 목적에 맞게 해외 문헌보다는 주로 국내 통계청의 방법론을 자세하게 정리하고 재현하였다. 사망률 모듈은 일반적으로 사망률 추계에 활용되는 네 가지 LC류의 함수들을 모두 모듈화하였고, 그중 통계청에서 활용하는 LLG 확장모델의 결과를 검토하여 본 연구의 유효성을 검증하였다. 출산율 모듈은 통계청의 방법을 재현하는 대신 합계출산율에 대한 가정과 여성의 평균출산연령을 가정했을 때, GLG 모형에 의해 각 연도, 연령별 출산율 값이

#### 4 인구추계모형 구축과 활용 방안

계산될 수 있도록 구현하였다. 좀 더 정교한 출산을 추계 과정은 향후 과제로 남겨 두었으나, 몇 가지 가정을 통해 비교적 쉽게 시나리오를 생성하고, 이를 인구추계모형과 연결했다는 점에서 이 연구의 의미가 크다고 하겠다. 인구추계모형 구축 작업과 동시에 현행 우리나라 통계청의 인구추계를 활용한 각 분야의 연구 현황을 검토하였으며, 이를 통해 본 연구에서 구축한 모형이 보건·복지 분야의 정책을 선제적으로 수립하는 데 활용될 필요성과 그 방안, 그리고 이를 위한 향후 개선 방향들을 정리하였다.

### 3. 시사점

본 연구에서 구축한 인구추계모형은 우리 원의 주요 정책 연구에 인구 추계 결과를 제공하기 위한 유용한 툴(tool)이다. 특히, 통계청의 인구 추계가 특정 주기마다 업데이트되기를 기다리는 것이 아니라 시의적절하게 관련 인구추계를 활용할 수 있는 환경이 마련되었다는 점에서 본 연구의 의의가 크다. 또한 각 분야의 연구에서 활용하는 인구 데이터 및 이와 연관된 노동, 교육, 보건, 복지 등의 자료들이 서로 정합성을 갖게 된 것도 의미가 있다. 더불어, 불확실성과 관련한 일률적인 시나리오가 아닌, 각 분야의 연구마다 특징적으로 설정하는 시나리오에 맞게 인구 시나리오의 산출이 가능하기 때문에 더 다양한 정책 분석이 가능해진다는 점 역시 본 연구의 의의라 하겠다.

주요 용어 : 인구추계모형, 코호트인법, LC류 사망률 추계 모형, GLG 출산율 추계 모형



사람을  
생각하는  
사람들



KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



# 제 1 장

## 서론

제1절 연구의 배경 및 목적

제2절 연구의 내용 및 방법



# 제 1 장 서론

## 제1절 연구의 배경 및 목적

현재 우리나라는 베이비부머 세대의 고령화와 오랜 기간 지속되어 온 초저출산 현상으로 인해 급격한 인구구조 변화가 예상되며, 앞으로 다가올 고령화와 인구 감소 문제는 우리 사회가 마주할 매우 주요한 과제로 부상하고 있다. 이런 인구학적 전환기가 도래함에 따라 우리 사회의 건강과 발전을 위해 사회의 모든 계층과 분야에서 미래 인구변동에 대한 지속적이고 체계적인 관찰과 연구가 필요하다. 미래의 인구구조 변화는 예측하기 어려운 불확실성을 내포하고 있고 이런 불확실성은 더 증가할 것으로 예상되기 때문에 사회 경제적 전략과 정책의 수립에 어려움을 가져올 수 있다. 그러므로 이에 대응하기 위한 상세하고 정확한 추계 모델의 필요성이 대두되고 있다고 할 수 있다. 이러한 시점에서 현재의 인구학적 상황과 그에 따른 문제를 깊이 있게 파악하고 체계적으로 이해하는 것은 한국의 미래 전략과 정책 방향을 결정하는 데 있어서 매우 중요한 작업이라 할 수 있다.

미래의 인구변동을 체계적으로 파악하는 것에 대한 중요성이 커지는 가운데, 인구추계 분야에서는 출산력, 사망력, 이동력 같은 주요 인구변동 요인에 대한 예측 방법론이 지속적으로 발전해 왔다. 이와 더불어 세계적인 기관들인 UN, US Census Bureau, IIASA 등은 이러한 변동요인의 예측 방법론을 통합할 수 있는 코호트요인법의 핵심 기능을 제공하고 있으며, 이는 인구변동의 다양하고 복잡한 구조를 체계적으로 파악하는 데 크게 기여하고 있다. 우리나라의 통계청에서도 국내 인구 동태의 특성에 맞는 맞춤형 모형을 개발하여 주기적인 시뮬레이션 결과를 발표하고 있으며,

특히 노동과 경제, 연금 등의 다양한 분야에 대한 전망 수요 변화를 고려하여 추계 기간을 확장하고 추계 주기를 단축하는 방안을 모색하며, 더 다양한 시나리오를 제공하기 위한 노력을 지속하고 있다.

이러한 인구추계는 현재 추세에 국한된 미래 예측을 넘어 미래의 다양한 시나리오에 대비한 전략을 세우는 데 필요한 통찰을 제공하는 중요한 도구이다. 그러므로 인구추계는 보건과 사회와 관련한 정책 연구에서도 매우 큰 가치를 지니고 있다고 할 수 있다. 그러나 앞에서 언급한 국제기구 등에서 제공하고 있는 인구추계 방법론들은 모든 국가의 인구추계에 활용될 수 있도록 일반화된, 비교적 간단한 수준의 전망 결과만을 도출할 수 있기 때문에 한국의 세부적인 미래 인구 변화를 정밀하게 분석하는 데에는 한계가 있다. 우리나라 통계청의 인구추계는 외국의 모형을 활용하는 것보다는 우리의 실정에 맞는 한층 정밀하고 매우 다양한 추계 결과들을 제공하고 있다. 그러나 통계청의 인구추계 결과는 사회 경제적 효과 등에 따라 변동될 수 없는 외생적 변수로만 활용될 수 있기 때문에, 실제 사회 경제적 효과 등과 상호 관련성을 판단해야 하는 정책 연구에서 활용하는 데에는 그 한계가 명확하다고 할 수 있다.

이에 본 연구는 우리 원에서 수행하는 정책 연구의 주된 분석 도구로 활용할 수 있는 인구추계모형을 구축하는 것에 초점을 맞추고자 한다. 다만 현재 보유하고 있지 않은 새로운 인구추계모형을 구축하는 작업이기 때문에, 통계청의 인구추계모형을 우리 원의 연구 환경에 맞게 재구현하는 것이 본 연구의 일차적인 목표라고 할 수 있다. 이는 우리 원의 연구에서 인구추계모형 결과를 활용함에 있어서 공신력과 신뢰성을 확보할 수 있는 좋은 방안이기도 하다. 한편 본 연구를 통해 재구현하는 인구추계모형은 통계청의 기본적인 프레임워크를 기반으로 하되, 실제 정책 연구에서의 활용성을 높이기 위한 방안 등이 고려될 수 있도록 각 과정을 모듈화하는 것을 목표로 한다. 예컨대, 출산율 등의 미래 가정이 여러 사회적 변수와 상호작용하는

방법론으로 바뀐다고 하더라도 모형 전체의 구조를 변경하는 형태가 아닌 출산율 모듈에 대한 부분만 수정하여 반영할 수 있는 구조를 만들어, 모형의 자유도와 활용도를 최대한 높일 수 있도록 설계하는 것을 의미한다. 이러한 방법론 외에 노동과 보건, 복지, 교육 등 각 분야의 연구에서 인구추계모형을 활용한 사례와 그 제한 사항을 검토하고, 본 연구에서 구축된 모형의 장 단점을 평가하여, 우리 원의 정책 연구의 좋은 도구로써 장기적 지속 가능한 형태로 발전시켜 나갈 수 있도록 인구추계모형을 구축하고자 한다.

## 제2절 연구의 내용 및 방법

이를 위해 제2장에서는 국내외 인구추계 방법론을 리뷰하여 우리 원에서 구축하게 될 인구추계모형에 대한 사전 검토를 진행한다. 이를 통해 금번 연구에서 구축할 수 있는 인구추계모형의 최소한의 수준과 향후 모형 개발에 대한 방향을 설정한다.

제3장에서는 본 연구에서 구축하는 인구추계모형을 설명한다. 인구추계 모형에 대한 설계 및 모듈 구성을 설명하고, 이후, 모듈별로 필요한 데이터, 방법론, 구현된 코드, 결과 검토 등을 다룬다.

제4장에서는 제3장에서 구축한 인구추계 모형의 유효성과 신뢰성을 검증하기 위한 시뮬레이션 테스트를 진행한다. 이를 통해 모형의 세부 사항과 향후 활용 시 고려해야 할 주요 사항들을 점검한다.

제5장에서는 본 연구를 통해 구축된 인구추계모형의 활용 방안을 제시한다. 특히, 인구변동과 밀접한 관련성이 있는 노동, 보건, 복지, 교육 등의 분야에서 인구추계모형이 어떻게 활용될 수 있고, 제한 사항은 무엇인지 파악한다.

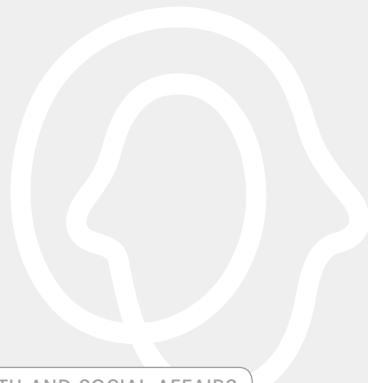
마지막으로 제6장에서는 본 연구의 개략적인 요약과 함께 본 연구의 시사점과 향후 개선 방안에 대해 논한다.



사람을  
생각하는  
사람들



KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



## 제2장

### 국내외 인구추계 방법론 검토

제1절 해외 인구추계 동향과 특징

제2절 통계청의 인구추계

제3절 소결





## 제 2 장 국내외 인구추계 방법론 검토

본 장에서는 국내외 인구추계 방법론을 리뷰하여 인구추계모형의 구축을 위한 기초적인 접근 방법을 탐색하고자 한다. 우선, 국내외 다양한 인구추계 방법론을 검토하여 그중 어떤 방법론이 우리 원의 연구 환경에 가장 적합한지 파악한다. 또한, 이전 연구나 다른 국가의 사례를 바탕으로 인구추계모형 구축의 방향성을 정립할 것이다.

구체적으로, 통계청의 코호트요인법을 어떻게 재현하고 활용할지, 사망률 추정을 위한 LC류 함수의 모듈화 방안, 그리고 출산율 가정의 접근법 등에 대한 방안을 모색하게 된다. 이렇게 설정된 방향성을 바탕으로 본 연구의 인구추계모형 구축 작업을 진행할 예정이다.

### 제1절 해외 인구추계 동향과 특징

#### 1. 일본<sup>1)</sup>

##### 가. 개요

일본에서는 ‘국립 사회보장·인구 문제 연구소’에서 국세조사 인구데이터에 기반하여 5년마다 향후 100년에 대한 인구추계를 수행한다. 가장

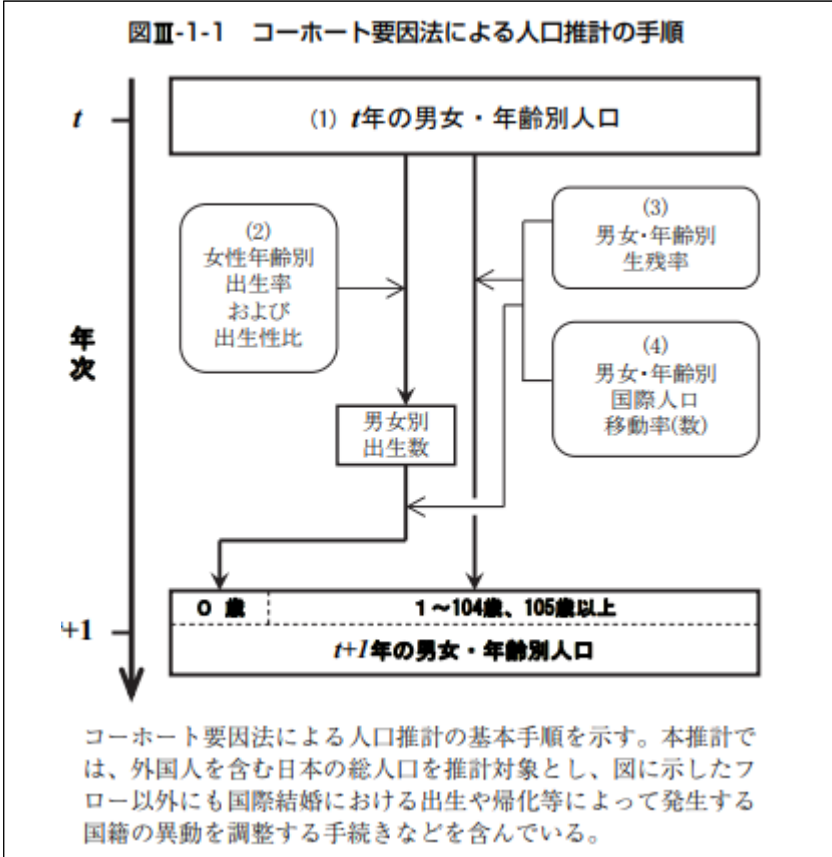
1) 国立社会保障·人口問題研究所(2023). “日本の将来推計人口(令和3(2021)~52(2070)年)”을 발췌 정리한 내용이며, 자료 출처가 다른 곳인 경우에는 해당 부분에 별도로 표기하였다.

최근의 인구추계는 2023년에 발표된 2021~2120년까지의 인구추계 자료가 있다. 우리나라 통계청과 유사하게 향후 50년에 대한 자료를 주로 제공하고, 이후 50년에 대해서는 참고 자료로 제공하고 있다. 일본의 경우 국제조사의 기준인 매년 10월 1일 기준의 인구를 그대로 추계에 활용하므로 인구추계의 매 연도 기준 시점 역시 10월 1일이 된다. 인구추계 방법은 국제적으로 표준으로 인정되는 코호트요인법을 기반으로 한다. 주요 인구변동요인인 출생, 사망, 국제이동에 대해 각각의 요인 관련 통계 지표의 실제 추세를 수리 모델 등을 사용하여 미래를 예측하는 방식이다.

## 나. 코호트요인법

일본의 미래 인구 추정 방법은 코호트요인법을 기반으로 한다. 일본 인구추계에 활용되는 코호트요인법은 연령별 인구의 노화에 따라 매년 발생하는 변화를 그 원인(사망, 출생, 인구이동)별로 계산하여 미래의 인구를 추계하는 방법론이다. 이미 생존하는 인구에 대해서는 노화와 함께 발생하는 사망 수와 국제인구이동 수를 반영하여 미래 인구를 예측하며, 새로 태어나는 인구에 대해서는 15~49세 여성 인구에서 발생하는 출생 수를 성비(105.2명)로 나누고, 그 생존 수와 국제인구이동 수를 순차적으로 계산하여 다음 해의 0세 인구로 포함한다. 앞서 개요에서 언급하였듯이 가장 최근 추계의 기준인구는 인구 추정의 시작점으로 2020년 10월 1일의 남녀 연령별 총인구가 사용된다. 코호트요인법을 사용하여 미래의 인구를 추정할 때, 각 연도의 출생아 수는 해당 코호트의 인구의 시작점이 된다. 각 연도의 출생아 수는 해당 연도에 출산 가능한 연령(15~49세)의 여성들이 각 연령에서 출산한 출생아 수의 합계로 계산된다. 여성들의 각 연령별 출생아 수는 해당 연령의 여성 인구(연간 평균 인구)와 해당 연령별 출생률을 곱하여 계산된다.

[그림 2-1] 일본 인구추계의 코호트요인법



자료: 国立社会保障・人口問題研究所. (2023). p.15. 図Ⅲ-1-1.

### 다. 출산율 가정

일본 인구추계에서는 여성의 미래 연령별 출산율을 추정하기 위해 코호트 연령별 출산율을 활용한다. 특히 만혼화(晩婚化)나 비혼화(非婚化) 같은 결혼 행태의 변화를 반영함과 동시에 아직 출생 과정이 완료되지 않은 코호트의 연령별 출산율은 인접 코호트의 출산율을 활용하여 추정한다.

## 16 인구추계모형 구축과 활용 방안

코호트의 연령별 출산율 산출에는 50세까지의 합계출산율과 출생 연령 패턴, 미혼 비율 등이 활용된다. 50세까지의 합계출산율은 해당 코호트의 초혼 행동, 부부의 출생 행동 및 이혼/사망/재혼 행동과 관련한 각 지표를 실질 통계를 기반으로 예측하여 정하며, 출생 연령 패턴에 대해서는 완료된 코호트나 인접 코호트의 정보를 토대로 LC 모형을 활용하여 추정한다. 또한 최종적인 합계출산율을 전망하기 전에 외국인 여성에 대한 출산율도 별도로 정의하여 추정하고 있으며, 이를 앞에서 정리한 내국인 출산율과 결합하여 최종적인 합계출산율을 전망하고 있다. 해당 프로세스를 정리하면 다음 표와 같다.

〈표 2-1〉 일본 인구추계(2021~2120)의 출산율 가정 프로세스

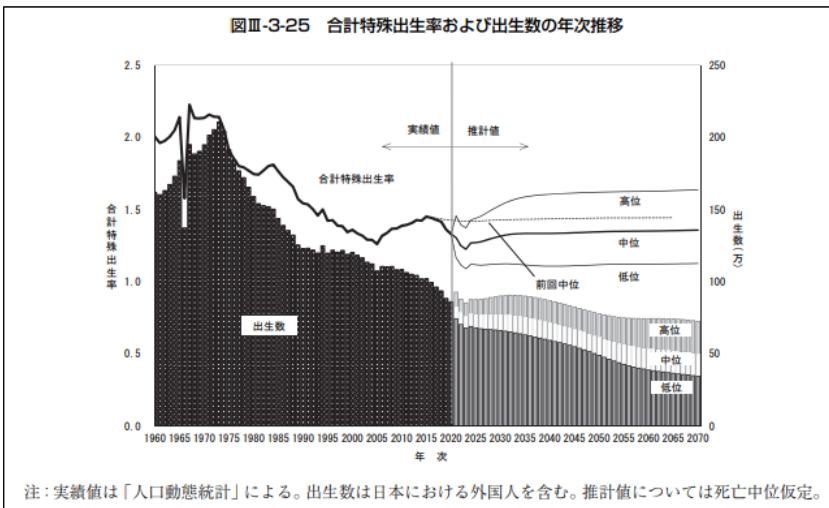
프로세스	내용
1) 참조 코호트 설정	참조 코호트 2005년생 설정
2) 초혼 연령 분포와 50세의 미혼 비율 추정	만혼화와 비혼화 고려 초혼 연령과 50세 시 미혼 비율( $\gamma$ ) 저, 중, 고위 가정
3) 부부 완결 출산율 추정	부부 완결 출산율 정의 및 추정(CEB) 참조 코호트에서의 결혼 출산력 변동계수( $x$ , 결혼의 지연) 가정
4) 이별 및 사별, 재혼 효과 고려	이혼, 사별 및 재혼 효과( $\delta$ )에 대한 추정 배우자 관계별 생명표의 미래 추정
5) 코호트 합계출산율 가정	$CTFR = (1 - \gamma) \times CEB \times \delta$
6) 연도별 출산율의 추정	LC 모델 활용 외국인 출산율 고려

자료: 国立社会保険・人口問題研究所(2023)를 활용하여 저자 재정리.

이러한 방법론을 바탕으로 한 합계출산율 가정(假定) 추이는 [그림 2-2]와 같다. 먼저, 중위 가정에서는 2020년의 1.33에서 2023년까지 1.23으로 감소하고, 이후 상승하여 2070년에는 1.36이 될 것으로 가정하였다. 고위 가정에서는 2020년의 1.33에서 2023년까지는 일시적으로 1.37로 감소한 후, 2070년에는 1.64로 상승할 것으로 가정하였고, 저위 가정에서는

2020년의 1.33에서 2023년에는 1.09로 크게 감소하며, 이후 거의 변동 없이 2070년에 1.13이 되는 것을 가정하였다. 또한 2040년 이후 합계출산율의 변화는 거의 없지만, 출산 가능 연령대의 여성 인구 감소로 인해 모든 시나리오에서 출생아 수는 감소하는 것으로 추계되었다. 또한 외국인 여성이 출산한 일본 국적 아이들의 비율이 점차 증가하여, 합계출산율 상승에 기여하며, 일본 여성만의 출산율과 모든 여성(외국인 포함)의 출산율 간 차이는 계속 커질 것으로 가정하고 있다.

[그림 2-2] 일본 인구추계의 합계출산율 추이와 가정



자료: 国立社会保障・人口問題研究所. (2023). p.39. 図Ⅲ-3-25.

## 라. 사망률 가정

일본의 최근 인구추계에서도 사망률 모형은 LC 모형이 쓰인다. 다만, 세계 최고 수준의 평균 수명을 나타내는 일본은 2002년 이후 사망 동향의 특징에 적합하도록 수정된 LC 모형을 활용하고 있다. 즉, 최근의 고연

령층에서의 사망률 개선 경향을 반영하기 위한 모델로, 한편에서는 이를 Age-Shifting 모형이라고도 부른다. 이 모형의 프로세스를 정리하면 다음과 같다(〈표 2-2〉 참조). Age-Shifting 모형은 원래의 연령을 적절한 구간에 따라 서로 다른 선형식을 통해 새로운 연령  $y$ 를 구해내는 것이 핵심이나, 연령 구간의 결정이 자의적인 측면이 있고, 다른 국가의 사망률에 적용하기 위해서는 좀 더 많은 연구가 필요하다고 하겠다(김현식, 계봉오, 김현태, 2016).

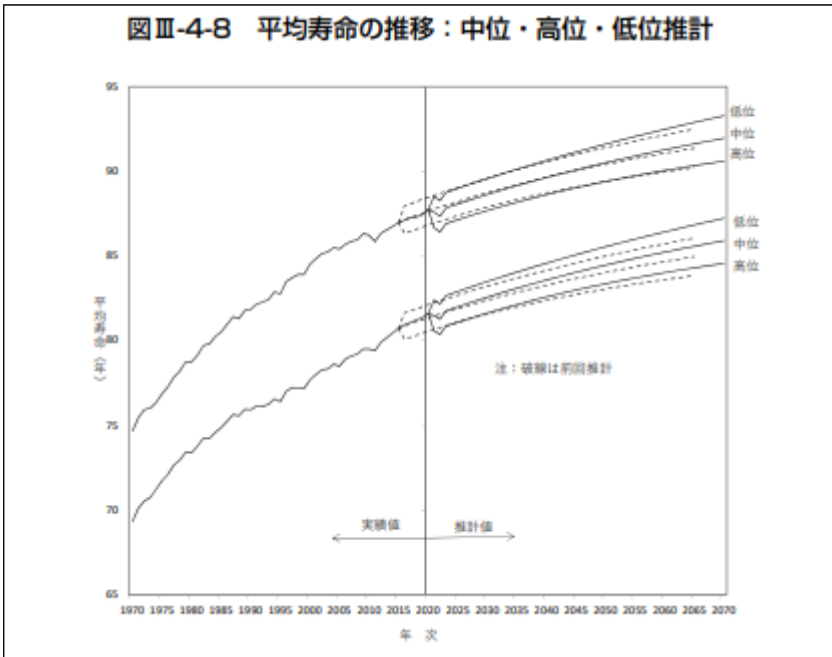
〈표 2-2〉 일본 인구추계(2021~2120)의 사망률 가정 프로세스

프로세스	내용
1) 사망률에 로지스틱 함수 적용	$m(x,t) = \frac{1}{1+a(t)^{-1}\exp(b(t)x)} + \gamma(t)$
2) 1)의 추정 모수 기반 시간 의존 $S(t)$ 계산	$S(t) = -\frac{\ln(a(t))}{b(t)}$
3) 연령 변환된 데이터 추정	$f(y) = \begin{cases} y & , y \leq 25 \\ \left( \frac{\beta_{t_0}}{\beta_t} (50 - S_{t_0}) + S_t - 25 \right) \frac{y-25}{50-25} + 25 & , 25 \leq y \leq 50 \\ \frac{\beta_{t_0}}{\beta_t} (y - S_{t_0}) + S_t & , 50 \leq y \leq S_{t_0} \\ y - S_{t_0} + S_t & , y \geq S_{t_0} \end{cases}$
4) 변환된 데이터에 LC 모형 적용	$\log(m(x,t)) = a_x + b_x k_t + \epsilon_{x,t}$

자료: 国立社会保障・人口問題研究所, (2023), 김현식 외. (2016)를 활용하여 저자 재정리.

이러한 방법론을 바탕으로 한 남녀별 기대수명의 추이는 [그림 2-3]과 같다.

[그림 2-3] 일본 인구추계의 기대수명 가정



자료: 国立社会保障・人口問題研究所. (2023). p.48, 図Ⅲ-4-8.

먼저, 중위 가정에서는 2020년 남성의 기대수명은 81.58세, 여성은 87.72세이며, 2045년에는 남성 84.03세, 여성 90.08세, 2070년에는 남성 85.89세, 여성 91.94세가 되는 것으로 가정하였다. 고위 가정에서는 2045년에 남성 82.98세, 여성 89.02세가 되며, 2070년에는 남성 84.56세, 여성 90.59세가 되는 것으로 가정되었다. 저위 가정에서는 2045년에 남성 85.06세, 여성 91.13세이며, 2070년에는 남성 87.22세, 여성 93.27세이다.

## 마. 국제이동 가정

일본 인구추계에서 국제인구이동에 대한 가정 설정은 과거의 국제 인구 이동 수 및 비율을 고려하는데, 일본인과 외국인은 서로 다른 추세를 보이는 특징을 반영한다. 일본인의 경우 자국 인구의 크기와 연령 구조에 큰 영향을 받지만, 다양한 국가의 외국인의 경우 그 연관성이 제한적임을 고려하여 일본인은 입국 초과율을, 외국인은 입국 초과 수를 기반으로 가정을 설정한다.

일본 내국인 이동률은 최근 경향성이 바뀌긴 했지만 연령 패턴은 상대적으로 안정적으로 관찰되어 최근의 평균적인 연령별 입국 초과율이 지속될 것이라는 가정을 하고 있다.

외국인의 국제인구이동은 2008년 리먼 사태, 2011년 동일본 대지진, 그리고 코로나 바이러스의 전 세계적 확산에 따라 외국인의 출입국 동향이 단기간에 크게 변동했으나 장기적으로는 입국 초과 수가 계속 증가하는 경향이 있고, 2015년 이후에는 더욱 높은 수준으로 이동한 것으로 관찰되어, 2016~2019년의 평균값을 기반으로 2040년까지의 가정을 설정하였다(2020년은 코로나19의 영향으로 제외). 성별 분포도 가정하는데, 1970~2019년의 입국 초과 수의 연간 성비 평균값인 49.8%를 기반으로 하며, 이 역시 2040년까지의 연간 입국 초과 수를 계산한다. 2040년 이후의 외국인 입국 초과 수는 일본의 인구 규모와 연동될 것으로 가정하여, 2040년의 남녀 연령별 입국 초과율(일본인 및 외국인을 합친 총 인구를 분모로 사용)을 계산하고, 이를 이후 기간 동안 일정하게 유지할 것이라 가정하고 있다.



## 2. 캐나다<sup>2)</sup>

### 가. 개요

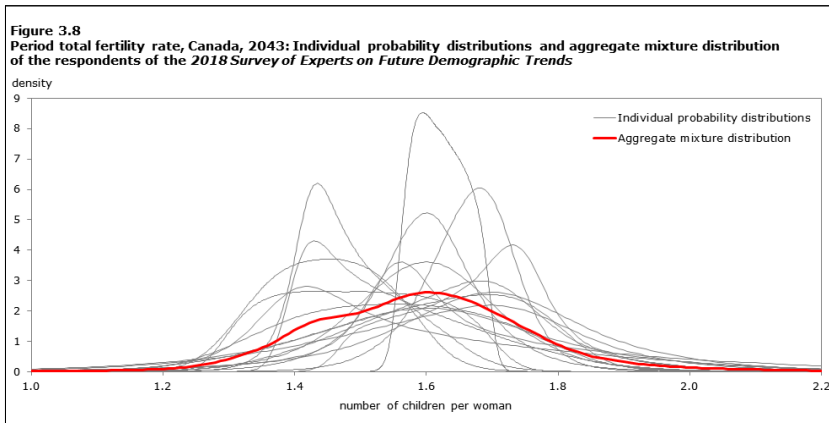
캐나다에서는 매 5년에 한 번, 전체 인구에 대해서는 장기 50년, 지역별로는 35년에 대한 추계 보고서를 작성하고 있다. 캐나다 인구추계에서 주목할 만한 점은 인구추계 수행에 앞서 추계 가정의 타당성과 신뢰성을 향상시키기 위해 전문가 의견 조사 같은 체계적인 상담 과정을 수행한다는 점이다. 전문가의 판단은 여러 편향을 만들어 내는 휴리스틱에 취약하며, 이러한 편향은 추정의 신뢰성과 타당성에 영향을 주기도 한다. 그럼에도 불구하고 모든 예측은 어느 정도의 전문가 판단이 필요하며, 전문가 의견 수렴은 불확실성의 처리 및 그 한계를 이해하는 데 도움을 준다. 이러한 이유로 캐나다의 인구추계에서는 가정 설정에 앞서 전문가들에게 미래 생산성, 사망률, 이주에 대한 정량적 추정치 범위와 그러한 수치 추정을 위한 질적 근거를 제공하도록 설문을 요청하고, 설문에서 얻은 정량적 추정치는 가정 구축 과정에 직접적인 정보로 활용되며, 설문의 개방형 응답 부분을 통해 전문가들이 제공한 많은 논리, 방법론 및 기타 증거도 중요한 근거로 활용하고 있다. 다만 최근의 추계에서는 증가하는 이민 목표와 코로나19 팬데믹 발생을 포함하기 위한 조사가 진행 중인 관계로 과거 조사 자료를 활용하여 추계를 수행하였다. 한편, 캐나다의 인구추계도 출생, 사망, 이민의 가정(假定)을 조합하는 코호트요인법 형태로 인구추계를 수행한다. 그러나 방법론에 대해서는 구체적으로 제시하고 있지 않아, 이후 설명에서는 출생률, 사망률, 이민과 관련한 추계 가정에 대해서만 다루고자 한다.

2) Statistics Canada(2023a). "Population Projections for Canada(2021 to 2068), Provinces and Territories(2021 to 2043): Technical Report on Methodolgy and Assumption"을 발췌 정리한 내용이며, 자료 출처가 다른 곳인 경우에는 해당 부분에 별도로 표기하였다.

## 나. 출생률 가정

캐나다 인구추계에서 출산율 가정은 단기와 장기 두 가지 관점에서 설정된다. 먼저, 출산율의 단기적 추세는 과거의 데이터가 미래의 추이를 반영한다는 가정하에 최근 10년간의 연령별 출산율 추이를 토대로 결정하며, 이를 지역별로 수행한다. 이후 장기적 가정은 앞에서 언급한 전문가들의 의견 조사를 반영하는데, 가장 최근의 추계에서 조사한 전문가들은 2043년까지 캐나다의 총출산율이 크게 변하지 않을 것이라고 예상했다. 또한 전문가들은 각각 자신의 의견을 확률 분포로 표현했고(그림 2-4 참조), 이를 통합하여 저위, 중위, 고위의 가정을 만든다. 다만, 최근의 추세(2009년부터 2019년까지)는 장기 목표치에 빠르게 수렴하는 방식으로 예측되었으며, 팬데믹의 영향을 반영할 가능성이 있는 2020년은 의도적으로 제외되었다.

[그림 2-4] 캐나다 인구추계의 출산율 가정(전문가 조사)



자료: Statistics Canada. (2019). Chapter 3 Figure 3.8. 2023.11.30 검색.

각 전망 가정을 요약해 보면, 중위 가정의 경우, 2021/2022년 PTFR은 1.39로 시작하여, 2024/2025년에 1.37로 약간 감소한 후 2042/2043년에 1.59의 목표치에 도달할 것으로 가정하였다. 고위 가정은 2021/2022년 PTFR은 1.49로 크게 증가하고, 2042/2043년에 1.79의 목표치로 꾸준히 증가할 것으로 가정하였고, 저위 가정 PTFR은 2027/2028년에 1.28로 감소한 후, 2042/2043년에 설정된 1.40의 목표치에 도달하게 될 것으로 가정하였다.

[그림 2-5] 캐나다 인구추계의 합계출산율 가정

**Table 3.1.1**  
**Period total fertility rate, Canada, provinces and territories, historic (2020) and projected (2043) according to the low, medium and high fertility assumptions<sup>1</sup>**

Region	Historic (2020)	Projected (2043)		
		Low	Medium	High
		children per woman		
Canada <sup>2</sup>	1.40	1.40	1.59	1.79
Newfoundland and Labrador	1.26	1.26	1.43	1.58
Prince Edward Island	1.33	1.34	1.52	1.72
Nova Scotia	1.24	1.25	1.42	1.64
New Brunswick	1.42	1.43	1.62	1.77
Quebec	1.52	1.53	1.73	1.91
Ontario	1.34	1.34	1.52	1.73
Manitoba	1.61	1.62	1.84	2.17
Saskatchewan	1.78	1.79	2.03	2.23
Alberta	1.51	1.51	1.72	1.93
British Columbia	1.17	1.18	1.34	1.50
Yukon <sup>3</sup>	1.55	1.36	1.55	1.74
Northwest Territories	1.64	1.65	1.87	2.14
Nunavut	2.72	2.73	3.10	3.35

1. The 2020 data are considered preliminary.  
 2. The calculation for Canada in 2020 excludes Yukon.  
 3. Data on births that occurred in Yukon or to residents of Yukon in other provinces or territories are not available for years after 2016. Therefore, the period total fertility rate for Yukon for 2020 is actually 2016.

**Sources:** Statistics Canada, Canadian Vital Statistics, Births Database and Centre for Demography.

자료: Statistics Canada. (2023a). p.6.

### 다. 사망률 가정

캐나다의 최근 인구추계에서 사망률 가정은 Li-Lee 모형을 활용한다. 해당 모형을 활용하는 이유는 성별뿐만 아니라 지역별로 일관성 있는 사망률을 예측하기 위함이다.

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

여기서  $x, s, i$ 는 각각 연령, 시간(연도), 성별, 지역을 나타내는 지표이다. 그룹별 사망률은  $\mu_{x,s,i}$ 이며,  $B_x K_t$ 는 모든 성별 및 지역에 적용되는 공통 요인을,  $b_{x,s} k_{t,s}$ 는 모든 지역에 적용되는 성별 특정 요인을,  $b_{x,s,i} k_{t,s,i}$ 는 각 성별 및 지역 조합에 대한 성 및 지역 특정 요인을 나타낸다.  $\epsilon_{x,t,s,i}$ 는 오차 항이다. 즉, 로그사망률을 연령 및 시간 요인의 함수로 표현하고 있으며, 추가적으로 시간에 따라 공통적으로 변화하는 요인을 포함한다.

캐나다의 최근 추계에서는 1981년부터 2018년까지의 데이터를 적합하였다. 국가 수준에서,  $K_t$ 는 모든 연령에 걸쳐 시간이 지남에 따라 관측된 평균 사망률 감소를 정량화하는 시간별 구성 요소로 생각될 수 있다.  $B_x$ 항은 연령별 감소 패턴을 나타낸다.  $b_{x,s} k_{t,s}$ ,  $b_{x,s,i} k_{t,s,i}$ 는 성별 및 지역별 수준에서 적용되는 유사한 해석을 가진다.  $K_t$ 에 대해서는 적합된 기대수명과 관측된 기대수명이 매 연도에 모두 일치하도록 반복 프로세스를 통해 조정된다. 위 모델에서 연령별 사망률의 예측치를 산출할 때  $K_t$ 는 1차 자기회귀 모델(AR(1))이 적합하며,  $k_{t,s}$ 와  $k_{t,s,i}$ 에는 변동이 있는 무작위 보행(RWD)이 적합하다.

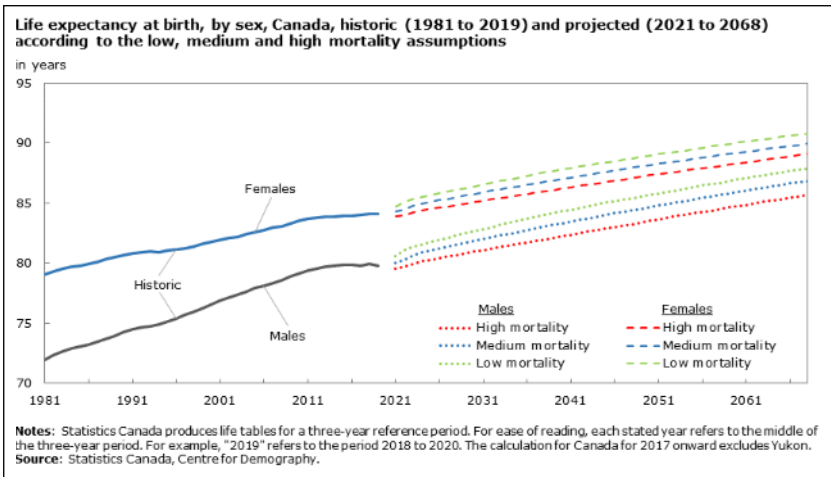
$$K_t = K_{t-1} + (d + SE(d))\epsilon + e_t \sigma_t, \quad e_t \sim N(0,1)$$

$$k_{t,x} = [c0_s + SE(c0_s)\gamma_0] + [c1_s + SE(c1_s)\gamma_1]k_{t-1,s} + e_{t,s}\sigma_{t,s}, \quad e_{t,s} \sim N(0,1)$$

$$k_{t,x,i} = [c0_{s,i} + SE(c0_{s,i})\gamma_{0,i}] + [c1_{s,i} + SE(c1_{s,i})\gamma_{1,i}]k_{t-1,s,i} + e_{t,s,i}\sigma_{t,s,i}, \quad e_{t,s,i} \sim N(0,1)$$

여기서  $d$ 는 RWD에서의 추이를 나타내며,  $c_0$ 와  $c_1$ 는 각각 AR(1)의 절편과 자기회귀 파라미터를 나타낸다. 그리고 각 방정식의  $e_t \sigma_t$ 는 랜덤 오차를 나타내며,  $SE(\cdot)$ 는 각각 추정치의 표준 오차를 나타내며,  $\gamma$ 들은 독립적인 표준정규분포의 임의 변수들이다. 이러한 방식으로 AR(1)과 RWD 파라미터의 표준 오차를 예측 방정식에 포함시키는 것은 예측 분산이 더 크게 되도록 보장하면서 두 가지 불확실성 원인을 반영하며, 기대값이 변하지 않도록 한다.

[그림 2-6] 캐나다 인구추계의 기대수명 가정



자료: Statistics Canada. (2023b). Chart1. 2023.11.30 검색.

이를 통해 산출된 캐나다의 기대수명 가정은 저위, 중위, 고위 세 가지로 작성된다. 먼저 중위 가정으로, 남성의 경우, 2019년의 79.8세에서 2043년의 83.7세, 그리고 2068년의 86.9세로 증가하는 것으로, 2019년의 84.1세에서 2043년의 87.4세, 그리고 2068년의 90.0세로 증가하는 것으로 가정되었다. 고위 가정으로, 남성은 2043년에 82.6세, 2068년에 85.7세에 도달할 것으로, 여성은 2043년에 86.6세, 2068년에

89.1세에 도달하는 것으로 가정되었다. 저위 가정으로, 남성은 2043년에 84.8세, 2068년에 87.9세에 도달할 것으로, 여성은 2043년에 88.2세, 2068년에 90.8세에 도달할 것으로 전망되었다(그림 2-6 참조).

## 라. 국제이동 가정

캐나다 인구추계의 국제이동 가정 중 순유입과 관련한 이민(immigration)은 이민 수준, 이민자의 연령, 성별, 지역 분포 등을 고려하며, 이민 가정 방법은 단기적, 장기적 추세와 전문가들의 의견 조사를 바탕으로 만들어진다. 이민 수준의 경우, 인구 천 명당 이민자 수 비율을 전망하며, 2년 시계의 단기적 가정은 정부의 이민 목표를 반영하고, 장기적으로는 세 가지(저위, 중위, 고위) 시나리오를 가정한다. 캐나다는 지역별로 이민 프로그램을 운영하여 이민의 지역화를 촉진하고자 하며, 이를 반영하기 위해 지역별 이민 분포에 대한 가정도 포함한다. 이민자의 연령, 성별, 지역 분포는 각 지역별로 이민자의 비율을 가정하고, 이 비율은 최근 10년간의 평균과 추세를 반영하며, 각 지역 내에서의 연령과 성별에 따른 분포는 일정하게 유지되는 것을 가정한다.

순유출과 관련한 이민(emigration)의 경우 최근의 이민 동향, 팬데믹의 영향, 경제 상황 등 다양한 요인을 고려하여 세 가지 다른 가정이 제시되었다. 국가 전체의 총 이민율(GMPR)이 2018/2019년의 천 명당 1.11에서 2020/2021년에 천 명당 0.69로 감소했는데, 이 수치가 10년 동안 점진적으로 장기 목표치로 회복될 것으로 가정한다. 팬데믹 시작 이후로 복귀하는 이민자의 수에 큰 변동이 있었으며, 2019/2020년에 큰 증가세를 보였다가 2020/2021년에 큰 감소가 있었다. 즉 해당 가정은 최근 팬데믹에 의한 여행 제한 등의 영향을 고려하여 최근의 수준에서 시작하지만, 미래 수준은 과거 평균적인 수준으로 증가하도록 설정되었다.

순유입과 순유출 외에 임시 이민자에 대해서도 추가로 가정하고 있는데, 임시 이민자는 캐나다 내에 거소를 둔 채 일시적으로 해외에 거주하는 캐나다 시민이나 이민자들을 말하며, 세 가지 가정 모두 목표 GMPR은 천 명당 0.7로 설정하고 있다. 그러나 이 목표에 도달하는 시기가 시나리오에 따라 다르게 설정되어 있다. 저위 가정에서는 10년, 고위 가정에서는 5년 내 목표치에 도달할 것으로 예상되며, 중위 가정은 저위 가정과 고위 가정의 평균값을 사용한다.

### 3. 독일<sup>3)</sup>

#### 가. 개요

독일은 매 5년에 한 번 인구추계를 수행하며, 최근의 인구추계는 2019년에 발표한 독일 연방정부의 14차 인구 전망이다. 해당 추계에서는 2018년의 인구 수치를 기반으로 하며, 2060년까지 미래 약 40년의 기간을 다뤘다. 독일의 인구추계는 코호트요인법에 따라 결정론적 가정을 기반으로 하며, 잠재적 미래 인구 통계 추세를 설명하기 위해 출산, 사망 및 이민 등을 조합한 21가지 시나리오를 사용한다.

#### 나. 출산율 가정

독일의 출산율 가정은 코호트 출산율을 기반으로 한다. 특히, 독일 여성과 외국인 여성의 출산율을 별도로 고려한다. 이는 외국인 여성, 특히 높

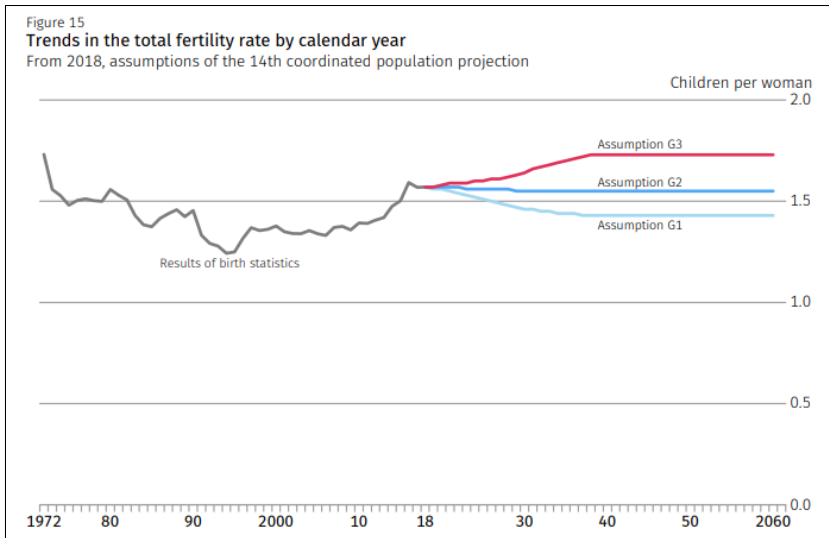
3) Federal Statistical Office(2019), "Assumptions and results of the 14th coordinated population projection"을 발췌 정리한 내용이며, 자료 출처가 다른 곳인 경우에는 해당 부분에 별도로 표기하였다.

은 출산율을 보이는 국가로부터 온 이민 여성의 출산율이 독일 전체의 출산율에 큰 영향을 미치기 때문이다.

먼저 독일 여성의 출산율 가정으로, 1970~1980년대생 독일 여성의 완결 출산율은 기존 추세를 기반으로 가정한다. 특히 최근의 유리한 조건들, 예컨대 경제 상황이나 고용 시장, 가족 정책, 유연한 근무 시간 모델 등이 여성들의 출산 의사에 긍정적인 영향을 주었으나, 이러한 영향이 미미할 것이라고 가정하여, 이후의 코호트는 현재 관찰되는 강한 ‘catching-up process’의 추세가 더 이상 강화되지 않을 것을 가정하였다.

외국인 여성의 출산, 특히 젊은(17~24세) 여성들의 출산율에 대한 영향은 점차 감소할 것으로 예상하였으며, 2025년 이후로는 2011년에서 2013년 사이의 수준으로 떨어질 것이라고 가정하고 있다.

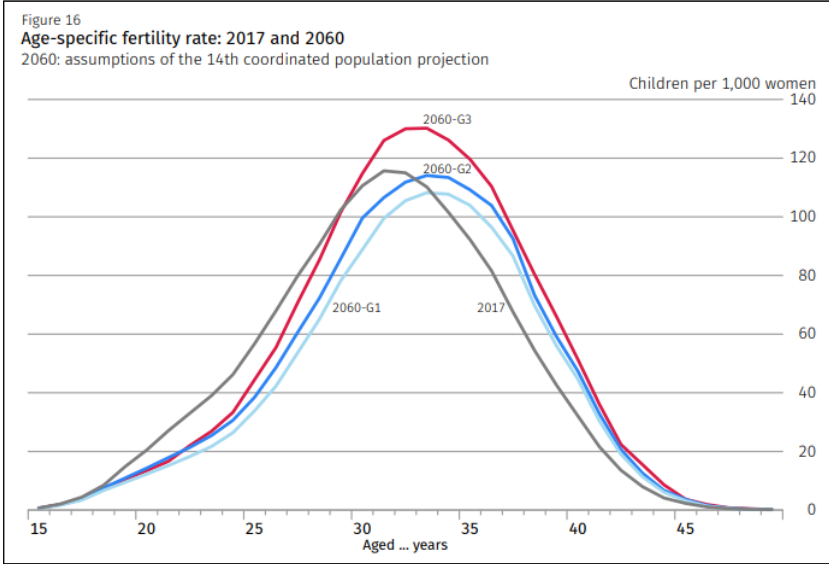
[그림 2-7] 독일 인구추계의 출산율 가정 시나리오



자료: Federal Statistical Office. (2019), p.35. Figure 15.



[그림 2-8] 독일 인구추계의 연령별 출산율 가정



자료: Federal Statistical Office. (2019), p.36. Figure 16.

합계출산율의 최종 가정은 저위(G1: decline), 중위(G2: stabilisation), 고위(G3: increase)를 가정한다. 저위의 경우 합계출산율이 2017년 1.57명에서 2040년까지 1.43명으로 점진적으로 감소하는 것을 가정하며 이후는 유지되는 것으로 하고 있다. 여기서 외국 여성의 출산 영향이 빠르게 감소할 것이라고 가정한다. 중위의 경우 합계출산율이 1.55명으로 안정되는 것을 가정하며, 이 가정은 독일 여성의 코호트 출산율 추세를 기반으로 한다. 고위 가정의 경우, 합계출산율이 현 수준에서 2040년경 1.73명으로 20년 동안 증가한 후 유지되는 것을 가정한다.

#### 다. 사망률 가정

독일에서는 사망률과 평균 기대수명이 기간별 생명표를 사용하여 정기적으로 기록된다. 평균 기대수명은 출생 시 관찰된 사망 위험이 그들의 전

체 수명 동안 계속 적용될 경우 신생아인 남자나 여자아이들이 얼마나 오래 살 수 있는지를 나타낸다. 예를 들어 65세에 도달한 사람들의 경우 평균 남은 수명으로 그들이 더 살 수 있는 예상되는 연수가 표현된다.

독일에서는 약 145년 동안 기대수명의 거의 지속적인 증가세가 기록되었다. 독일 제국에서 1871/1881년 출생 시 평균 기대수명은 남자 35.6년, 여자 38.4년이였다. 2015/2017년 생명표 결과에 따르면, 남자와 여자는 각각 78.4년과 83.2년의 나이에 도달할 것으로 예상된다. 따라서 19세기 말 이후 두 성별의 출생 시 기대수명은 두 배 이상 증가했다. 이러한 발전은 초기에는 아동 및 유아의 사망률이 급격히 감소하는 것과 관련이 있었으나, 이후로는 노인들의 생존률도 크게 향상되었다. 1871/1881년에 65세의 남성은 평균 남은 수명이 9.6년이었으며, 동일한 연령의 여성은 또 다른 10.0년 동안 살 것으로 예상되었다. 2015/2017년 생명표에 따르면, 65세의 남성과 여성은 각각 17.8년(+8.3년) 및 21.0년(+11.0년)의 남은 수명을 가진다. 이 연령대에서의 기대수명 증가는 1970년경부터 특히 두드러졌다. 최근의 2010년경부터 기대수명의 상승 속도가 이전 수십 년에 비해 느려졌다. 출생 시 기대수명의 연간 상승률이 0.2년에서 0.4년 사이였던 긴 기간을 거쳐, 현재 두 성별 모두 대략 0.1년의 증가를 보이고 있다.

독일 인구추계에서는 이런 과거 추이를 고려하여 향후에도 기대수명의 연속적 증가를 가정하고 있으며, 이에 대한 세 가지 시나리오를 가정한다. 각 연령대에서 남성과 여성의 사망 위험을 검토하여 과거의 장기 및 단기 추세를 파악하고 미래로의 외삽법을 통해 가정한다. 각 연령대에 대해 1970/1972년 이후의 장기 추세와 2010/2012년 이후의 단기 추세가 분석에 포함되어 있다.

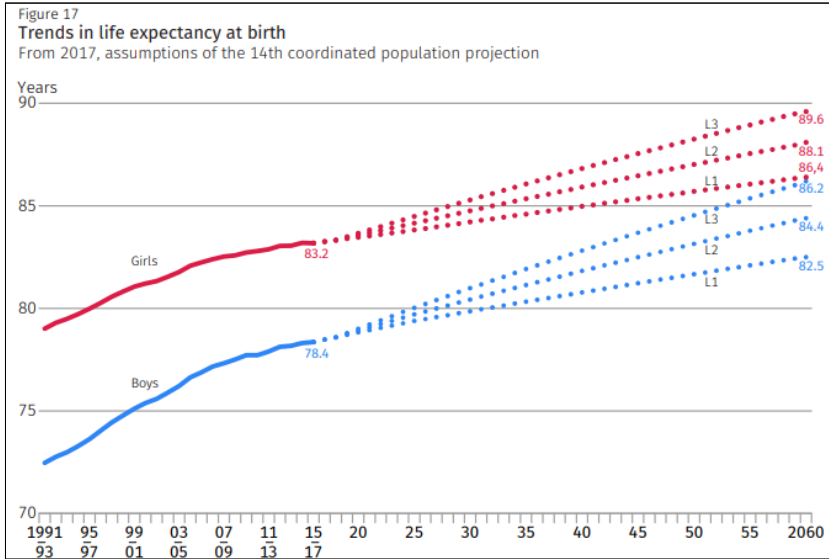
세 가지 저위, 중위, 고위 가정에 대해 요약하면, 먼저 저위 가정(L1: slight increase)은 2060년에 남성의 평균 기대수명이 출생 시 82.5년, 여성은 86.4년이 될 것으로 가정한다. 이는 2015/2017년 대비 남성은

4.2년, 여성은 3.2년 증가한 수치이다. 남녀 간 기대수명 차이는 4.8년에서 3.9년으로 감소하며, 2060년에 65세 남성과 여성은 각각 20.4년, 23.2년 더 살 수 있을 것으로 예상하고 있다. 이 가정은 2010/2012년 이후의 단기 추세를 기반으로 도출되었다.

중위 가정(L2: moderate increase)에서는 2060년에 남성의 평균 기대수명이 출생 시 84.4년, 여성은 88.1년이 될 것으로 가정하였다. 2015/2017년 대비 남성은 6.1년, 여성은 4.9년 증가하며, 남녀 간 기대수명 차이는 4.8년에서 3.7년으로 감소하는 것을 가정하였다. 2060년에 65세 남성과 여성은 각각 21.8년, 24.5년 더 살 수 있을 것으로 가정하였으며, 해당 가정은 1970/1972년 이후의 장기 추세와 2010/2012년 이후의 단기 추세의 조합을 기반으로 한다.

고위 가정(L3: sharp increase)에서는 2060년에 남성의 평균 기대수명이 출생 시 86.2년, 여성은 89.6년이 될 것으로 가정하고 있다. 2015/2017년 대비 남성은 7.8년, 여성은 6.4년 증가하며, 남녀 간 기대수명 차이는 4.8년에서 3.5년으로 감소하는 것으로 가정하였다. 2060년에 65세 남성과 여성은 각각 23.2년, 25.9년 더 살 수 있을 것으로 가정하였으며, 이 가정은 1970/1972년 이후의 추세를 기반으로 하는데, 이는 의료 시스템의 개선과 고령층의 사망 위험 감소 등이 지난 45년 동안과 동일한 추세로 2060년까지 지속되는 것을 의미한다.

[그림 2-9] 독일 인구추계의 기대수명 가정



자료: Federal Statistical Office. (2019), p.40. Figure 17.

## 라. 국제이동 가정

독일 인구추계의 국제이동 가정은 국제순이동을 활용하며, 출산 및 사망과 마찬가지로 세 가지 시나리오를 활용한다. 세 가지 시나리오 모두 예측 기간 동안 순 이민이 2018년 기준 연도(386,000명)보다 낮을 것이라고 가정한다. 순이동의 감소는 각 가정에 따라 각 2026년 또는 2030년까지 선형적으로 이루어질 것으로 가정하며, 이후 순 이민 수준이 일정하게 유지되는 것을 가정한다. 가정된 값들은 여러 해 동안의 평균으로 해석할 수 있으며, 실제 순 이민 수준은 앞으로 크게 변동될 가능성이 높을 것이라고 예상하고 있다.

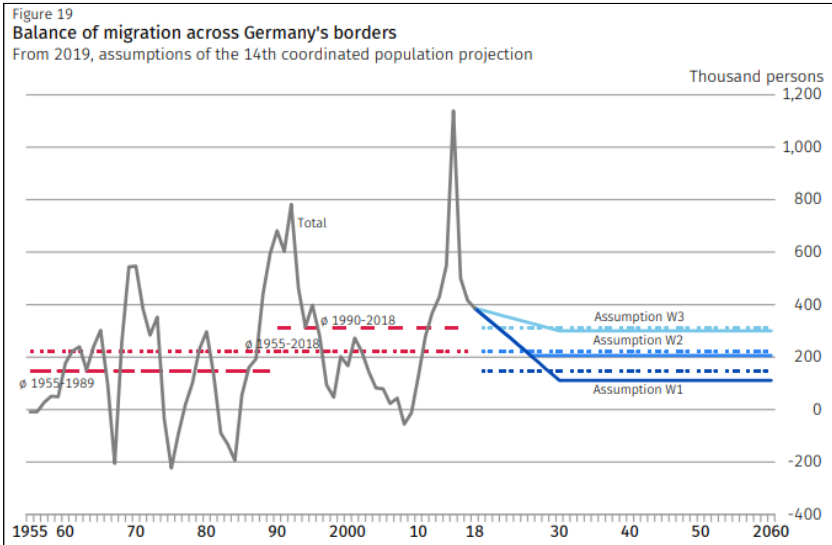
각 가정에 따라 살펴보면, 먼저, 저위 가정(W1: low net migration)은 2030년까지 순 이민이 2018년의 386,000명에서 111,000명으로 감

소한다고 가정하며, 이는 2019~2060년 동안의 총 이민이 600만 명으로 연평균 147,000명 수준을 가정한 것이라고 할 수 있다.

중위 가정(W2: moderate net migration)은 2026년까지 순 이민이 2018년 수준에서 206,000명으로 감소한다고 가정하며, 이는 2019~2060년 동안의 총 이민은 900만 명으로, 연평균 221,000명 수준을 가정한 것이라고 할 수 있다.

고위 가정(W3: high net migration)은 2030년까지의 순 이민 감소가 상대적으로 느리며, 2030년 이후에는 300,000명의 수준을 유지한다고 가정한다. 2019~2060년 동안의 총 이민은 1,300만 명이며, 연평균 311,000명 수준이다.

[그림 2-10] 독일 인구추계의 국제이동 가정



자료: Federal Statistical Office. (2019), p.45. Figure 19.

## 제2절 통계청의 인구추계4)

본 연구의 목적이 일차적으로 통계청의 인구추계모형을 우리 원의 연구 환경에 맞게 재구현하는 것이기 때문에 통계청 추계 방법의 자세한 설명은 제3장에서 다루고, 본 절에서는 개략적인 프로세스 위주로 설명하고자 한다.

### 1. 코호트요인법

우리나라 통계청의 코호트요인법은 인구변동요인별(출생·사망·국제이동) 미래 수준을 각각 예측한 후, 추계의 출발점이 되는 기준인구에 출생아 수와 국제순이동은 더하고, 사망자 수를 빼는 인구균형방정식을 적용하여 다음 해 인구를 반복적으로 산출해 나가는 방법을 활용한다. 다만 코호트요인법을 가장 손쉽게 구현하고 계산할 수 있는 방법으로 알려진 Leslie 행렬은 이용하지 않고, 직접 인구균형방정식의 프로세스를 구현하여 활용하고 있다.

〈표 2-3〉 인구균형방정식

인구균형방정식
$P_t = P_{t-1} + B_{t-1} - D_{t-1} + NM_{t-1}$
$P_t$ : t년 인구, $B_t$ : t년 출생아 수, $D_t$ : t년 사망자 수, $NM_t$ : t년 국제순이동

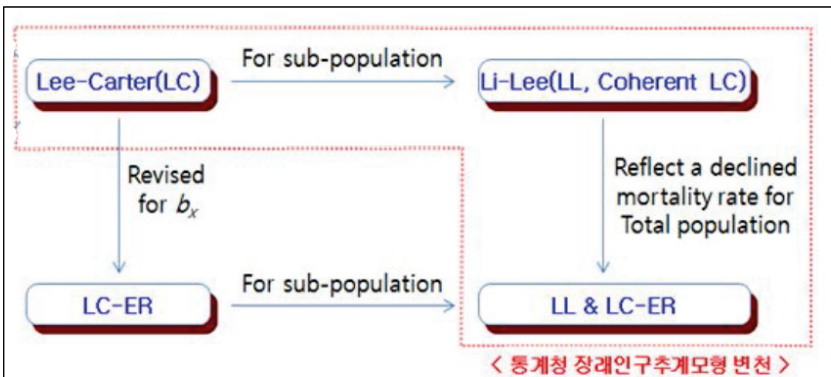
자료: 통계청. (2021a). p.1. 도표1.

4) 통계청(2021a), “장래인구추계 작성 방법 및 가정”을 발췌 정리한 내용이며, 자료 출처가 다른 곳인 경우 해당 부분에 별도로 표기하였다.

## 2. 사망률 가정

통계청의 사망률 가정 방법은 LLG 확장 모형을 활용한다. LLG 확장 모형은 [그림 2-11]과 같이 LC 모형에서 파생된 모형으로, LL & LC-ER로도 불린다. 즉, 모형의 이름과 같이 LL 모형의 방법론과 LC-ER 모형이 결합된 형태로, 공통적 사망 패턴(이하 공통사망경향)을 찾아 내적 일관성(coherent)을 유지시키는 부분과 시간이 흐를수록 고령층의 사망률 개선 효과가 늘어나는 사망률 개선 교대(Rotation) 효과를 고려한 모형이다.

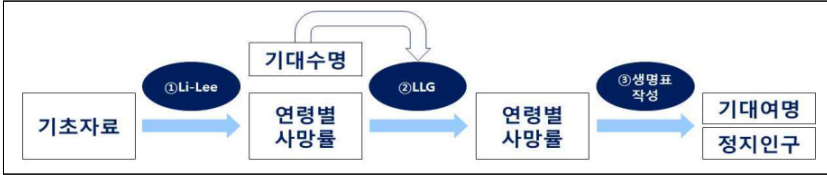
[그림 2-11] LC류 사망률 모델 관계도



자료: 오진호, 김순영. (2018). p.646 figure 2.3에서 일부 편집하여 재인용.

이를 적용하는 방법은 먼저 LL 모형을 추정한 후, LL 모형의 공통사망 경향에 기반하여 각 연도 및 성, 연령별 사망률 및 기대수명을 산출한다. 이후 LLG 모형을 활용하여 고령층의 사망률 개선 효과를 적용하고, 기존 LL 모형에서 산출한 각 연도 및 성, 연령별 기대수명에 맞게 LLG 모형의 공통사망경향을 조정한다. 따라서 실제 각 연도의 성 및 연령별 사망률은 LLG 모형에 의해 계산되며, LL 모형과 차이가 있지만 기대수명은 LL 모형에 의해 계산된 기대여명과 동일하게 가정된다고 할 수 있다.

[그림 2-12] 통계청 인구추계모형의 사망률 적용



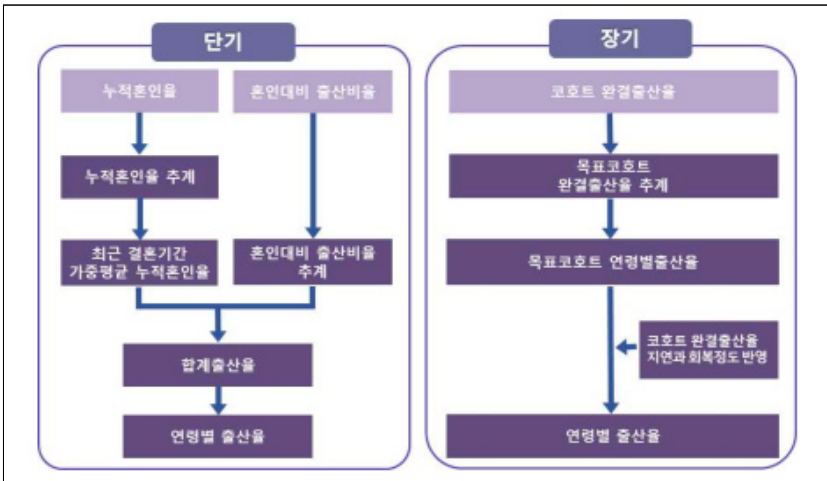
자료: 통계청. (2021a). p.12. 그림1.

사망률 가정과 관련한 내용들은 본 연구에서 구축할 인구추계의 핵심 모형이 되므로 이후 제3장에서 더 자세히 다루기로 한다.

### 3. 출산율 가정

통계청의 출산율 가정의 기본적인 방법은 단기적으로는 혼인 추세를 반영하고 장기적으로는 코호트 출산율의 회복을 반영하여 추계하는 것이다. 기본적으로 주요 국가에서 활용하는 합계출산율(TFR)을 예측한 후, 연령별 출산율(ASFR)을 사후 산출하는 방법을 적용하며, [그림 2-13]과 같이 크게 두 단계로 적용하고 있다.

[그림 2-13] 출산율에 대한 단기 및 장기 가정 방법



자료: 통계청. (2021a). p.3. 그림1.



먼저, 단기 가정은 크게 다섯 단계로 구분되는데, 그 첫 번째 단계로 연도별 누적 혼인율을 추계한다. 추계 방법은 연도별 누적 혼인율( $m_k$ )를 Gompit 변환 후 LC 모형으로 예측한다([그림 2-14] 참조).

[그림 2-14] 연도별 누적혼인율 추계 방법

<p>- Gompit 변환  <math>Y_x = -\ln(-\ln(M_x))</math>          · <math>M_x</math>: x세까지의 누적혼인율</p>	<p>- Lee-Carter 모형  <math>Y_{x,t} = a_x + b_x k_t + \epsilon_{x,t}</math>          · <math>a_x</math>: x세 평균수준 · <math>b_x</math>: x세 변화속도 · <math>k_t</math>: t시점 시간지수</p>
---	---

자료: 통계청. (2021a). p.4. 도표2.

두 번째 단계로는, 누적혼인율과 출산순위 및 결혼 기간별 출산 가중치를 결합하여, 출산순위별로 결혼 기간 가중평균 누적혼인율( $M_{s,t} = \sum_k m_{k,t} w_{s,k,t}$ )을 산출한다.

세 번째는, 40세 미만 출산순위별 혼인 대비 출산순위 비율( $b_{s,t}$ )을 LC 모형을 이용하여 예측하며, LC 모형의 99% 신뢰구간을 산출하여 고위와 저위 시나리오를 만든다. 여기서 s는 1,2,3+번째 아이를 의미한다.

네 번째는 출산순위별 최근 결혼 기간 가중평균 누적혼인율( $M_{s,t}$ )과 혼인 대비 출산 비율( $b_{s,t}$ )을 곱하고 모든 출산순위별로 합하여 연도별 합계 출산율을 산출한다( $TFR_t = \sum_s M_{s,t} b_{s,t}$ ).

마지막으로, 네 번째 단계에서 산출된 합계출산율에서 연령별 출산율을 산출하는데, 이를 위해 아래와 같은 일반화 로그감마(GLG) 모형을 활용한다.

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

여기서  $C$ 와  $u$ 는 각각 출산순위별 출산율과 평균출산연령으로 설정한다.  $b$ 는 평균출산연령( $u$ )의 표준편차를 의미하며, 1990~2020년  $b$ 값에 회귀모형을 적합시켜 예측된 값을 중위 가정으로 쓰며, 중위 값의  $\pm 5\%$ 를 각각 고위와 저위 가정으로 활용한다.  $\lambda$ 는 분포의 형태를 나타내는 모수이며, 이에 대한 가정은 과거 수렴 값인 0.1035와 시뮬레이션 중위 값인 0.3을 각각 2021년과 2039년의 값으로 정하고, 그 사이 연도의 값은 해당 연도와 2021년과 2039년 연도 차이의 가중평균한 값을 활용한다. 이렇게 가정된 모수 값은 중위와 고위 가정에서는 모든 시점의 값이 동일하지만 저위 가정에서는 일부 시점에서 차이가 있다.

출산율의 장기 가정은 목표코호트(2005년생)의 완결출산율을 시계열 모형으로 예측하고, 1986~1990년생의 코호트 출산율이 회복하는 과정을 반영하여 추정한다. 통계청은 이 과정을 여섯 단계로 나누어 설명하고 있다.

먼저, 목표코호트 2005년생의 완결출산율은 1945~1985년생의 완결출산율을 기초로 하여 아래 수식과 같이 시계열 모형으로 예측한다.

$$CFR_t = \beta_0 + \beta_1 \ln(t) + \epsilon_t (\epsilon_t = \phi_1 \epsilon_{t-1})$$

두 번째로, 목표코호트 연령별 출산율 분포를 일반화 로그감마 모형에 적합하여 산출한다. 2005년생의 완결출산율과 평균출산연령에 적합한 출산율이 산출되도록 GLG 모형의 모수를 설정한다. 즉,  $C$ 와  $u$ 는 2005년생의 완결출산율과 평균출산연령으로 설정하며,  $b$ 는 시계열 방법으로 예측한 중위값을 이용한다.  $b$ 의 고위와 저위는 중위값의 각각  $\pm 5\%$ 로 설정한다.  $\lambda$ 는 각 연령별 출산율 추세가 연속성 있게 유지될 수 있도록 시뮬레이션하여 산출하며 고위와 저위는 중위 수준을 동일하게 적용한다.

세 번째로, 3개 코호트(1969년생, 1975년생, 1980년생)의 출산 지연과 회복 정도를 계량화하여 1986~1990년생의 완결출산율을 예측한다. 여기서 지연비 추계는 직교다항회귀식, 회복비 추계는 홀트지수평활방법으로 추세를 연장한다.

네 번째로, 1986~1990년생 코호트의 연령별 출산율 분포를 GLG 모형으로 산출하여 반영하고, 다섯 번째로, 아래의 수식과 같이 코호트 연령별 출산율(CASFR)을 기간 연령별 출산율(PASFR)로 전환한다.

$$PASFR_{y+x}^x = CASFR_y^x$$

여섯 번째로, 향후 15~19년(2035~2039년)은 1986~1990년생의 출산 회복 정도를 반영한 연령별 출산율을 적용한다.

이렇게 산출된 단기와 장기의 합계출산율을 가중평균법으로 평활하여 최종 출산율을 가정하게 된다.

#### 4. 국제이동

국제이동 가정은 내국인과 외국인의 상이한 특성을 반영하기 위해 내국인, 외국인을 분리하여 가정한다. 내국인의 경우, 최근 8년간의 성, 연령별 평균적 국제순이동률을 유지하는 것으로 하며, 저위와 고위는 연령별로 99%의 신뢰구간을 설정하여 적용한다. 외국인의 경우에는 체류자격별 이동 특성을 반영하기 위해 외국인 입국자와 출국자 수를 체류유형으로 구분하여 추계한다. 입국자 추이는 2010~2018년의 자료를 시계열 모형인 AR1 모형에 적합하여 가정하며, 출국자 추이는 성별, 체류유형별, 연령별 출국률을 입국자 추계값과 결합하여 추계한다. 데이터로는 당해 연도를 포함한 과거 5개년 입국자 평균을 활용한다.

2021~2023년은 코로나19의 영향을 고려하기 위해 내국인 출국 감소 및 외국인 입국 감소 추세를 직접 반영하여 추계하였다.

### 제3절 소결

제2장에서는 우리나라와 더불어 일본, 캐나다, 독일의 인구추계 방법론을 리뷰하였다. 해당 국가들의 인구추계 방법론은 코호트요인법을 활용한다. 코호트요인법이란 출생과 사망, 이동에 대한 요인을 가정한 후 이를 더하는 방식이기 때문에 대부분 인구추계 보고서에는 코호트요인법 자체에 대해서는 자세히 언급하고 있진 않다. 일본의 추계보고서에서만 그 방법을 간략하게나마 참조할 수 있었다.

각 요인별 가정을 요약해 보면, 출산율 가정의 경우, 모두 미래 코호트 출산율을 활용하며, 한국과 일본의 경우 출산순위를 고려한 GLG 모형을, 캐나다의 경우에는 전문가들의 의견을 반영한 추세 연장을, 독일의 경우도 추세 연장을 통해 출산율을 가정하는 것으로 보인다. 우리나라 및 일본, 캐나다는 출산율이 미래에 조금이라도 상승할 것이라는 가정을 하고 있는 반면, 독일은 현 수준의 출산율이 유지되는 가정을 하고 있다.

사망과 관련해서는 한국, 일본, 캐나다에서는 연령별 사망률을 LC류의 사망률 추정 방법을 활용하여 모델링한 후, 시계열 분석 기법을 활용해 미래를 예측하고 있으며, 독일은 기대수명을 추세 외삽하는 방식을 활용한다. 기대수명 가정의 경우 모든 국가에서 우상향하는 가정을 하고 있으며, 고연령층의 기대수명 개선 속도의 변화를 고려하는 형태를 취하고 있다.

국제이동의 경우, 해당 국가의 이민 정책 등을 목표로 추세 연장법을 활용하며, 외국인과 내국인의 패턴에 따라 비율 또는 명수 자체를 전망하는 경우로 나뉜다. 또한 유출과 유입을 모두 합한 순이동자의 형태로 미래

가정을 하며, 독일의 경우에는 국제이동 가정의 변동성이 워낙 크기 때문에 미래 가정은 평균 수준으로 해석해야 한다는 설명을 덧붙이기도 하였다. 이처럼 국제이동 가정의 경우, 국가 정책에 따라 다르고 그 변동성이 크기 때문에 정형화된 방법이 없다고 할 수 있다.

〈표 2-4〉 인구추계 인구변동요인 가정 비교

국가	가정 방법		
	출생	사망	국제이동
한국	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 코호트 출산율</li> <li>· 평균출산연령</li> <li>· 누적혼인율</li> <li>· 출산자연비</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 출산순위 GLG</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 사망률</li> <li>· 기대수명</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· LLG</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 내국인-순이동률</li> <li>· 외국인-순 규모</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 연장</li> <li>· 시계열(AR1 등)</li> </ul> </li> </ul>
일본	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 코호트 출산율</li> <li>· 미혼 비율</li> <li>· 출산변동계수(자연)</li> <li>· 이혼, 사별 재혼 효과</li> <li>· 외국인 출산율</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 출산순위 GLG</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 사망률</li> <li>· 기대수명</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 수정된 LC</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 내국인-순이동률</li> <li>· 외국인-규모</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 연장</li> </ul> </li> </ul>
캐나다	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 코호트 출산율</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 전문가조사법</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 사망률</li> <li>· 기대수명</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· Li-Lee</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 이입</li> <li>· 이출</li> <li>· 비영구 거주</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 연장</li> </ul> </li> </ul>
독일	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 코호트 출산율</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 연장</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 사망률</li> <li>· 기대수명</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 외삽</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 주요 변수               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 순이동 규모</li> </ul> </li> <li>▶ 방법론               <ul style="list-style-type: none"> <li>· 추세 연장</li> </ul> </li> </ul>

자료: 저자 정리.

앞선 사례 검토를 토대로 본 연구에서 구축할 인구추계모형의 방향을 크게 세 가지로 설정하였다.

먼저, 조성법과 관련해서는 우리나라 통계청 인구추계모형의 방법론을 재현한다. 출생, 사망, 국제이동 각 요소에 대한 양질의 추계 결과가 산출된다고 하더라도 코호트요인법에 문제가 있다면 제대로 된 인구추계 결과를 생산해 낼 수 없다. 또한 통계청과 동일한 인구변동요인의 가정을 활용했을 때, 그 결과에 차이가 있다면 어느 방법론이 더 우월하거나 잘못되었는지에 대한 소비적인 논의가 불가피할 것이다. 이에 일차적으로 통계청의 코호트요인법을 구현하도록 하며, 그 과정에서 통계청의 코호트요인법을 면밀히 검토한다.

두 번째는 사망률 추정에 활용되는 LC류의 함수들을 모듈화하는 방향이다. 통계청에서는 각 인구변동요인에 대한 가정값을 2070년까지만 제공하고 있기 때문에 50년 이상의 장기적 추계를 위해서는 해당 가정을 추가적으로 생산할 수 있어야 한다. 물론 사망률 가정에서도 출산율과 국제 이동 가정과 같이 2070년 이후 값은 2070년의 값이 유지된다는 가정을 하게 되면 조성법의 구현만으로도 장기의 추계가 가능할 수 있다. 그러나, 통계청에서도 사망률에 대한 가정은 2070년의 수준을 연장하는 것이 아니라 모형을 통해 산출되는 값을 활용하고 있고, 사망률 추계 모형 자체에서 과거 추이의 한계를 고려하는 요인을 담고 있는 모형이기 때문에 2070년 이후를 2070년 수준으로 단순 연장하는 가정은 무리가 있다고 판단 된다. 이에, 본 연구는 사망률 모듈에 LC류의 방법론을 구현하는 것을 목표로 하였다. Lee-Carter 모형은 확률적 접근에 기초한 사망률 전망의 대표적인 모형으로, 인구추계 분야에서 이루어진 가장 영향력 있는 성과 중의 하나로 인식(우해봉, 양지윤, 조성호, 안형석, 2016)되고 있을 만큼 널리 쓰이는 방법론이며, 사망률 외에 누적혼인율 등 출산율의 전망 시에도 자주 등장하는 방법론이기 때문에 본 연구에서는 이와 관련한 함수의 모듈화에 초점을 맞춘다.

마지막으로, 출산율 가정과 관련한 함수이다. 출산율의 가정에는 앞서 검토한 바와 같이 대부분 코호트 출산율이 활용된다. 코호트 출산율에 대한 가정을 위해 비교적 간편한 방식으로는 추세 연장 방법을 사용하지만, 정밀함을 추구하기 위해서는 분포 모형을 활용함과 동시에 여러 변수의 관련성을 고려하는 등 좀 더 개선된 접근 방법이 필요하다. 또한, 한국과 일본 사례에서 검토하였듯이 출산율의 가정에는 많은 양의 기초자료와 여러 단계의 복잡한 변수들의 조합에 대해 추계해야 하며, 이러한 작업의 기초가 되는 데이터의 접근 또한 쉽지 않다. 더불어, 현재 상황은 출산과 관련한 정책에 많은 노력이 투입되고 있고, 향후 더 정책적으로 개입될 뿐만 아니라 출산을 원하는 개인들의 선택도 불확실성이 크다. 따라서 출산율 가정 모듈에서는 이를 단순화하여 개발하고, 향후에 추가 개선이 가능하도록 설계하고자 한다.

국제이동 가정의 경우, 국가마다 편차가 크고 공통적으로 활용되는 방법을 찾기 어려우며, 우리나라 통계청에도 외국인 노동자 고용 정책이나 이민 정책 등을 고려하여 설정하기 때문에, 본 연구에서는 현재 기준 가장 최근(2021 장래인구추계)의 국제이동 가정을 활용하고, 향후 추가적인 개선 작업의 여지를 남겨 두기로 한다.







## 제3장

### KIHASA 인구추계모형 구축

제1절 인구추계모형 구조

제2절 코호트요인법 모듈

제3절 사망률 추계 모듈

제4절 출산율 모듈

제5절 소결



## 제 3 장 KIHASA 인구추계모형 구축

KIHASA 인구추계모형 구축의 궁극적인 목적은 단순히 정확한 인구 예측을 넘어서, 다양한 인구변동 시나리오를 체계적으로 탐색하고 분석하는 틀을 만드는 것이다. 이를 위해 일차적으로 통계청의 기본 방법론을 자세히 구현하고, 그 위에 추가적으로 우리 기관의 연구와 필요에 따른 다양한 시나리오들을 적용할 수 있도록 모형을 설계하고자 한다.

이에 본 장에서는 KIHASA의 인구추계모형 구축 방법과 그 핵심 구성 요소에 대해 자세히 정리한다. 인구추계모형의 주요 모듈인 코호트요인법 및 생명표 작성법, 사망률, 출산율과 관련한 모듈의 주요 변수와 데이터, 적용된 방법론, 그리고 핵심 가정 설정을 상세히 살펴보고, 이를 통계청의 방법론과 비교한다.

### 제1절 인구추계모형의 구조

본 연구의 인구추계모형은 크게 세 가지 모듈로 구성된다. 먼저, 코호트요인법 및 생명표에 대한 모듈을 구축하여, 기존 통계청에서 제시하고 있는 미래 인구변동요인의 가정값을 적용할 수 있도록 모형을 구성한다. 또한 이러한 가정값들을 타 모듈에서 계산할 경우 이를 변경할 수 있도록 구현한다. 두 번째는, 사망률 모듈이다. 본 인구추계모형에서는 LC류의 네 가지 모델을 활용할 수 있도록 구축하며, 이를 통해 인구추계의 시계를 50년 이상 장기적으로 확장 적용할 수 있도록 구성한다. 세 번째는, 출산율 모듈이다. 해당 모듈에서는 합계출산율과 평균출산연령을 외생 변수로 입력

받아 시뮬레이션할 수 있도록 구성한다. 그 외 국제이동의 경우, 데이터 확보의 문제와 정책 판단 등이 요구되는 부분이 있어, 본 연구에서는 통계청의 가정을 그대로 활용하였다. 마지막으로, 본 연구의 인구추계 모형은 파이썬 환경에서 구동되며, 이를 대시보드 형태의 UI로 디자인하여, 다수의 사용자가 추계모형을 실행하고 관련 결과를 검토할 수 있도록 구현하고 있다. 파이썬의 numpy와 pandas 패키지 등을 이용하고 있다.

## 제2절 코호트요인법 모듈

본 절은 인구추계 구현의 핵심 방법론인 코호트요인법과 생명표 작성 방법에 대해 다룬다. 이를 위해 필요한 데이터는 무엇이 있고, 방법론은 어떻게 적용될 수 있으며, 이를 KIHASA 인구추계모형에서는 어떻게 구현하고 있는지에 관해 설명한다.

### 1. 기초자료

코호트요인법 구현에 필요한 주요 데이터는 성 및 각 세별 확정인구(연앙인구)의 최근 실적, 장래 성 및 연령별 사망률, 장래 연령별 출산율 및 장래 성 및 연령별 내외국인 국제순이동에 대한 전망 시나리오 자료이다. 해당 데이터는 KOSIS 국가통계포털에서 간편하게 다운로드할 수 있다. 가장 최근의 인구추계는 2020년까지의 인구 실적과 각 요인별 전망 시나리오 데이터를 사용하여 2120년까지의 인구변동을 예측하고 있지만, 주요 가정 데이터는 2070년까지만 제시되어 있다.

〈표 3-1〉 코호트요인법 구축 및 평가에 활용된 데이터

데이터 종류	출처
확정인구의 최근 실적	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 성 및 연령별 추계인구(1세별)/전국
사망률 전망 시나리오	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 장래 성 및 연령별 사망률/전국
출산율 전망 시나리오	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 장래 연령별 출산율/전국
국제순이동 전망 시나리오	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 장래 성 및 연령별 내국인 국제순이동률, 외국인 국제순이동자 수
남녀 출생성비 가정	통계청(2021a), “장래인구추계 작성방법 및 가정”

자료: 저자 작성

본 연구에서도 이 기간의 데이터를 바탕으로 코호트요인법을 구현하고 통계청 방법론과 비교하였다. 출생아의 남녀 출생성비는 여성 100명당 남성 105.2명이 미래에도 고정되는 통계청 가정(통계청, 2021a)과 동일하게 설정하였다. 다만, 일부 자료에는 접근 제약이 있기 때문에 접근이 가능한 데이터만을 활용하여 방법론을 구현하고자 하였다. 이에 따라 최근 총조사 인구에서 연앙인구로의 기준인구 전환 과정과, 생명표 작성 시 필요한 영아사망 분리계수 같은 세부 사항은 본 연구의 범위 내에서는 다루지 않았다.

## 2. 방법론

코호트요인법은 가장 최근의 기준인구를 시작점으로 하여, 미리 가정한 인구변동요인(출생, 사망, 국제이동)의 미래 수준을 순차적으로 적용해 인구를 추계하는 방식이다. 이러한 방법의 구현에는 인구균형방정식(demographic balancing equation)이 활용되며, 세부 적용을 위해 미래 생명표도 요구된다. 이에 본 연구에서 구현한 인구추계모형의 코호트요인법 설명을 위해 통계청에서 제시하고 있는 인구균형방정식의 성별, 연령별 적용 방법에 대한 설명과 미래 생명표 작성 방식에 대해 자세히 다루고자 한다.

먼저, 성별, 연령별 인구균형방정식의 적용 방법으로, 크게 0세, 1~99세, 100세+의 세 연령대 구분으로 간략히 설명할 수 있다. t+1년도의 0세 인구는 t년도의 출생아 수에서 생존한 인구와 0세 인구 중 국제순이동한 자의 절반을 더하여 구한다. t+1년도의 1~99세 인구는 t년도의 1~99세 인구와 t년도의 1~99세 순이동한 자의 절반 중에서 사망한 자를 빼고, t년도의 2~100세 순이동한 자를 더한다. 마지막으로 100+세 인구는 100세 이상으로, 99세의 생존자와 100세 이상에서 생존한 사람을 더하는 방식으로 산출한다. 다만 통계청의 장래인구추계에서는 t년도 성별 출생아 수 ( $B_t^s$ ) 추계 방법에 대해서, t년도 7월과 t+1년도 출생아 수로 표현하고 있을 뿐, 이에 대한 명확한 수식은 제공하지 않고 있다. 이에 본 연구는 성별 출생아 수를 t년도와 t+1년도의 출생아 수에 평균을 취하는 방식으로 t년도 성별 출생아 수( $B_t^s$ ) 추계 방법을 정하였고, 그 외 부분은 통계청의 장래인구추계에서 활용하는 코호트요인법을 동일하게 활용하였다.

〈표 3-2〉 인구균형방정식 성별 연령별 적용 방법

인구균형방정식 성별 연령별 적용 수식	
· 0세 <sup>1)</sup>	$P_{0,t+1}^s = B_t^s \times \frac{L_{0,t}^s}{l_{0,t}^s} + \frac{N_{0,t}^s}{2},$ $B_t^s = w^s \times 0.5 \times \sum_{x=15}^{49} (P_{x,t}^f \times ASFR_{x,t} + P_{x+1,t+1}^f \times ASFR_{x+1,t+1})$
· 1~99세	$P_{x+1,t+1}^s = \left( P_{x,t}^s + \frac{N_{x,t}^s}{2} \right) \times \frac{L_{x+1,t}^s}{L_{x,t}^s} + \frac{N_{x+1,t}^s}{2}$
· 100세+	$P_{100+t+1}^s = \left( P_{99,t}^s + \frac{N_{99,t}^s}{2} \right) \times \frac{L_{100,t}^s}{L_{99,t}^s} + \left( P_{100+t,t}^s + \frac{N_{100+t,t}^s}{2} \right) \times \frac{T_{101,t}^s}{T_{100,t}^s} + \frac{N_{100+t,t}^s}{2}$
· $P_{x,t}^s$ : t년도의 성별(s), 연령별(x) 연앙인구	
· $B_t^s$ : t년 7월에서 t+1년 6월까지의 성별(s) 출생아 수	

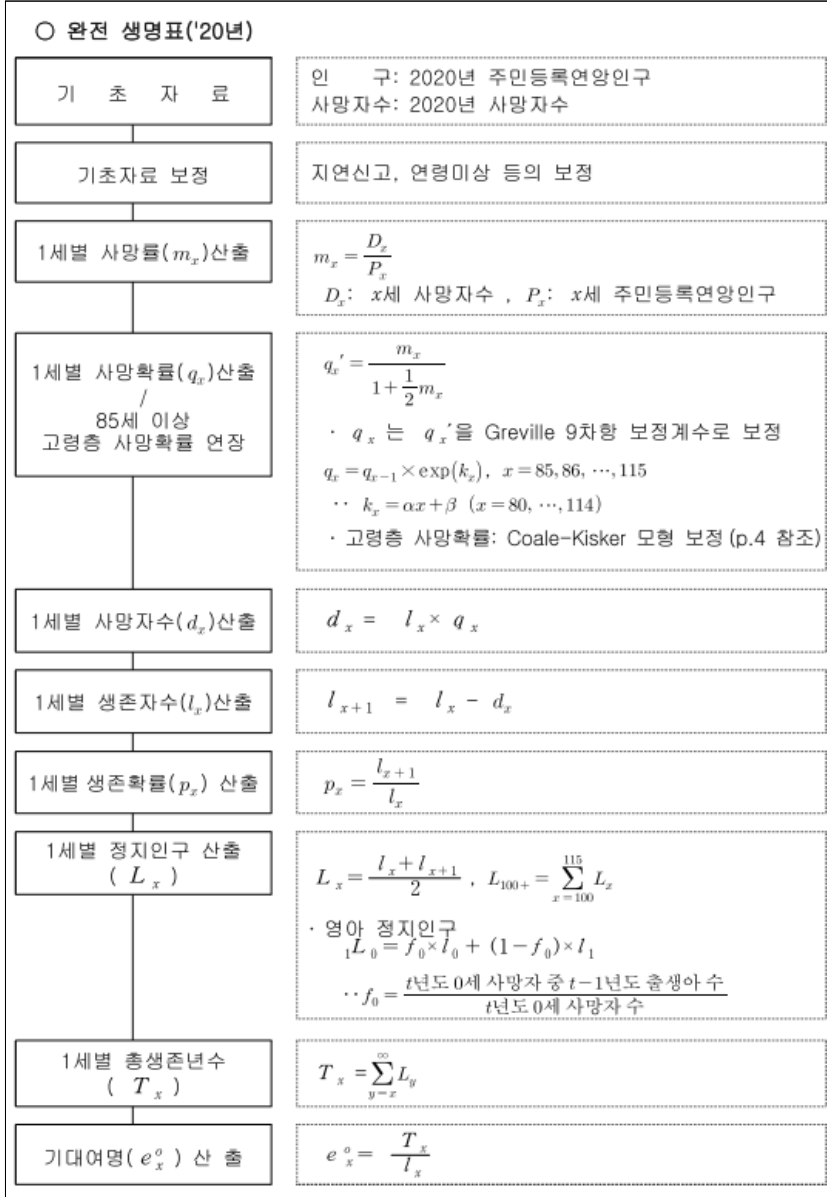
## 인구균형방정식 성별 연령별 적용 수식

- $L_{x,t}^s$  : t년도의 성별(s), 연령별(x) 정지인구(생명표)
- $l_{0,t}^s$  : t년도의 성별(s), 연령별(x) 생존자 수(생명표)
- $T_{x,t}^s$  : t년도의 성별(s), 연령별(x) 총생존연수(생명표)
- $N_{x,t}^s$  : t년 7월에서 t+1년 6월까지의 성별(s), 연령별(x) 순이동자 수
- $ASFR_{x,t}^s$  : t년도의 연령별(x) 출산율

주: 1) 출생아 수에 대한 수식은 본 연구의 코호트요인법 적용 산식임.  
 자료: 통계청. (2021a). p.1. 도표2를 활용하여 저자 재작성.

두 번째는 미래 생명표 작성 방법이다. 생명표란 현재의 연령별 사망 수준이 그대로 지속된다는 가정하에, 특정한 출생 코호트가 연령이 많아짐에 따라 소멸되어 가는 과정을 정리한 표로(통계청, 2021b), 각 세별로 작성한 완전 생명표(Complete Life Table)와 5세별로 작성한 간이 생명표(Abridged Life Table)가 있다(통계청, 2021b). 앞에서 설명하였듯이 코호트요인법 방법론을 구현하기 위해서는 정지인구( $L_x$ ), 생존자 수( $l_x$ ), 총생존연수( $T_x$ ) 등 생명표 작성 방식에 의해 계산되는 주요 변수들이 계산되어야 한다. 본 연구에서는 통계청의 인구추계 방법과 마찬가지로 완전 생명표(이하 생명표)를 활용한다. 기본적인 생명표 작성 방법은 우리나라 통계청에서 활용하는 [그림 3-1]의 프로세스를 따른다.

[그림 3-1] 2020년 생명표 작성 방법



자료: 통계청. (2021b). p.10. 도표1.



이 중에서 각 세별 사망률( $m_x$ )은 이미 주어진 값을 활용하기 때문에 실제 추계 프로세스에 활용될 수 있는 부분은 사망확률( $q_x$ ) 산출 부분 이 후부터 적용된다고 할 수 있다. 단, 본 연구의 생명표 작성 방법 설명에 앞서, 통계청에서도 실적 생명표의 작성 방법과 장래인구추계에서 활용하고 있는 생명표 작성 방법에는 차이가 있기 때문에, 먼저 이를 정리하고 본 연구에서 활용한 방법을 설명하고자 한다.

통계청의 실적 생명표 작성 방법과 장래인구추계 생명표 작성 방법의 가장 큰 차이는 사망률을 사망확률로 전환하는 방식에 있다. 이를 설명하기 위해 다음과 같이 0세의 전환 방법과 1~99세의 사망확률 전환 방법, 한계 연령(100세+) 이후의 방법으로 구분하여 설명하고자 한다(〈표 3-3〉 참조).

먼저, 우리나라 실적 생명표 작성 시 0세의 사망확률(=영아사망확률( $q_0$ ))은 아래 표와 같이 당해 연도 성별 영아 사망자 수와 0세의 사망 분리계수, 당해 연도와 직전 연도의 출생아 수를 활용하여 보정한다. 하지만 장래인구추계에서는 미래 0세 사망의 민감도와 사망분리계수 추정의 불확실성 등을 고려하여 Coale, A., P. Demeny., & B. Vaughan.(1983)를 바탕으로 하는 사망확률 유도 공식을 적용하고 있다.

두 번째로, 실적 생명표 작성에 활용되는 1~99세의 사망확률 산출 방식은 사망이 평균적으로 해당 연령 구간의 중간에 발생한다고 가정한 것으로서 사망확률  $q_x$ 를  $m_x / (1 + 0.5 \times m_x)$ 로 보정하는 방법을 활용한다. 여기서 사망률( $m_x$ )은 당해 연도에 사망한 사람들의 비율(사망자 수/연앙인구)이며, 사망확률( $q_x$ )은 당해 연도 사람들이 사망할 확률(사망자 수/기수인구)로 해석할 수 있다. 기수인구는 당해년 시작일 인구로, 사망이 1년 동안 고르게 발생한다는 가정하에서 사망확률은 사망자 수를 연앙인구와 사망자 수의 절반을 합한 수로 나눈(사망자 수/연앙인구+1/2사망자 수) 값이 된다. 그러나 고령에 진입할수록 사망이 급격히 증가하기 때문에 해당 가정은 누적적으로 큰 오류를 발생시킬 수 있다. 이에 통계청 장래인구추계에서는

50세 이후 사망률을 사망확률로 전환하는 방법을 Preston, S. H., Heuveline, P., & Guillot, M.(2001)이 제시한 아래 수식을 적용하고 있다. 또한 실적 생명표 작성 시에는 추가적으로 그레빌 9차항 보정에 더해 고령층에는 Coal-Kiser 모형을 적용한 추가적인 보정을 적용하여 실제 데이터에 대한 적합력과 고령층의 부족한 데이터에 대한 설명력을 높이는 작업을 수행한다. 반면 장래인구추계에서는 고령에 진입할수록 사망이 증가하는 부분을 이미 반영했기 때문에 별도의 추가적인 보정은 없다.

마지막으로 100세 이상의 경우, 실적 생명표에서는 85세 이상에 적용되는 Coal-Kiser 모형을 활용하여 115세까지 사망확률을 연장한다. 반면 장래인구추계에서는 110세까지 사망확률을 산출하며, 50세 이후의 산출 방식을 동일하게 적용한다. 다만 통계의 신뢰성을 고려하여 100세 이상은 100+세로 집계하여 공표하고 있다.

〈표 3-3〉 통계청의 생명표 산출 방법(사망확률( $q_x$ ))

연령	2020년 생명표	장래인구추계
0세	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>q_0 = d \times \frac{1-f_0}{b} + d \times \frac{f_0}{b^{-1}}</math></li> <li>· <math>d</math> : t년도 영아사망자 수</li> <li>· <math>b</math> : t년도 출생아 수</li> <li>· <math>f_0 = \frac{d \text{ 중 } t-1\text{년도 출생아수}}{d}</math></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>q_0 = \frac{m_0}{1+(1-a_0) \times m_0}</math></li> <li>· <math>m_0 \geq 0.107</math>인 경우 (남) <math>a_0 = 0.330</math> (여) <math>a_0 = 0.350</math></li> <li>· <math>m_0 &lt; 0.107</math>인 경우 (남) <math>a_0 = 0.045 + 2.684 \times m_0</math> (여) <math>a_0 = 0.053 + 2.800 \times m_0</math></li> </ul>
1~99세	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>q_x = \frac{m_x}{1+0.5 \times m_x}</math></li> <li>· 그레빌 9차항 보정</li> <li>· 고령층(85세 이상) 추가 보정*</li> <li>* Coal-Kiser 모형 활용</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 50세 이전 <math>q_x = \frac{m_x}{1+0.5 \times m_x}</math></li> <li>· 50세 이후 <math>q_x = \frac{m_x}{1+(1-a_x) \times m_x}</math></li> <li>· <math>a_x = 1 + \frac{1}{m_x} - \frac{1}{1-e^{-m_x}}</math></li> </ul>
100세+	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 고령층(85세 이상) 추가 보정*</li> <li>* Coal-Kiser 모형 활용</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· 1~99세 수식과 동일 적용</li> <li>* 장래인구추계에서는 생명표 실적으로부터 <math>m_x</math>를 110세까지 연장하여 적용하고 있음.</li> </ul>

자료: 통계청(2021a), 통계청(2021b), 통계청 자문 등 활용하여 저자 재정리.

다음으로 사망확률을 산출한 이후 작성되는 정지인구( $L_x$ ), 생존자 수( $l_x$ ), 총생존연수( $T_x$ ) 등의 생명표 변수들의 산출 방법에 대한 설명이다. 장래인구추계에서는 영아사망분리계수 등을 별도로 적용하고 있지 않고, 사망확률의 전환 방식과 한계연령에서 차이가 있기 때문에 정지인구( $L_x$ )의 산출 방식에 다소 차이가 있다. 그 외 산출 방식에서는 실적 생명표 작성 방법과 장래인구추계의 생명표 작성 방법에 큰 차이가 없다.

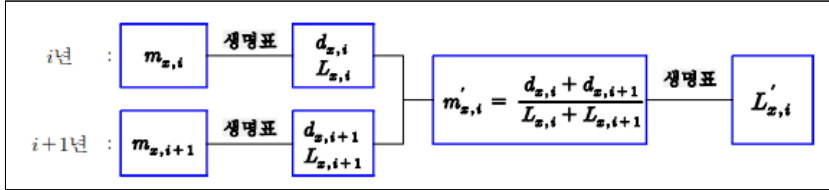
〈표 3-4〉 통계청의 생명표 산출 방법(사망확률( $q_x$ ) 제외)

구분	2020년 생명표	장래인구추계
생존자 수( $l_x$ ) 및 사망자 수( $d_x$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>l_0 = 100,000</math>(명)</li> <li>· <math>l_x = (1 - q_{x-1}) \times l_{x-1}</math></li> <li>· <math>d_x = l_x - l_{x+1}</math></li> </ul>	(좌동)
정지인구( $L_x$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>L_0 = f_0 \times l_0 + (1 - f_0) \times l_1</math></li> <li>· <math>L_x = 0.5 \times (l_x + l_{x+1})</math></li> <li>· <math>L_{100+} = \sum_{x=100}^{115} L_x</math></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>L_x = l_x + a_x \times d_x</math></li> <li>· <math>L_{100+} = \sum_{x=100}^{110} L_x</math></li> </ul>
총생존연수( $T_x$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>T_x = \sum_{y=x}^{\infty} L_y</math></li> </ul>	(좌동)
기대여명( $e_x$ )	<ul style="list-style-type: none"> <li>· <math>e_x = \frac{T_x}{l_x}</math></li> </ul>	(좌동)

자료: 통계청(2021a), 통계청(2021b), 통계청 자문 등 활용하여 저자 재정리.

본 연구에서 구현한 코호트요인법의 인구균형방정식 역시 통계청의 장래인구추계 방법을 상당 부분 그대로 적용하고 있으며, 생명표 작성 방법 역시 실적 생명표 작성 방법이 아닌 장래인구추계에 활용된 방법론을 활용하였다. 또한 통계청의 장래인구추계에서는 인구균형방정식의 적용에 있어서 다음 그림과 같이 두 개 연도의 생명표를 산술 평균하여 적용하고 있으므로, 본 연구에서도 해당 방법론을 적용하였다.

[그림 3-2] 장래인구추계에서의 생명표 적용 방식



자료: 통계청. (2021a). p.16. 도표1.

다만 통계청에서 제공하고 있지 않은 성별 출생아 수( $B_i^s$ ) 추계 방법은 성별 출생아 수를  $t$ 년도와  $t+1$ 년도의 출생아 수에 평균을 취하는 방식으로 구현하였고, 100세 이상의 사망률 자료 역시 확보가 어렵기 때문에 100세 이상에서는 그레빌 9차 보정 방법을 활용하여 코호트요인법을 구현하였다.

### 3. 모듈의 구성 요소

KIHASA 인구추계모형에서 코호트요인법과 관련된 모듈은 코호트요인법 모듈과 생명표 모듈이다. 두 모듈은 다음과 같은 함수로 정의되어 있으며, 구현된 코드는 다음과 같다(〈표 3-5〉, 〈표 3-6〉 참조).

생명표 함수는 사망률( $m_x$ )과 성별(남=1, 여=2)을 입력값으로 활용한다. 입력값은 연도(0~(추계 기간 말-1960)), 연령(0~100) 2개 차원의 배열로 구성된다. 이후 생명표 계산 로직에 따라 계산하며, 생존자 수( $l_x$ ), 사망자 수( $dx$ ), 정지인구( $L_x$ ), 총생존연수( $T_x$ ), 기대여명( $e_0$ ) 등을 출력한다. 출력값 역시 연도(0~(추계 기간 말-1960)), 연령(0~100) 2개 차원의 배열로 구성된다.

〈표 3-5〉 KIHASA 인구추계모형 생명표 함수

## KIHASA 인구추계모형 생명표 함수

```

## 생명표 함수
def LifeTable(mx, gender):

    # initialize
    ax, qx, lx, dx, Lx, Tx, ex
    = [np.zeros_like(mx, dtype='float64') for _ in range(7)]
    # calculate ax
    if gender==1:
        ax[:,0] = 0.045+2.684*mx[:,0]
    elif gender==2:
        ax[:,0] = 0.053+2.800*mx[:,0]
    else:
        ax[:,0] = 0.5*(0.045+2.684*mx[:,0] + 0.053+2.800*mx[:,0])
    ax[:,1:50] = 0.5
    ax[:,50:] = 1.0+1.0/mx[:,50:]-1.0/(1.0-np.exp(-mx[:,50:]))

    # calculate qx
    qx = mx/(1.0+(1.0-ax)*mx)
    qx[:,100] = 1.0

    # calculate lx
    lx[:,0] = 100000.0
    for i in range(1,101):
        lx[:,i] = (1.0-qx[:,i-1])*lx[:,i-1]

    # calculate dx
    dx[:,0:100] = lx[:,0:100]-lx[:,1:101]
    dx[:,100] = lx[:,100]

    # calculate Lx
    Lx = ax * dx
    Lx[:,0:100] += lx[:,1:101]
    Lx[:,100] = lx[:,100]/mx[:,100]

    # calculate Tx
    for i in range(mx.shape[0]):
        for j in range(mx.shape[1]):
            Tx[i,j] = Lx[i,j].sum()

    # calculate ex
    ex = Tx/lx

```

## KIHASA 인구추계모형 생명표 함수

```

# 100세 이상 변수 세팅
ax1, qx1, lx1, dx1, Lx1, Tx1, ex1
    = [np.zeros(shape=(mx.shape[0],mx.shape[1]+30),
                dtype='float64') for _ in range(7)]
ax1[:,0:101], qx1[:,0:101], lx1[:,0:101], dx1[:,0:101] = ax, qx, lx, dx
Lx1[:,0:101], Tx1[:,0:101], ex1[:,0:101] = Lx, Tx, ex

# calculate qx'
for i in range(100,131):
    ax1[:,i] = 1.352613*ax1[:,i-1] + 0.114696*ax1[:,i-2] -
              0.287231*ax1[:,i-3]-0.180078*ax1[:,i-4]
    qx1[:,i] = 1.352613*qx1[:,i-1] + 0.114696*qx1[:,i-2] -
              0.287231*qx1[:,i-3]-0.180078*qx1[:,i-4]
    lx1[:,i] = (1.0-qx1[:,i-1]) * lx1[:,i-1]

# calculate dx
dx1[:,0:130] = lx1[:,0:130]-lx1[:,1:131]
dx1[:,130] = lx1[:,130]

# calculate Lx1, Tx1
Lx1 = ax1 * dx1
Lx1[:,0:130] += lx1[:,1:131]
for i in range(mx.shape[0]):
    for j in range(100,131):
        Tx1[i,j] = Lx1[i,j].sum()

# 결과 출력
return {'ax': ax, 'qx': qx, 'lx': lx, 'dx': dx, 'Lx': Lx,
        'Tx':Tx, 'ex': ex, 'Tx1': Tx1}

```

자료: 저자 작성.

코호트요인법 함수는 인구(Pop)와 출산율(fx), 사망률(mx), 내국인 순이동률(lm), 외국인 순이동자 수(fm)의 추계 가정을 입력값으로 활용한다. 코호트요인법 함수의 입력값들은 연도(0~(추계 기간 말-1960)), 성(0, 1, 2), 연령(0~100) 3개 차원의 배열로 구성된다. 출생성비는 105.2명을 가정하며, 추계 종료 연도는 사망률 가정의 최종 연도를 토대로 정한다. 이후 입력값 및 생명표 함수를 통해 각 성별, 연령별 미래 인구를 추계하며, 각 추계 연도에 대한 성별, 0~99세, 100+세의 인구(Prpop), 출생아 수(Birth), 사망자 수

(Death), 국제순이동자 수(Nmigr)를 출력한다. 출력값들 역시 연도(0~(추계 기간 말-1960)), 성(0, 1, 2), 연령(0~100) 3개 차원의 배열로 구성된다.

〈표 3-6〉 KIHASA 인구추계모형 코호트요인법 함수

KIHASA 인구추계모형 코호트요인법 함수

```
## 코호트요인법 함수
def ProjectPop(Pop, fx, mx, lm, fm):

    ## 추계변수 지정
    Year = mx.shape[0]+1960
    Prpop, Birth, Death, Nmigr = [np.zeros(mx.shape) for _ in range(4)]
    Prpop[0,:]= Pop[2020-1960,:,:]
    bgr0 = 105.2
    bgr = 105.2
    bgenr = np.zeros((mx.shape[0],mx.shape[1]), dtype='float64')

    ## 생명표 계산
    ax, qx, lx, dx, Lx, Tx, ex
    = [np.zeros(shape=mx.shape, dtype='float64') for _ in range(7)]
    keys = ['ax', 'qx', 'lx', 'dx', 'Lx', 'Tx', 'ex']
    for i in (1, 2, 0):
        if i != 0:
            lt_tmp = LifeTable(mx[:, i, :], gender=i)
        else:
            mx[:,0,:] = (dx[:,1,:] + dx[:,2,:]) / (Lx[:,1,:] + Lx[:,2,:])
            lt_tmp = LifeTable(mx[:, 0, :], gender=0)
        for key in keys:
            exec(f"{key}[:, i, :] = lt_tmp['{key}']")

    ## 연안인구 기준 생명표 재계산
    t0= range(0, mx.shape[0]-1)
    t1 = range(1, mx.shape[0])
    mLx = [np.zeros((mx.shape[0]-1,mx.shape[1],mx.shape[2]))]
    mlx = [np.zeros((mx.shape[0]-1,mx.shape[1],mx.shape[2]))]
    mTx = np.zeros((mx.shape[0]-1,mx.shape[1],mx.shape[2]+30))
    for i in range(2+1):
        mx_tmp = (dx[t0,i,:] + dx[t1,i,:]) / (Lx[t0,i,:] + Lx[t1,i,:])
        lt_tmp = LifeTable(mx_tmp, gender=i)
        mLx[:,i,:] = lt_tmp['Lx']
        mlx[:,i,:] = lt_tmp['lx']
        mTx[:,i,:] = lt_tmp['Tx1']
```

## KIHASA 인구추계모형 코호트요인법 함수

```

## 출생성비
for i in range(bgenr.shape[0]):
    bgenr[i][1] = bgr/(bgr+100.0)
    bgenr[i][2] = 100.0/(bgr+100.0)

## 인구균형방정식
for y in range(2021, Eyear+2):
    t = y-2020
    for g in range(1,3):
        for x in range(1, 101):
            if x >=1 and x < 100:
                Death[t-1,g,x] =
                    Prpop[t-1,g,x-1]*
                    (1.0-mLx[t-1,g,x]/mLx[t-1,g,x-1])
                Nmigr[t-1,g,x] =
                    (Prpop[t-1,g,x-1]*
                     lm[t-1,g,x-1]+fm[t-1,g,x-1])*
                    (mLx[t-1,g,x]/mLx[t-1,g,x-1])*0.5 +
                    (Prpop[t-1,g,x]*lm[t-1,g,x]+fm[t-1,g,x])*0.5
                Prpop[t,g,x] =
                    Prpop[t-1,g,x-1]-Death[t-1,g,x]+Nmigr[t-1,g,x]
            else:
                Death[t-1,g,x] =
                    Prpop[t-1,g,x-1]*
                    (1.0-(mTx[t-1,g,x]-
                     mTx[t-1,g,x+1])/mLx[t-1,g,x-1]) +
                    Prpop[t-1,g,x]*
                    (1.0-mTx[t-1,g,x+1]/mTx[t-1,g,x])
                Nmigr[t-1,g,x] =
                    (Prpop[t-1,g,x-1]*
                     lm[t-1,g,x-1]+fm[t-1,g,x-1])*
                    (mLx[t-1,g,x]/mLx[t-1,g,x-1])*0.5 +
                    (Prpop[t-1,g,x]*lm[t-1,g,x]+fm[t-1,g,x])*0.5
                Prpop[t,g,x] =
                    Prpop[t-1,g,x-1]+
                    Prpop[t-1,g,x]-Death[t-1,g,x]+Nmigr[t-1,g,x]
        for g in range(1,3):
            Birth[t-1,g,0] =
                (Prpop[t-1,2,:]*fx[t-1,2,:]+Prpop[t,2,:]*fx[t,2,:]).sum()*
                0.5*bgenr[t-1][g]
            Death[t-1,g,0] =
                Birth[t-1,g,0]*(1.0-mLx[t-1,g,0]/mlx[t-1,g,0])
            Nmigr[t-1,g,0] = (Prpop[t-1,g,0]*lm[t-1,g,0]+fm[t-1,g,0])*0.5
            Prpop[t,g,0] = Birth[t-1,g,0]-Death[t-1,g,0]+Nmigr[t-1,g,0]

```



## KIASA 인구추계모형 코호트요인법 함수

```

# 전체 인구 집계
Prpop[:,0,:] = Prpop[:,1,:]+Prpop[:,2,:]
Birth[:,0,:] = Birth[:,1,:]+Birth[:,2,:]
Death[:,0,:] = Death[:,1,:]+Death[:,2,:]
Nmigr[:,0,:] = Nmigr[:,1,:]+Nmigr[:,2,:]

# 결과 출력
return Prpop, Birth, Death, Nmigr

```

자료: 저자 작성.

## 제3절 사망률 추계 모듈

본 절은 인구의 주요 변동요인 중 사망률 추계 모듈에 대한 설명이다. 사망률 추계 모듈에서는 코호트요인법 모듈의 입력값으로 쓰이게 되는 미래 사망률에 대한 가정(예측) 값을 산출하는데, 이때 필요한 데이터는 무엇이 있고 방법론은 어떻게 적용될 수 있으며, 이를 KIASA 인구추계 모형에서는 어떻게 구현하고 있는지에 대해 설명한다.

### 1. 기초자료

사망률 예측에 필요한 주요 데이터는 성 및 각 세별 생명표이며, 통계청에서는 이를 1970년부터 2021년 자료까지 제공하고 있다. 특히 고령자의 기대여명 제공 범위를 100+세로 확대하였기 때문에, 1970~2014년의 생명표는 2016년 이후 갱신된 최신 자료를 활용한다. 또한 본 연구의 주요 비교 대상인 통계청 2021년도 장래인구추계에 활용된 사망률은 1970~2020년의 실적, 2021년의 잠정치를 활용하여 2022년 이후를 전망하고 있으므로, 본 연구에서도 이와 동일한 시계 데이터를 활용하여 사망률 모듈을 설정하였다(〈표 3-7〉 참조).

〈표 3-7〉 사망률 모듈 구축 및 평가에 활용된 데이터

데이터 종류	출처
1970~2015년 완전생명표	KOSIS - 온라인간행물 - 보건 - 생명표 - 생명표(1970~2015년)
2016~2020년 완전생명표	KOSIS - 온라인간행물 - 보건 - 생명표 - 생명표(각 연도)
2021년 완전생명표	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 장래 성 및 연령별 사망률

자료: 저자 작성.

## 2. 방법론

사망률 모듈은 주로 LC류의 모형을 모두 적용할 수 있도록 설계하였다. 본 연구에서 구축한 인구추계모형의 사망률 모듈에서 활용 가능한 방법론으로는 Lee, R. D. & Carter, L. R.(1992, 이하 LC)의 모형과 Li, N. & Lee R.(2005, 이하 LL)의 모형, 그리고 LC-ER 모형과 현재 통계청에서 활용하는 LLG 확장 모형 네 가지 모형이 있다. 해당 모형들은 방법론 측면에서 워낙 잘 알려져 있기 때문에 자세한 방법론은 최대한 간략하게 다루고, 모수 추정 및 전망 방법에 있어서 이슈가 될 만한 부분을 좀 더 자세히 설명하기로 한다.

먼저, 앞에서 제시한 네 가지 모형의 공통적인 모형 적합 방법으로는 Lee-Carter(1992)의 연구에서 제시한 특이값 분해(Singular Valued Decomposition, SVD) 방법이 활용된다. 예컨대 특정 성별(남성 또는 여성)에 대한 생명표의 로그사망률을 연도와 연령의 행과 열을 갖는 행렬 데이터로 표현했을 때, 이 행렬 데이터를 특이값 분해하면 연령 효과( $bx$ )와 시간 효과( $kt$ )로 나뉘게 된다. LC 모형은 특정 성별의 사망률에 대해 각각 SVD를 1번 적용하여 연령 효과와 시간 효과를 추정하는 방법론이다. LL 모형은 전체 그룹의 사망률에 대해 공통  $Bx$ 와  $Kt$ 를 산출한 이후, 각 세부 그룹에 공통적 효과를 제거한 후 다시 한번 SVD를 적용해  $bx$ 와  $kt$ 를

산출하는 방법론이라고 할 수 있다. 즉, 여러 하위 그룹이 존재할 경우, 공통적 사망 패턴(이하 공통사망경향)을 찾아 내적 일관성(coherent)을 유지시킨 후, 그 잔차에 대해서는 개별적 특징을 고려하는 방법론이라고 할 수 있다. LC-ER은 LC의 특이값 분해로부터 도출된  $b_x$ 와  $k_t$  중  $k_t$ 에 추가적으로 시간에 따른 연령 추이를 조정하는 모형이라고 할 수 있는데, 미래로 갈수록 유아기 사망률의 개선 효과는 줄어들고, 반대로 고령층의 사망률 개선 효과는 늘어나는 현상(이하 사망률 개선 교대(Rotation) 효과)을 고려하기 위한 모형이다. LLG 확장 모형은 LC-ER과 Li-Lee를 결합한 형태라고 할 수 있다. 즉, 전체 그룹의 공통사망경향과 사망률의 개선 교대 효과를 모두 고려하는 모형이라고 할 수 있다(〈표 3-8〉 참조).

〈표 3-8〉 사망률 모형 수식 비교

모형	모형식	특징
LC	모형 : $\ln(m_{x,t}) = a_x + b_x k_t + \epsilon_{x,t}$ , $t = 1, \dots, n$ 추정 : $\hat{a}_x = \frac{1}{n} \sum_t \ln(m_{x,t})$ , $\hat{b}_x, \hat{k}_t$ : SVD 분해	공통사망경향(X), 사망률 개선 교대 효과(X)
LL	모형 : $\ln(m_{x,t,i}) = a_{x,i} + B_x K_t + b_{x,i} k_{t,i} + \epsilon_{x,t,i}$ , $t = 1, \dots, n, i = m, f$ 추정 : $\hat{B}_x, \hat{K}_t$ : 공통사망률 SVD 분해 $\hat{a}_{x,i} = \frac{1}{n} \sum_t \ln(m_{x,t,i})$ , $\hat{b}_{x,i}, \hat{k}_{t,i}$ : SVD 분해	공통사망경향(O), 사망률 개선 교대 효과(X)
LC-ER	모형 : $\ln(m_{x,t}) = a_x + B_{x,t} K_t + \epsilon_{x,t}$ , $t = 1, \dots, n$ 추정 : $\hat{a}_x = \frac{1}{n} \sum_t \ln(m_{x,t})$ , $\hat{b}_x, \hat{k}_t$ : SVD 분해 LC 파라미터 추정 이후 LC-ER의 $B_{x,t} K_t$ 와 LC의 $b_x k_t$ 가 동일해지도록 $K_t$ 를 조정	공통사망경향(X), 사망률 개선 교대 효과(O)
LLG 확장	모형 : $\log(m_{i,x,t}) = a_{i,x} + B_{x,t} K_t^* + b_{i,x,t} k_{i,t} + \epsilon_{i,t}$ 추정 : LC-ER과 동일한 방식으로 $\hat{B}_{x,t}, \hat{K}_t$ 추정 LL과 동일한 방식으로 $\hat{b}_{x,i}, \hat{k}_{t,i}$ 추정 $B_{x,t} K_t^*$ 이 $B_{x,t} K_t$ 와 동일해지도록 $K_t^*$ 조정	공통사망경향(O), 사망률 개선 교대 효과(O)

자료: Lee & Carter(1992), Li & Lee(2005), Li & Gerland(2011), Li, Lee & Gerland(2013)를 활용하여 저자 재정리.

추가적으로 위 모형들은 모두 로그 변환된 사망률을 종속변수로 활용하기 때문에, 실제 사망자 수나 기대수명에 더 적합하게 추정하기 위한 보정 작업을 수행하기도 한다. 즉, 연령 및 시점별 로그사망률에 대한 SVD 추정 이후 기대여명에 맞게  $kt$ 를 조정하는 방식이다. LC 모형과 LL 모형의 경우 반드시 조정 작업을 수행하는 것은 아니나, LC-ER이나 LLG 확장 모형의 경우  $bx$ 에 대해 사망률 개선 교대 효과를  $bxt$ 로 수정 반영하기 때문에 모형의 SVD 추정 결과로부터 도출된 기대여명과 동일한 기대여명을 갖도록  $kt$ 를 수정해야 한다.

$bxt$ 의 5세별 추정 방법에 대해서는 Li, N, R. Lee and P. Gerland(2013)에 구체적으로 제시되어 있지만, 1세별로 추계하는 통계청(2021)의 장래 인구추계 등에서는 해당 방법론을 구체적으로 제시하고 있지 않다. 이에 본 연구에서는 관련 수식에 대해 조금 자세히 다뤄보고자 한다. 먼저, 기대수명이 80세가 되지 않는 시점의  $Bx$ 에 대해서는 별도의 조정을 하지 않는다. 이는 사망률 개선의 교대 효과를 기대수명이 80세가 넘어서는 시점부터 적용하는 것을 의미한다. 우리나라는 추계 시작 시점(2021년)에 이미 남녀 모두 기대수명이 80세가 넘었기 때문에, 추계 시작 시점에서부터 이 로직이 적용된다고 할 수 있다. 기대수명이 80세를 넘는 시점의  $Bx$ 는 한계(Ultimate)  $Bx$ 와 기존  $Bx$  간의 가중평균을 적용하며, 이때 적용되는 가중치는 80세가 0, 103세가 1이 되도록 선형적으로 설정한 이후, 103세까지 빠르게 증가하다가 수렴하는 형태가 되도록 삼각함수를 이용하여 추가 보정한다. 즉, 기대수명이 80세에 근접할수록 사망률의 개선 효과가 상대적으로 빠르게 적용되고, 초고령 연령에 근접할수록 개선 효과가 상대적으로 느리게 바뀌도록 조정하는 것이라고 할 수 있다. 이러한 사망률 개선의 교대 효과 아이디어는 Li, N, R. Lee and P. Gerland(2013)의 연구에서 20개 국가 인구의 과거 사망률을 경험적으로 분석한 근거에서 시작되었다. 국가마다 모든 연령대에서 사망률의 개선(감소) 속도가 다르겠

지만 궁극적으로 65세까지는 하나의 일반적인 수준으로 수렴한다는 것을 고려한 것이고, 이후 연령에서는 그 속도가 감소하며, 기대수명이 증가할수록 그 속도가 천천히 감소하는 형태로 볼 수 있다. 본 연구에서는 5세 단위가 아닌 각 세별로 적용하기 때문에 기존 65세와 70세 구간의 중간 시점인 67세와 68세로 연령을 확대 적용하였고, 그에 맞게 수식을 일부 변경하였다.

〈표 3-9〉 LLG 확장 모형의 사망률 개선의 교대 효과 산식

LLG 확장 모형의 사망률 개선의 교대 효과 산식	
· LLG 확장 모형의 모형식	$\log(m_{i,x}) = a_{i,x} + B_{x,t}K_t^* + b_{i,x,t}k_{i,t} + \epsilon_{i,t}$
· 사망률 개선 교대 효과	$B_{x,t} = \begin{cases} B_x & , e_{0,t} < 80 \\ (1-w_t)B_x + w_tB_x^u & , 80 \leq e_{0,t} < 103, \\ B_x^u & , 103 < e_{0,t} \end{cases}$ $B_x^u = \begin{cases} \frac{1}{51} \sum_{x=15}^{65} B_x, 0 \leq x \leq 67 \\ B_x \times \frac{B_{67}^u}{B_{68}} & , 68 \leq x \leq 103 \end{cases}, w_t = \frac{e_{0,t} - 80}{103 - 80}, w_t^s = \left[ 0.5 \left( 1 + \sin \left( \frac{\pi}{2} (2w_t - 1) \right) \right) \right]$
$e_{0,t}$ : t년도 기대수명	

자료: 통계청(2021a), 오진호, 김순영(2018), 김현식 외(2016), Li, Lee & Gerland(2013)를 활용하여 저자 재정리.

다음으로, 위 모형들에 대한 예측 방법이다. 먼저 LC와 LL 모형의 경우, 각각의 kt와 Kt에 대해 시계열 모형을 적합한 후 이를 활용하여 장기 예측을 수행한다. kt와 Kt에 대해 가장 적합한 추정 방법을 선택하기 위해서는 지수평활 방법이나 ARIMA 등 다양한 시계열 방법이 적용될 수 있지만, 우리나라의 경우 과거부터 현재까지 사망률의 개선 속도가 매우 빨랐기 때문에, 해당 요인에 대해 추세를 고려할 수 있는 시계열 모형이 활용되어야 하며, 이에 통계청 장래인구추계에서는 LL 모형의 Kt에 대해 Random-walk with drift 모형을 적용하여 예측하였다. LL 모형에서 세부 그룹의 kt에

대해서도 다양한 모형이 고려될 수 있지만,  $K_t$ 에 이미 추세가 고려되었기 때문에 통계청은 Random-walk without drift 모형을 적용한다. LC-ER 모형과 LLG 확장 모형의 경우에는 조정된  $kt$  또는  $Kt^*$ 에 대해 별도의 시계열 모형을 적용하는 것이 아니라 기존 LC 및 LL 모형으로부터 도출된 미래 기대수명에 맞게  $kt$  또는  $Kt^*$  값을 조정하여 예측한다. 다만 추계 시작 시점에서  $K_t$ 의 예측치를 직접 적용하게 되면, 사망률의 최근 실적과 추계 시작 시점의 예측치 간 편차(jump-off bias)가 발생하게 되므로, 실제 예측에는 최종시점의 사망률에 미래 변화되는 부분만을 더하는 방식으로 예측한다.

〈표 3-10〉 사망률 모형별 예측 전망식

모형	전망식
LC	$\log(m_{i,x,t}) = \log(m_{i,x,T}) + b_{i,x}(k_{i,t} - k_{i,T}), t > T$
LL	$\log(m_{i,x,t}) = \log(m_{i,x,T}) + B_x(K_t - K_T) + b_{i,x,t}(k_{i,t} - k_{i,T}), t > T$
LC-ER	$\log(m_{i,x,t}) = \log(m_{i,x,T}) + b_{i,x,t}(k_{i,t} - k_{i,T}), t > T$
LLG 확장	$\log(m_{i,x,t}) = \log(m_{i,x,T}) + B_{x,t}(K_t^* - K_T^*) + b_{i,x,t}(k_{i,t} - k_{i,T}), t > T$

자료: Li & Lee. (2005)를 활용하여 저자 재정리.

### 3. 모듈의 구성

KIHASA 인구추계모형의 사망률 모듈 코드 구현은 크게 세 파트로 나뉜다. ① 각 모델의 모수를 ‘추정하는 함수’들이 있고, ② 이러한 모수 추정치를 입력값으로 받아 ‘예측을 하는 함수’들이 있다. ③ 각 모델의 이름으로 이러한 일련의 과정들을 최종 ‘수행하는 함수’가 있다.

① 〈표 3-11〉과 〈표 3-12〉는 모델의 모수를 추정하는 함수들에 대한 설명이다. 첫 번째로, LC 모형 및 LL 모형의 모수 추정 함수로, ‘LCEst’ 함수에 대한 설명이다. 해당 함수는 사망률(mx)과 성별(gender)을 입력값으로 받아 로그 사망률을 LC 모형 및 LL 모형에 적합시키고, SVD 분해를

통해 평균 및 연령효과와 시간효과, 기대수명 등을 추정한 후 이를 출력한다. 여기서 BK나 e0 같은 옵션의 초기치는 None으로 주어지는데, 이는 다른 함수에서 LC 모형의 모수 추정 방법을 활용할 수 있도록 하기 위함이다. 예컨대 LL 모형의 모수 추정 시에도 LC 추정 방법인 SVD 방법론이 쓰이는데, 이때 공통사망경향(BK)을 고려하기 때문에 BK 변수값을 입력 및 출력 값에 모두 포함하였다. LC 추정 시 최종 추정치를 사망자 수에 맞추기도 하지만, 최근에는 기대수명(e0)에 맞추기도 하기 때문에 이 또한 본 모듈의 함수에서 고려하고 있다.

〈표 3-11〉 KIHASA 인구추계모형 LCEst 함수

KIHASA 인구추계모형 LCEst 함수

```
## LC-model
def LCEst(mx, gender, BK=None, e0=None):

    ## setting variables
    nY = mx.shape[0]
    nA = mx.shape[1]

    ## setting model
    lmx = np.log(mx)
    ax = np.mean(lmx, axis=0)
    if BK is None:
        BK = np.zeros_like(mx)
    cmx = (lmx-ax)-BK

    ## svd
    U, s, Vt = np.linalg.svd(cmx)
    bx = Vt[0,:]/np.sum(Vt[0,:])
    kt = s[0]*U[:,0]*np.sum(Vt[0,:])

    ## adjusting e0
    if e0 is not None:
        for y in range(nY):
            def fr(x):
                s2e0 = LifeTable(
                    np.exp(ax+bx*x).reshape(1, -1), gender=gender)['ex'][0][0]
                return np.sum((e0[y]-s2e0)**2)
```

## KIHASA 인구추계모형 LCEst 함수

```

result = minimize(fr, kt[y], method="BFGS")
if result.success:
    kt[y] = result.x[0]
else:
    print(f"Optimization failed for year {y}: {result.message}")
    break

## summary
bxkt = kt.reshape(nY,1)@bx.reshape(1,nA)
mx_est = np.exp(ax+BK+bxkt)
e0_est = (LifeTable(mx=mx_est, gender=gender)['ex'])[0]

## return
return {'ax': ax, 'bx': bx, 'kt': kt, 'mx': mx_est, 'e0': e0_est, 'BK': bxkt}

```

자료: 저자 작성.

두 번째로, 'BxtEst' 함수이다. 이 함수는 LC나 LL 모형의 결과를 입력 값으로 받아 각 모형에서 추정된 연령별 효과에 사망률 개선의 교대 효과 추정 부분을 담당한다. 최종적으로는 한계 사망률 개선 효과(bux)와 각 시점에서 추정된 사망률 개선의 교대 효과(bxt)를 출력한다.

〈표 3-12〉 KIHASA 인구추계모형 BxtEst 함수

## KIHASA 인구추계모형 BxtEst 함수

```

def BxtEst(bx, e0):

    ## setting variables
    bg = 67+1
    bx = bx
    e0l = 80
    e0u = 103
    p = 0.5
    e0 = e0
    wt = (e0-e0l)/(e0u-e0l)
    wst = (0.5*(1+(np.sin((np.pi/2)*(2*wt-1)))))**p

    ## bux caculation
    bux = bx.copy()
    bux[0:bg] = np.mean(bx[15:66])
    bux[bg:] = bx[bg:]*(bux[bg-1]/bx[bg])
    bux = bux/np.sum(bux)

```



## KIASA 인구추계모형 BxtEst 함수

```

## bxt calculation
bxt = np.empty((len(e0), len(bx)))
for t in range(len(e0)):
    if e0[t] < e0l:
        bxt[t,:] = bx
    elif e0[t] < e0u:
        bxt[t,:] = (1-wst[t])*bx+wst[t]*bux
    else:
        bxt[t,:] = bux

## return
return {'bxt': bxt, 'bux': bux}

```

자료: 저자 작성.

② <표 3-13>에서 <표 3-18>은 모수 추정 결과를 활용하여 미래를 예측하는 함수들에 대한 설명이다. 첫 번째로, 가장 기본적으로 Kt(사망률의 연도별 효과)에 대한 예측을 수행하는 ForcKt 함수이다. 해당 함수는 앞의 LC 혹은 LL에서 추정된 kt 값과 향후 어느 시계만큼 예측할 것인지를 입력하는 step 값을 입력값으로 한다. 미래 평균에 대해서도 예측하지만 고위 또는 저위 가정 설정을 위해 신뢰구간 관련 값도 입력값으로 설정할 수 있는데, 이는 alpha로 조정한다. 만약 alpha 값이 입력되지 않으면 기본 99%로 설정되도록 하였다. 마지막 입력값인 drift는 kt의 추정 방식을 결정하는 입력값으로, kt의 추세를 고려할 경우, 'drift' 문자를, 그렇지 않은 경우 'n'을 입력하면 된다. 값을 입력하지 않는 경우 기본적으로 추세를 고려하지 않는 'n'이 적용된다.

<표 3-13> KIASA 인구추계모형 ForcKt 함수

## KIASA 인구추계모형 ForcKt 함수

```

def ForcKt(kt, steps, alpha=None, drift=None):

    ## setting variables
    if drift is None:
        model = ARIMA(kt, order=(0,1,0), trend='n')
    else:
        model = ARIMA(kt, order=(0,1,0), trend=drift)

```

## 70 인구추계모형 구축과 활용 방안

### KIHASA 인구추계모형 ForcKt 함수

```
## significance level
if alpha is None:
    alpha = 0.01

## model fitting
fit = model.fit()

## forecasting
forecast = fit.get_forecast(steps=steps)

## summary
mean = forecast.predicted_mean
se = forecast.se_mean
range = forecast.conf_int(alpha=alpha)
upper = range[:,0]
lower = range[:,1]

## return
return{
    'fit': fit,
    'forecast': forecast,
    'mean': mean,
    'se': se,
    'upper': upper,
    'lower': lower}
```

자료: 저자 작성.

다음은 kt 예측값을 조정하는 함수로, LC-ER 모형이나 LLGE 모형에서 기대수명 개선 교대 효과를 추정된 이후, 기대수명 개선 교대 효과 반영 직전의 기대수명과 동일한 기대수명을 갖도록 kt의 예측값을 조정하는 역할을 한다.

### <표 3-14> KIHASA 인구추계모형 SearchKt 함수

#### KIHASA 인구추계모형 SearchKt 함수

```
def SearchKt(mx, model, model_scenario, bxt, gender):

    ## search kt
    ktadj = np.concatenate([model['estimates']['kt_total'],
                             model['kt_forecasts']['kt_total_mean']])
```

## KIHASA 인구추계모형 SearchKt 함수

```

for y in tqdm(range(2022, 2121+1)):
    def fr(x):
        bxtkt = (bxt[y-1970])*(x-ktadj[2021-1970])
        lt = LifeTable(
            mx=
                np.exp(
                    np.log(mx[2021-1970,gender,:])+bxtkt).reshape(1, -1),
                    gender=gender)
        s2e0 = lt['ex'][0][0]
        return
            np.sum((model[model_scenario][y-1970,gender,0]-s2e0)**2)

    result = minimize(fr, ktadj[y-1970], method="BFGS")
    if result.success:
        ktadj[y-1970] = result.x[0]
    else:
        print(f"Optimization failed for year {y}: {result.message}")
        break

    ## return
    return ktadj

```

자료: 저자 작성.

두 번째로, LC 모형이나 LL 모형에 기대수명 개선 교대 효과를 반영하기 위한 함수이다. 먼저, 'LCRotation' 함수는 LC 모델의 추정값을 입력값으로 하며, 그 외 실적 구간에 해당하는 사망률과 해당 시점, 그리고 기대수명과 각 모델의 시나리오를 입력값으로 한다. 최종 출력값은 사망률과 기대수명, 시간에 따른 사망률 개선 효과, 기대수명 개선 교대 효과를 출력한다.

〈표 3-15〉 KIHASA 인구추계모형 LCRotation 함수

## KIHASA 인구추계모형 LCRotation 함수

```

def LCRotation(model, mx, ex, t, model_scenario):

    ## search kt
    steps = model[model_scenario].shape[0] - mx.shape[0]
    bxt_m = BxtEst(bx=model['estimates']['bx_male'],
                  e0=model[model_scenario][:,1,0])['bxt']
    bxt_f = BxtEst(bx=model['estimates']['bx_female'],
                  e0=model[model_scenario][:,2,0])['bxt']

```

## 72 인구추계모형 구축과 활용 방안

### KIHASA 인구추계모형 LCRotation 함수

```

SKt_m = SearchKt(mx=mx,
                 model=model, model_scenario=model_scenario, bxt=bxt_m, gender=1)
SKt_f = SearchKt(mx=mx, model=model,
                 model_scenario=model_scenario, bxt=bxt_f, gender=2)
bxts = {'bxt_m': bxt_m, 'bxt_f': bxt_f}
kts = {'kts_m': SKt_m, 'kts_f': SKt_f}

## forecast
mx_male = ForcMxB(mx=mx, gender=1, bxt=bxt_m, ktadj=SKt_m)
mx_female = ForcMxB(mx=mx, gender=2, bxt=bxt_f, ktadj=SKt_f)

## summary
mx = np.pad(mx, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
ex = np.pad(ex, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
mx_result, ex_result =
    update_mex(mx=mx, ex=ex, mx_male=mx_male,
              mx_female=mx_female, t=t)

## return
return mx_result, ex_result, bxts, kts

```

자료: 저자 작성.

‘LLRotation’ 함수는 LL 모형의 추정값을 입력값으로 한다. LC 모형과 다른 점은 LC 모형의 경우, 공통사망경향 없이 남녀 모두 별도로 계산되는 반면, LL 모형은 공통사망경향을 활용한다는 점에서 차이가 있다.

### 〈표 3-16〉 KIHASA 인구추계모형 LLRotation 함수

#### KIHASA 인구추계모형 LLRotation 함수

```

def LLRotation(model, mx, ex, t, model_scenario):

    ## search kt
    steps = model[model_scenario].shape[0] - mx.shape[0]
    bxt = BxtEst(bx=model['estimates']['bx_total'],
               e0=model[model_scenario][:,0,0]['bxt'])
    SKt_m = SearchKt(mx=mx, model=model,
                    model_scenario=model_scenario, bxt=bxt, gender=1)
    SKt_f = SearchKt(mx=mx, model=model,
                    model_scenario=model_scenario, bxt=bxt, gender=2)
    kts = {'kts_m': SKt_m, 'kts_f': SKt_f}

```

## KIHASA 인구추계모형 LLRotation 함수

```

## forecast
mx_male = ForcMxB(mx=mx, gender=1, bxt=bxt, ktadj=SKt_m)
mx_female = ForcMxB(mx=mx, gender=2, bxt=bxt, ktadj=SKt_f)

## summary
mx = np.pad(mx, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
ex = np.pad(ex, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
mx_result, ex_result = update_mex(mx=mx, ex=ex,
    mx_male=mx_male, mx_female=mx_female, t=t)

## return
return mx_result, ex_result, bxt, kts

```

자료: 저자 작성.

마지막 세 번째로, mx에 대한 예측 함수이다. mx를 예측하는 함수는 ForcMx와 ForcMxB 두 함수가 있다. ForcMx는 연령별 효과(bx)가 모든 시점에 동일한, 즉 사망률 개선의 교대 효과를 반영하지 않는 모델의 예측을 위해 사용되며, ForcMxB는 사망률 개선의 교대 효과를 반영하는 모델의 예측을 위해 사용된다. 기본적으로 앞에서 추정된 사망률과 성별, LC 또는 LL 모형의 추정값들이 입력값이 된다. 출력값은 사망률(mx)의 예측값이다.

## 〈표 3-17〉 KIHASA 인구추계모형 ForcMx 함수

## KIHASA 인구추계모형 ForcMx 함수

```

def ForcMx(mx, gender, steps, bxcom, ktcom, bxsub=None, ktsub=None):

    ## forecasting mx
    if bxsub is None and ktsub is None:
        bxktsub = 0
    else:
        bxktsub =
            ((ktsub[t:]-ktsub[T]).reshape(steps,1))@bxsub.reshape(1,101)
        bxktcom =
            ((ktcom[t:]-ktcom[T]).reshape(steps,1))@bxcom.reshape(1,101)
    forecaste_mx =
        np.exp(np.log(mx[2021-1970,gender,:]) + bxktcom + bxktsub)

    ## return
    return forecaste_mx

```

## 74 인구추계모형 구축과 활용 방안

### KIHASA 인구추계모형 ForcMx 함수

```
def ForcMxB(mx, gender, bxt, ktadj):  
  
    ## forecasting mx  
    bxktcom = (ktadj[t:]-ktadj[T])[:,np.newaxis]*bxt[t,:]  
    forecaste_mx = np.exp(np.log(mx[2021-1970,gender,:]) + bxktcom)  
  
    ## return  
    return forecaste_mx
```

자료: 저자 작성.

다음의 update\_mex 예측 함수는 앞선 함수에서 출력되는 남성과 여성의 mx를 입력 받아서 전체 인구의 mx를 계산하는 함수이다.

### <표 3-18> KIHASA 인구추계모형 update\_mex 함수

#### KIHASA 인구추계모형 update\_mex 함수

```
def update_mex(mx, ex, mx_male, mx_female, t):  
  
    ## mx, ex 처리  
    mxtmp = np.copy(mx)  
    extmp = np.copy(ex)  
  
    ## calculate lifetable  
    lt_male = LifeTable(mx=mx_male, gender=1)  
    lt_female = LifeTable(mx=mx_female, gender=2)  
    mx_total =  
        (lt_male['dx'] + lt_female['dx']) /  
        (lt_male['Lx'] + lt_female['Lx'])  
    lt_total = LifeTable(mx=mx_total, gender=0)  
  
    ## update mx  
    mxtmp[t:,0:] = mx_total  
    mxtmp[t:,1:] = mx_male  
    mxtmp[t:,2:] = mx_female  
  
    ## update ex  
    extmp[t:,0:] = lt_total['ex']  
    extmp[t:,1:] = lt_male['ex']  
    extmp[t:,2:] = lt_female['ex']  
  
    ## return  
    return mxtmp, extmp
```

자료: 저자 작성.

③ <표 3-19>에서 <표 3-22>는 앞의 모수 추정 함수 및 예측 함수들을 조합하여 네 가지 모형(LC, LL, LC-ER, LLGE)의 추정 및 예측, 그 밖에 시뮬레이션을 수행하는 함수이다. 먼저, 'LCModel' 함수는 함수 이름 그대로 LC 모형의 추정 및 예측, 저위, 고위 등의 시나리오 산출을 하는 함수이다.

<표 3-19> KIASA 인구추계모형 LCModel 함수

KIASA 인구추계모형 LCModel 함수
-------------------------

```
def LCModel(mx, ex, e0adj=None, steps=None, alpha=None, sims=None):

    ## Fit Lee-Carter
    if e0adj:
        lc_total = LCEst(mx=mx[:,0,:], gender=0, e0=ex[:,0,0])
        lc_male = LCEst(mx=mx[:,1,:], gender=1, e0=ex[:,1,0])
        lc_female = LCEst(mx=mx[:,2,:], gender=2, e0=ex[:,2,0])

    else:
        lc_total = LCEst(mx=mx[:,0,:], gender=0)
        lc_male = LCEst(mx=mx[:,1,:], gender=1)
        lc_female = LCEst(mx=mx[:,2,:], gender=2)

    ## Lee-Carter estimates
    lc_estimates = {
        'ax_total': lc_total['ax'],
        'ax_male': lc_male['ax'], 'ax_female': lc_female['ax'],
        'bx_total': lc_total['bx'],
        'bx_male': lc_male['bx'], 'bx_female': lc_female['bx'],
        'kt_total': lc_total['kt'],
        'kt_male': lc_male['kt'], 'kt_female': lc_female['kt'],
        'mx_total': lc_total['mx'],
        'mx_male': lc_male['mx'], 'mx_female': lc_female['mx'],
        'e0_total': lc_total['e0'],
        'e0_male': lc_male['e0'], 'e0_female': lc_female['e0']
    }

    ## forecasting kt
    kt_total = ForcKt(lc_total['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='t')
    kt_male = ForcKt(lc_male['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='t')
    kt_female = ForcKt(lc_female['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='t')
```

## KIHASA 인구추계모형 LCModel 함수

```

## kt forecasts
kt_forecasts = {
    'kt_total_mean': kt_total['mean'], 'kt_total_se': kt_total['se'],
    'kt_total_upper': kt_total['upper'], 'kt_total_lower': kt_total['lower'],
    'kt_male_mean': kt_male['mean'], 'kt_male_se': kt_male['se'],
    'kt_male_upper': kt_male['upper'], 'kt_male_lower': kt_male['lower'],
    'kt_female_mean': kt_female['mean'], 'kt_female_se': kt_female['se'],
    'kt_female_upper': kt_female['upper'], 'kt_female_lower': kt_female['lower']
}

## mx forecasts
mx = np.pad(mx, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
ex = np.pad(ex, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
forc_kt_male = np.concatenate([lc_male['kt'], kt_male['mean']])
forc_kt_female = np.concatenate([lc_female['kt'], kt_female['mean']])
mx_male = ForcMx(mx=mx, gender=1, steps=steps,
                 bxcom=lc_male['bx'], ktcom=forc_kt_male)
mx_female = ForcMx(mx=mx, gender=2, steps=steps,
                  bxcom=lc_female['bx'], ktcom=forc_kt_female)

## summary
mx_mid, ex_mid = update_mex(mx=mx, ex=ex, mx_male=mx_male,
                             mx_female=mx_female, t=t)

## mx simulations
if sims is not None:
    ## range setting
    if alpha is not None:
        ptu = 100*alpha
        ptl = 100 - ptu
    else:
        ptu = 1
        ptl = 99
    sim_data = [lc_male['kt'], lc_female['kt']]
    sim_mean = [kt_male['mean'], kt_female['mean']]
    sim_se = [kt_male['se'], kt_female['se']]
    sim_bxsub = [lc_male['bx'], lc_female['bx']]
    labels = ['male', 'female']
    kt_sims = {}
    mx_sims = {}
    for idx, label in tqdm(enumerate(labels),
                          total=len(labels), desc="Processing labels"):
        data = sim_data[idx]
        mean = sim_mean[idx]

```



## KIHASA 인구추계모형 LCModel 함수

```

se = sim_se[idx]
bxsub = sim_bxsub[idx]
#ktsub = sim_ktsub[idx]
kt_sims[label] = np.zeros((sims, len(data) + steps))
mx_sims[label] = np.zeros((sims, *mx_male.shape))
for i in tqdm(range(sims), leave=False,
                desc=f"Simulating for label {label}"):

    simulated_forecast = np.random.normal(mean, se)
    kt_sims[label][i] = np.array(
        [np.concatenate([data, simulated_forecast])])
    mx_sims[label][i] = ForcMx(
        mx=mx, gender=idx+1, steps=steps,
        bxcom=bxsub, ktcom=kt_sims[label][i])

## summary of upper and lower assumption
mx_upper, ex_upper =
    update_mex(mx=mx, ex=ex,
              mx_male=np.percentile(mx_sims['male'], ptu, axis=0),
              mx_female=np.percentile(mx_sims['female'], ptu, axis=0), t=t)
mx_lower, ex_lower =
    update_mex(mx=mx, ex=ex,
              mx_male=np.percentile(mx_sims['male'], ptl, axis=0),
              mx_female=np.percentile(mx_sims['female'], ptl, axis=0), t=t)

## return
return {'estimates': lc_estimates, 'kt_forecasts': kt_forecasts,
        'mx_forecasts': mx_mid, 'mx_upper': mx_upper, 'mx_lower': mx_lower,
        'ex_forecasts': ex_mid, 'ex_upper': ex_upper, 'ex_lower': ex_lower}
else:
    ## return
    return {'estimates': lc_estimates, 'kt_forecasts': kt_forecasts,
            'mx_forecasts': mx_mid, 'ex_forecasts': ex_mid}

```

---

자료: 저자 작성.

두 번째로, 'LLModel' 함수는 LL 모형의 추정 및 예측, 저위, 고위 등의 시나리오 산출을 하는 함수이다.

〈표 3-20〉 KIHASA 인구추계모형 LLmodel 함수

## KIHASA 인구추계모형 LLModel 함수

```

def LLModel(mx, ex, e0adj=None, steps=None, alpha=None, sims=None):

    ## setting variables
    if e0adj:
        lc_total = LCEst(mx=mx[:,0:], gender=0, e0=ex[:,0,0])
    else:
        lc_total = LCEst(mx=mx[:,0:], gender=0)

    ## Lee-Carter estimation by sex
    ll_male = LCEst(mx=mx[:,1:], gender=1, BK=lc_total['BK'])
    ll_female = LCEst(mx=mx[:,2:], gender=2, BK=lc_total['BK'])

    ## estimates
    ll_estimates = {
        'ax_total': lc_total['ax'],
        'ax_male': ll_male['ax'], 'ax_female': ll_female['ax'],
        'bx_total': lc_total['bx'],
        'bx_male': ll_male['bx'], 'bx_female': ll_female['bx'],
        'kt_total': lc_total['kt'],
        'kt_male': ll_male['kt'], 'kt_female': ll_female['kt'],
        'mx_total': lc_total['mx'],
        'mx_male': ll_male['mx'], 'mx_female': ll_female['mx'],
        'e0_total': lc_total['e0'],
        'e0_male': ll_male['e0'], 'e0_female': ll_female['e0']
    }

    ## forecasting kt
    kt_total = ForcKt(lc_total['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='t')
    kt_male = ForcKt(ll_male['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='n')
    kt_female = ForcKt(ll_female['kt'], steps=steps, alpha=alpha, drift='n')

    ## kt forecasts
    kt_forecasts = {
        'kt_total_mean': kt_total['mean'], 'kt_total_se': kt_total['se'],
        'kt_total_upper': kt_total['upper'], 'kt_total_lower': kt_total['lower'],
        'kt_male_mean': kt_male['mean'], 'kt_male_se': kt_male['se'],
        'kt_male_upper': kt_male['upper'], 'kt_male_lower': kt_male['lower'],
        'kt_female_mean': kt_female['mean'], 'kt_female_se': kt_female['se'],
        'kt_female_upper': kt_female['upper'], 'kt_female_lower': kt_female['lower']
    }

    ## mx forecasts
    mx = np.pad(mx, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')

```

## KIHASA 인구추계모형 LLModel 함수

```

ex = np.pad(ex, ((0, steps), (0, 0), (0, 0)), 'constant')
forc_kt_total = np.concatenate([lc_total['kt'], kt_total['mean']])
forc_kt_male = np.concatenate([ll_male['kt'], kt_male['mean']])
forc_kt_female = np.concatenate([ll_female['kt'], kt_female['mean']])
mx_total = ForcMx(mx=mx, gender=0, steps=steps,
                  bxcom=lc_total['bx'], ktcom=forc_kt_total)
mx_male = ForcMx(mx=mx, gender=1, steps=steps,
                 bxcom=lc_total['bx'], ktcom=forc_kt_total,
                 bxsub=ll_male['bx'], ktsub=forc_kt_male)
mx_female = ForcMx(mx=mx, gender=2, steps=steps,
                   bxcom=lc_total['bx'], ktcom=forc_kt_total,
                   bxsub=ll_female['bx'], ktsub=forc_kt_female)

## summary of mid assumption
mx_mid, ex_mid = update_mex(
    mx=mx, ex=ex, mx_male=mx_male, mx_female=mx_female, t=t)

## mx simulations
if sims is not None:
    ## range setting
    if alpha is not None:
        ptu = 100*alpha
        ptl = 100 - ptu
    else:
        ptu = 1
        ptl = 99
    sim_data = [lc_total['kt'], ll_male['kt'], ll_female['kt']]
    sim_mean = [kt_total['mean'], kt_male['mean'], kt_female['mean']]
    sim_se = [kt_total['se'], kt_male['se'], kt_female['se']]
    sim_bxsub = [lc_total['bx'], ll_male['bx'], ll_female['bx']]
    labels = ['total', 'male', 'female']
    kt_sims = {}
    mx_sims = {}
    #for idx, label in enumerate(labels):
    for idx, label in
        tqdm(enumerate(labels), total=len(labels), desc="Processing labels"):
            data = sim_data[idx]
            mean = sim_mean[idx]
            se = sim_se[idx]
            bxsub = sim_bxsub[idx]
            #ktsub = sim_ktsub[idx]
            kt_sims[label] = np.zeros((sims, len(data) + steps))
            mx_sims[label] = np.zeros((sims, *mx_total.shape))
            for i in tqdm(range(sims),
                          leave=False, desc=f"Simulating for label {label}"):

```

## KIHASA 인구추계모형 LLModel 함수

```

simulated_forecast = np.random.normal(mean, se)
kt_sims[label][i] =
    np.array([np.concatenate([data, simulated_forecast])])
if idx==0:
    mx_sims[label][i] =
        ForcMx(mx=mx, gender=idx, steps=steps,
              bxcom=lc_total['bx'], ktcom=kt_sims['total'][i])
else:
    mx_sims[label][i] =
        ForcMx(mx=mx, gender=idx, steps=steps,
              bxcom=lc_total['bx'], ktcom=kt_sims['total'][i],
              bxsub=bxsub, ktsub=kt_sims[label][i])

## summary of upper and lower assumption
mx_upper, ex_upper = update_mex(mx=mx, ex=ex,
                                mx_male=np.percentile(mx_sims['male'], ptu, axis=0),
                                mx_female=np.percentile(mx_sims['female'], ptu, axis=0), t=t)
mx_lower, ex_lower = update_mex(mx=mx, ex=ex,
                                mx_male=np.percentile(mx_sims['male'], ptl, axis=0),
                                mx_female=np.percentile(mx_sims['female'], ptl, axis=0), t=t)

## return
return {
    'estimates': ll_estimates, 'kt_forecasts': kt_forecasts,
    'mx_forecasts': mx_mid, 'mx_upper': mx_upper, 'mx_lower': mx_lower,
    'ex_forecasts': ex_mid, 'ex_upper': ex_upper, 'ex_lower': ex_lower}
else:
    ## return
    return {'estimates': ll_estimates, 'kt_forecasts': kt_forecasts,
           'mx_forecasts': mx_mid, 'ex_forecasts': ex_mid}

```

자료: 저자 작성.

세 번째로, 'LCERModel' 함수는 LC-ER 모형의 추정 및 예측, 저위, 고위 등의 시나리오 산출을 하는 함수이다. LC 모형의 결과를 입력받아 수행하기 때문에 비교적 함수 코드는 간단하다.

〈표 3-21〉 KIHASA 인구추계모형 LCERModel 함수

KIHASA 인구추계모형 LCERModel 함수
<pre>def LCERModel(model, mx, ex):      mx_mid, ex_mid, bxts_mid, kts_mid =         LCRotation(model, mx, ex, t, 'mx_forecasts', 'ex_forecasts')     mx_upper, ex_upper, bxts_upper, kts_upper =         LCRotation(model, mx, ex, t, 'mx_upper', 'ex_upper')     mx_lower, ex_lower, bxts_lower, kts_lower =         LCRotation(model, mx, ex, t, 'mx_lower', 'ex_lower')      ## summary     mid_results = {'mx': mx_mid, 'ex': ex_mid, 'bxt': bxts_mid,                   'kts_mid': kts_mid}     upper_results = {'mx': mx_upper, 'ex': ex_upper, 'bxt': bxts_upper,                     'kts_upper': kts_upper}     lower_results = {'mx': mx_lower, 'ex': ex_lower, 'bxt': bxts_lower,                     'kts_lower': kts_lower}      ## return     return {'mid': mid_results, 'upper': upper_results, 'lower': lower_results}</pre>

자료: 저자 작성.

마지막으로, 'LLGEModel' 함수이다. 해당 함수는 통계청 인구추계에서 적용되고 있는 LLGE 모형의 추정 및 예측, 저위, 고위 등의 시나리오 산출을 하는 함수이다. 이 함수 역시 LL 모형의 결과를 입력받아 수행하기 때문에 함수 코드는 비교적 간단하다고 할 수 있다.

〈표 3-22〉 KIHASA 인구추계모형 LLGEModel 함수

KIHASA 인구추계모형 LLGEModel 함수
<pre>def LLGEModel(model, mx, ex):      mx_mid, ex_mid, bxt_mid, kts_mid =         LLRotation(model, mx, ex, t, 'mx_forecasts', 'ex_forecasts')     mx_upper, ex_upper, bxt_upper, kts_upper =         LLRotation(model, mx, ex, t, 'mx_upper', 'ex_upper')     mx_lower, ex_lower, bxt_lower, kts_lower =         LLRotation(model, mx, ex, t, 'mx_lower', 'ex_lower')</pre>

## KIHASA 인구추계모형 LLGEModel 함수

```

## summary
mid_results =
  {'mx': mx_mid, 'ex': ex_mid, 'bxt': bxt_mid, 'kts_mid': kts_mid}
upper_results =
  {'mx': mx_upper, 'ex': ex_upper, 'bxt': bxt_upper, 'kts_upper': kts_upper}
lower_results =
  {'mx': mx_lower, 'ex': ex_lower, 'bxt': bxt_lower, 'kts_lower': kts_lower}

## return
return {'mid': mid_results, 'upper': upper_results, 'lower': lower_results}

```

자료: 저자 작성.

## 제4절 출산율 모듈

본 절은 인구 주요 변동요인 중 출산율 추계 모듈에 대한 설명이다. 출산율 추계 모듈에서는 코호트요인법 모듈의 입력값으로 쓰이는 미래 출산율에 대한 가정(예측)값을 산출하는데, 이때 필요한 데이터는 무엇이 있고, 방법론은 어떻게 적용될 수 있으며, 이를 KIHASA 인구추계모형에서 어떻게 구현하고 있는지에 대해 설명한다.

### 1. 기초자료

본 연구에서 구축하는 인구추계모형의 출산율 예측에 필요한 실제 데이터는 과거 합계출산율 및 연령별 출산율 실적 데이터이다. 해당 데이터는 KOSIS의 인구동향조사의 출생 항목에서 1993년부터 최근 자료까지 다운로드할 수 있다. 추가적으로 통계청 인구추계와의 비교를 위해 장래 인구추계에 활용된 합계출산율 및 연령별 출산율 전망 시나리오와 평균 출산연령 시나리오를 활용하였다(〈표 3-23〉 참조).

〈표 3-23〉 출산율 모듈 구축 및 평가에 활용된 데이터

데이터 종류	출처
합계출산율 및 연령별 출산율 (실적)	KOSIS - 인구 - 인구동향조사 - 출생 - 모의 연령별 출산율(각 세) 1993~2022
합계출산율 및 연령별 출산율 전망 시나리오	KOSIS - 인구 - 장래인구추계 - 장래 연령별 출산율/전국
평균출산연령 시나리오	통계청(2021a), “장래인구추계 작성 방법 및 가정”

자료: 저자 작성.

## 2. 방법론

제2장에서 검토하였듯이 통계청의 출산율 가정에서는 출산율 외로 출산순위별 출산율, 혼인율, 출산지연비 등의 자료가 필요하다. 또한 단기적 가정과 장기적 가정을 각각 6단계에 거쳐 수행하고 이를 조합해야 한다. 특히 누적혼인율의 변수는 미래 가구 추정과도 관련성이 높으며, 출산의 지연과 회복을 반영하는 등의 방법론은 본 연구의 범위를 벗어나기 때문에 이를 단순화하고자 하였다.

이에 본 연구는 출산율 시나리오 설정에 중요한 요인으로 작용하는 두 변수인 합계출산율과 평균출산연령 시나리오를 외생 변수로 활용한다. 합계출산율과 평균출산연령을 가정 값의 형태로 입력받았을 때 이 값들이 과거 통계에 기반하여 코호트 출산율로 변환되고, 다시 연도별 연령별 출산율로 산출될 수 있도록 로직을 구현하였다. 이는 합계출산율이나 평균출산연령 등을 추가적으로 연구하여 우리 한국보건사회연구원만의 시나리오를 만들었을 때, 인구추계모형 내에서 이를 활용할 수 있도록 하기 위함이다. 해당 로직은 크게 세 단계를 거쳐 구현되며, 〈표 3-24〉와 같다.

〈표 3-24〉 출산율 모듈의 구성

출산율 모듈 구성	설명
step 1	① 연령별 출산율 → 코호트별 연령별 출산율 ② t+1-age 코호트의 연령별 출산율 업데이트 - t-age 코호트의 연령 누적 합계출산율 증가율 활용 ③ ②를 15세~49세까지 반복
step 2	① step 2의 코호트 출산율 → 연령별 출산율 ② 연령별 출산율 GLG 모델 적합 - 미리 가정한 합계출산율, 연도별 평균출산연령 활용 ③ ②를 15~49세까지 반복하여 코호트 출산율 재업데이트
step 3	step 1 ~ step 2를 t=2021 ~ 2120까지 반복 수행

자료: 저자 작성.

첫 번째 단계(step 1)에서는 연령별 출산율 실적을 활용하여 이를 코호트별 출산율로 전환한다. 이후 각 코호트별로 t년도의 연령 +1세에 대한 연령별 출산율 전망치를 업데이트한다. 업데이트하는 연령별 출산율의 전망치는 직전 코호트의 실현된 출산율 변화를 적용하는데, 여기서 중요한 포인트는 코호트별 누적 변화율을 적용한다는 점이다. 해당하는 연령의 변화율만 고려할 경우, 경험적 데이터만을 활용하는 것이기 때문에 변동이 크고 이상치가 발생하기 때문이다.

두 번째 단계(step 1)에서는 업데이트된 연도별 연령별 출산율을 GLG 모형에 적합한다. GLG 모형의 모수는 총 4개의 모수가 있지만, 본 연구에서는 합계출산율(C)과 평균출산연령(u)을 고정하기 때문에, 실질적으로 표준편차(b)에 해당하는 모수와 분포의 형태를 나타내는  $\lambda$ 를 추정하게 된다. 이 단계에서는 합계출산율과 평균출산연령에 따라 분포가 결정되기 때문에 외부에서 가정한 합계출산율을 온전히 반영할 수 있고, 만혼(晩婚)이나 비혼(非婚) 같은 혼인 행태의 변화도 고려할 수 있게 된다.



### 3. 모듈(코드)

KIHASA 인구추계모형의 출산율 모듈은 세 개의 파이썬 함수로 구현하였다. 먼저, <표 3-25>는 GLG 모형의 적합을 위해 GLG 모형의 pdf(probability density function)를 직접 함수식으로 구현한 것이다.  $x$ 는 연령이며,  $tfr$ 은 합계출산율,  $u$ 는 평균출산연령,  $b$ 는 표준편차다.  $ld$ 는  $\lambda$ 값으로, 앞에서 설명한 바와 같이 분포의 형태를 결정하는 모수이다.

<표 3-25> KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 GLGpdf 정의

KIHASA 인구추계모형 GLGpdf 함수
<pre>def GLGpdf(x, tfr, u ,b, ld):     pdf = (         (tfr*np.abs(ld)/          (b*math.gamma(1/(ld**2))))*((1/(ld**2))**(ld**(-2)))*          np.exp(              (1/ld)*((x-u)/b)-(1/(ld**2))*np.exp(ld*((x-u)/b))          )     )     return(pdf)</pre>

자료: 저자 작성.

두 번째는 연령별 출산율(ASFR) 데이터가 있을 때, 연령 범위, 합계출산율, 평균출산연령을 외생 변수로 입력하여 해당 데이터를 GLG 모형에 적합하는 함수이다. 실제 주어진 연령별 출산율(ASFR) 데이터와, GLG 모형의 pdf 값의 MSE를 최소화(minimize)하는 최적화 방법을 통해 GLG 모형의 모수들을 추정하는 함수이다.

<표 3-26> KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 GLGfit 함수 정의

KIHASA 인구추계모형 GLGfit 함수
<pre>def GLGfit(data, x, tfr, u=None):     if u is None:         def loss_function(params):             u, b, ld = params             if not 0.1 &lt;= abs(ld) &lt;= 10.0:                 return np.inf</pre>

## KIHASA 인구추계모형 GLGfit 함수

```

modeled_pdf = GLGpdf(x, tfr, u, b, ld)
return np.sum((modeled_pdf - data) ** 2)

initial_params = [30, 2, -0.25]
bounds = [(25,45), (0.1, 10.0), (-10.0, 10.0)]
result = minimize(loss_function, initial_params, bounds=bounds)
u_opt, b_opt, ld_opt = result.x
else:
def loss_function(params):
    b, ld = params
    if not 0.1 <= abs(ld) <= 10.0:
        return np.inf
    modeled_pdf = GLGpdf(x, tfr, u, b, ld)
    return np.sum((modeled_pdf - data) ** 2)

initial_params = [2, -0.25]
bounds = [(0.1, 10.0), (-10.0, 10.0)]
result = minimize(loss_function, initial_params, bounds=bounds)
b_opt, ld_opt = result.x
u_opt = u
pdf_vals = GLGpdf(x, tfr, u_opt, b_opt, ld_opt)
return {
    "pdf_vals": pdf_vals,
    "opt_params": {"tfr": tfr, "u": u_opt, "b": b_opt, "ld": ld_opt},
    "mse": result.fun}

```

자료: 저자 작성.

마지막으로, 코호트 출산율(CFR)과 연령별 출산율(ASFR)을 추계하는 프로세스를 수행하는 함수이다. 앞선 두 함수와 실적 자료, 시나리오, 합계출산율, 평균출산연령 값을 입력값으로 이용하여 추계 시작 시점부터 매 시점 코호트별 출산율, 연령별 출산율을 출력하는 역할을 한다.

〈표 3-27〉 KIHASA 인구추계모형 출산율 모듈 ForcASFR 함수 정의

## KIHASA 인구추계모형 ForcASFR 추정 함수

```

def ForcASFR(scenario, tfr_data, mab_data, afr_data, cfr_data):
    ##
    tfr_sc = tfr_data[scenario]
    mab_sc = mab_data[scenario]
    afr_sc = afr_data[scenario]
    cfr_sc = cfr_data[scenario]

```

## KIHASA 인구추계모형 ForcASFR 추정 함수

```

## 실적 및 코호트 연령별 출산율 변환
for i in range(1993, 2021):
    for j in range(15, 50):
        cfr_sc[i-j-1943, j-15] = afr_sc[i-1993, j-15]

## 1977년(15세) ~ 1971년생(15~21세) 코호트 연장 처리
for i in range(1977, 1969, -1):
    for j in range(15+(1977-i), 14, -1):
        cfr_sc[i-1943, j-15] =
            cfr_sc[i-1943, j+1-15] * (cfr_sc[i+1-1943, j-15] /
            cfr_sc[i+1-1943, j+1-15])

## 코호트 연령별 출산율 전망
for i in range(2021, 2122):
    year = i-1993
    tmp1, tmp2 = 0.0, 0.0
    for j in range(49, 14, -1):
        cohort = i-j-1943
        age = j-15
        avg_fr = 30
        if j > avg_fr:
            cfr_sc[cohort, age] =
                ((cfr_sc[cohort-1, 0:age+1].sum()) -
                (cfr_sc[cohort-1, 0:age].sum()))
        else:
            cfr_sc[cohort, age] =
                ((cfr_sc[cohort-1, age:].sum()) -
                (cfr_sc[cohort-1, age+1:].sum()))
        tmp1 += cfr_sc[cohort, age]
        afr_sc[year, age] = cfr_sc[cohort, age]

## GLGfit
tmp2 =
    GLGfit(data=afr_sc[year, :], x=np.arange(15, 50),
            tfr=tfr_sc[year], u=mab_sc[year])
afr_sc[year, :] =
    GLGpdf(x=np.arange(15, 50), tfr=tfr_sc[year],
           u=tmp2["opt_params"]['u'], b=tmp2["opt_params"]['b'],
           ld=tmp2["opt_params"]['ld'])
for j in range(49, 14, -1):
    cohort = i-j-1943
    age = j-15
    cfr_sc[cohort, age] = afr_sc[year, age]

## result
return afr_sc, cfr_sc

```

---

자료: 저자 작성.

## 제5절 소결

본 장에서는 인구추계모형에 활용된 데이터, 방법론, 그리고 어떻게 실제 구현했는지에 대한 파이썬 코드를 제시하였다.

우선 모형 구축에 사용된 데이터는 KOSIS 국가통계포털과 같은 공개 경로에서 쉽게 얻을 수 있는데, 이를 통해 데이터 확보 문제로 인한 차후 모형의 개선 차질을 예방하려 하였다.

방법론 측면에서는, 코호트요인법과 미래 생명표 작성 방법론을 통계청과 최대한 유사하게 구현하려고 노력하였으나, 100세 이상 부분에 대해서는 여전히 한계로 남아 있다. 그 차이가 무엇인지는 다음 제4장에서 논하고자 한다.

사망률 가정과 관련해서는 LC 모형부터 LLG 확장에 이르는 네 가지 주요 방법론을 모두 검토하였고, 해당 방법론을 모두 활용할 수 있도록 모듈을 구축하였다. 이를 통해 향후 50년 이상, 예를 들면 2120년 이상 까지 추계가 가능하도록 하였다. 실제 2070년 이후의 결과가 어느 정도 차이가 있는지는 다음 제4장에서 논하고자 한다.

출산율 모듈의 경우에는 통계청의 방법론을 그대로 구현하기보다는 원 내에서 시뮬레이션이 용이한 방향으로 간소화하여 구축하였다. 합계출산율과 평균출산연령을 외생 변수로 이용하여, 다양한 시나리오 가정을 모형 내에서 소화할 수 있도록 하였다. 이렇게 구현된 결과의 값이나 추이, 추가적인 시나리오 등은 제4장에서 점검하고 그 적정성을 검토한다.



## 제4장

### KIHASA 인구추계모형 검토

- 제1절 인구추계 대시보드
- 제2절 코호트요인법 모듈 검토
- 제3절 사망률 모듈 검토
- 제4절 출산율 모듈
- 제5절 소결



## 제4장 KIHASA 인구추계모형 검토

본 장에서는 앞에서 구축한 본 연구의 인구추계모형의 구축 상태와 그 실행 결과를 검토한다. 검토를 위해 먼저 인구추계 대시보드를 간략히 구축하여, 실제 구현한 코드가 제대로 수행되는지 검토하였다. 특히, 해당 대시보드는 본 원의 연구자들이 직접 구동해 보고, 문제점을 발견할 수 있도록 임시로 원내에 배포하고 있으며, 주요 가정과 인구추계 수치를 그래프와 표의 형태로, 그리고 해당 데이터를 직접 다운로드할 수 있도록 구현해나가고 있다.

본 장의 제1절에서는 이러한 인구추계 대시보드에 대해 간략히 설명하고, 제2절부터는 대시보드와 더불어 앞에서 구축한 여러 함수와 모듈에 관한 내용들을 각 모듈별로 정리하고자 한다. 특히 각 모듈별로 통계청 2021년도 인구추계모형과 비교를 통해 모형을 검증한다. 일부 직접적인 비교가 어려운 측면도 있으나, 일차적으로 통계청의 기본 방법론을 구현한 것이기 때문에 어느 정도 유사한지, 그 오차가 용인할 만한 수준인지에 대해 주로 검토하였다.

### 제1절 인구추계 대시보드

본 절에서는 앞에서 설명한 KIHASA 인구추계 대시보드에 관한 간략한 설명을 다룬다. KIHASA 인구추계 대시보드는 크게 세 가지 화면으로 구성되어 있으며, 두 종류의 모형을 적용하여 서로 비교할 수 있도록 하였다.

먼저, [그림 4-1]은 출산율 모듈 화면이다. 출산율 모듈 모델은 두 가지를 선택해야 한다. 각 모델에서 선택할 수 있는 모델은 통계청 KOSTAT의

모델과 KIHASA 모델 두 가지이다. 통계청 모델은 실제 통계청의 모델이 구동되는 것이 아니라, 통계청에서 공개하는 결과가 수치로만 입력되어 있기 때문에 별다른 작동 반응이 없다. KIHASA 모델을 선택하면, KIHASA 1과 KIHASA 2를 추가로 선택해야 한다. 두 가정의 차이는 고위 가정에 있다. KIHASA 1은 앞의 제3장에서 설명한 통계청의 합계출산율 및 평균출산 연령이 중위, 저위, 고위 가정과 동일하게 입력되는 옵션이며, KIHASA 2는 고위 가정에서만 출산율 2.1이 입력되도록 구성하였다. 기본적으로 Model 1은 KOSTAT, Model 2에서는 KIHASA 모델을 선택할 수 있게 하였지만 추후 해당 부분은 개선 가능하다. Model 2에서 KIHASA 모델을 선택하게 되면, [그림 4-1]과 같이 연령별 출산율 가정을 연도별로, 저위, 고위, 중위 가정별로 비교할 수 있게 된다. 또한, 해당 가정들은 인구추계모형에 적용된다.

[그림 4-1] KIHASA 인구추계 대시보드 출산율 모듈



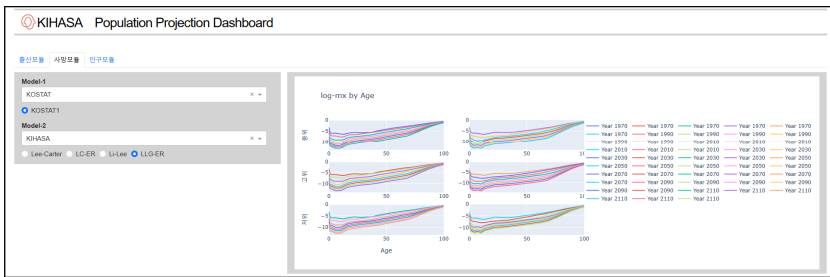
자료: 저자 작성.

두 번째로 [그림 4-2]는 사망률 모듈 화면이다. 사망률 모듈에서도 역시 모델은 두 가지를 선택해야 한다. 각 모델에서 선택할 수 있는 모델은 통계청 KOSTAT의 모델과 KIHASA 모델이다. 출산율과 마찬가지로 통계청 모델은 실제 통계청의 모델이 구동되는 것이 아니라, 통계청에서 공개하는 결과가



수치로만 입력되어 있기 때문에 별다른 작동 반응이 없다. KIHASA 모델을 선택하면, LC, LL, LC-ER, LLGE 옵션 중 하나를 선택할 수 있다. 네 가지 옵션 중 하나를 선택하면, 해당 모델에 의한 가정이 인구추계 모형에 입력되며, 사망률 저위, 고위 가정의 신뢰수준이 각각 1%, 99%로 설정된다. 현재 대시보드에서는 신뢰구간의 수준을 변동할 수 없지만 추후 개선 작업에서 반영할 예정이다. 사망률 가정을 선택하게 되면 성 및 연도별로, 저위, 고위, 중위 가정에 대한 로그사망률을 비교할 수 있도록 그래프가 산출되며, 인구추계모형에는 해당 사망률 가정이 입력되게 된다.

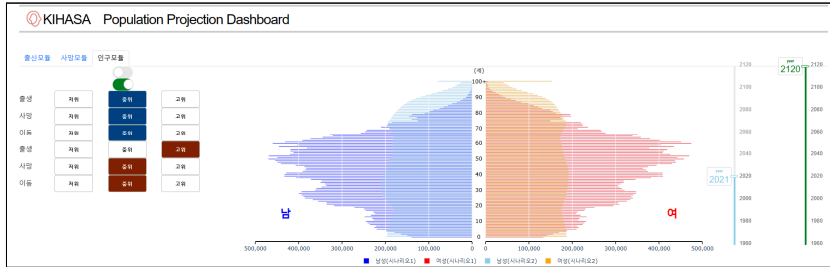
[그림 4-2] KIHASA 인구추계 대시보드 사망률 모듈



자료: 저자 작성.

마지막으로 [그림 4-3]은 인구 모듈 화면이다. 인구 모듈에서는 앞의 출산 및 사망 모듈에서 선택한 모형들의 시나리오를 선택할 수 있다. 현재 구현된 상태는 모델별로 저위, 고위, 중위 총 9개 조합의 시나리오를 선택할 수 있다. 각 모델에 대해 시나리오를 선택하게 되면 해당 시나리오의 인구추계가 계산되고, 이에 따른 인구피라미드가 출력된다.

[그림 4-3] KIHASA 인구추계 대시보드 인구 모듈



자료: 저자 작성.

다만, 현재까지 구축된 대시보드에서는 시각적인 부분에 대해서만 구현하고 있기 때문에, 각 모듈의 자세한 구현 상황은 제2절부터 대시보드와 더불어 통계청 결과와 직접적인 수치를 표로 작성하여 비교하거나 추가적인 그래프 등을 산출하여 비교 검토하였다.

## 제2절 코호트요인법 모듈 검토

본 절에서는 코호트요인법 모듈의 결과를, 통계청의 인구추계 결과와 비교하였다. 코호트요인법 비교에서는 비교 기간을 2070년까지로 하였는데, 이는 통계청 인구추계 가정이 2070년까지만 공개되어 있기 때문이다.

먼저, 전체 인구 및 인구변동요인 수준을 주요 시나리오별로 비교해 보았다. 시나리오와 관계없이 천 명 단위 비교에서는 본 연구와 통계청의 방법론에 차이가 없었다. 단, 2070년에 사망자 수의 차이가 발생하는데, 이는 앞의 [그림 3-2]에서 설명한 바와 같이 연앙인구 산출을 위해 생명표를 적용할 때 2개년의 평균 형태로 적용하기 때문이다. 즉, 2070년과 2071년의 생명표가 평균이 되어 2070년에 적용되기 때문에 2071년의 사망률에 대한 가정을 제대로 적용하지 않은 상태에서는 이런 오차가 발생할 수밖에 없다. 또한 출생아 수 역시 두 개 연도의 평균이 적용되기 때문에 천 명 단위에선 차이가 없었지만, 2070년엔 차이가 있었을 것으로 예측한다.

〈표 4-1〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 중위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2050	2070	2030	2050	2070	2030	2050	2070	
인구	계	51,199	47,359	37,656	51,199	47,358	37,656	0	-1	0
	남	25,534	23,495	18,788	25,534	23,494	18,787	0	-1	-1
	여	25,665	23,864	18,868	25,665	23,864	18,869	0	0	1
출생	계	305	236	196	305	236	196	0	0	0
	남	156	121	101	156	121	101	0	0	0
	여	149	115	96	149	115	96	0	0	0
사망	계	408	680	702	408	680	705	0	0	3
	남	215	345	345	215	345	347	0	0	2
	여	192	335	357	192	335	358	0	0	1
이동	계	46	43	40	46	43	40	0	0	0
	남	25	23	20	25	23	20	0	0	0
	여	21	20	20	21	20	20	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-2〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 고위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2050	2070	2030	2050	2070	2030	2050	2070	
인구	계	52,436	51,497	44,378	52,436	51,496	44,377	0	-1	-1
	남	26,165	25,590	22,174	26,165	25,589	22,172	0	-1	-2
	여	26,271	25,907	22,204	26,271	25,907	22,205	0	0	1
출생	계	372	291	285	372	291	285	0	0	0
	남	191	149	146	191	149	146	0	0	0
	여	181	142	139	181	142	139	0	0	0
사망	계	381	662	728	381	662	732	0	0	4
	남	202	336	362	202	336	364	0	0	2
	여	178	325	366	178	325	368	0	0	2
이동	계	108	101	96	108	101	96	0	0	0
	남	57	52	49	57	52	49	0	0	0
	여	51	48	47	51	48	47	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-3〉 인구변동요인 결과 비교(코호트요인법 적용: 저위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2050	2070	2030	2050	2070	2030	2050	2070	
인구	계	50,147	43,333	31,531	50,147	43,333	31,532	0	0	1
	남	24,997	21,483	15,744	24,997	21,483	15,744	0	0	0
	여	25,149	21,850	15,787	25,149	21,851	15,789	0	1	1
출생	계	242	189	120	242	189	120	0	0	0
	남	124	97	62	124	97	62	0	0	0
	여	118	92	59	118	92	59	0	0	0
사망	계	437	694	672	437	694	675	0	0	3
	남	230	349	330	230	349	331	0	0	2
	여	207	346	342	207	346	344	0	0	2
이동	계	-15	-12	-11	-15	-12	-11	0	0	0
	남	-6	-5	-6	-6	-5	-6	0	0	0
	여	-9	-7	-6	-9	-7	-6	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

두 번째는 각 세별 인구 결과 비교이다. 앞서 검토하였듯이 천 명 단위에서 큰 차이를 보이지 않았기 때문에 명 단위에서 비교하였다. 1~99세 인구에서는 +-오차가 모두 합쳐져 그 차이의 규모가 크진 않지만 해당 인구의 비율로 봤을 때 코호트요인법 및 생명표 구동이 통계청과 거의 유사하게 작동하는 것으로 볼 수 있다. 출생률의 적용이 적절히 잘 되고 있는지에 대한 점검을 위해 0세의 인구 차이도 테스트했으며, 2070년까지 최대 50명 미만의 차이로 봐서 통계청의 방법론과 거의 동일한 결과를 얻었다고 볼 수 있다. 다만 100+세에서는 통계청과 차이가 컸다. 이는 100세 +의 생명표 적용 방식에서 본 연구는 그레빌 9차 보정을 수행하는 반면, 통계청의 경우 실제 110세까지의 mx를 직접 활용하는 부분의 차이로 추측된다. 다만 해당 부분은 데이터 확보 측면의 한계로, 향후 데이터 확보나 추가적인 보정 작업 등의 보완이 요구된다.

〈표 4-4〉 연령별<sup>2)</sup> 인구 결과 비교

(단위: 명)

구분		차이(B-A)					
		2021	2030	2040	2050	2060	2070
고위	0세	-7	-5	-4	1	30	43
	1~99	-14	-142	-386	-508	-391	-141
	100+	-10	-206	-543	-240	-1,788	-1,110
중위	0세	-2	-1	-4	-3	15	25
	1~99	-14	-87	-202	-267	-285	-48
	100+	-10	-179	-409	-64	-1,214	-504
저위	0세	-5	3	10	1	13	21
	1~99	-14	111	343	514	703	938
	100+	-10	-151	-297	62	-759	-74

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.

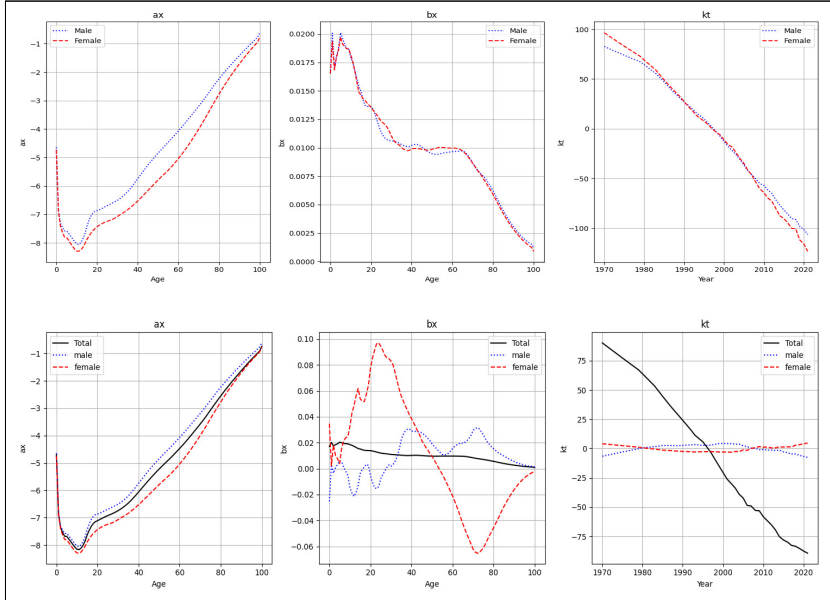
2) 연령별 결과 비교에서는 남, 여를 합친 전체 인구를 비교.

자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

### 제3절 사망률 모듈 검토

[그림 4-4]는 LC 모형과 LL 모형의 각각 요인에 대한 추정 결과이다. LC 모형은 각 성별로 적합하였고,  $ax$ 는 각 성별 로그사망률의 연도별 평균값을 의미하며,  $bx$ 는 연령별 효과,  $kt$ 는 시간에 따른 사망률 변화 추이를 의미한다.

[그림 4-4] LC 모형 및 LL 모형의 모수 추정 결과



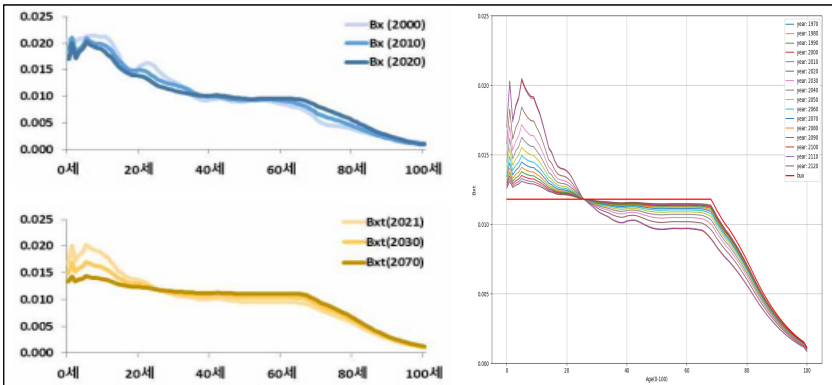
자료: 저자 작성.

LL 모형의 결과는 전체 사망률에 대한 공통사망경향 추정치( $ax$ ,  $bx$ ,  $kt$ )와 각 성별의 개별 효과 추정치이다. LC 모형의 각 성별과 LL 모형의 공통사망 경향은 크게 차이가 없고, LL 모형의 개별 효과 추정치는 이런 공통사망 경향을 제거했기 때문에 평균을 중심으로 나타나는 경향을 보인다. 해당 추정 결과에 대해서는 통계청의 장래인구추계와 비교 가능한 결과가 없어, KIHASA 모형에 의한 결과만을 제시하였다. 다만 통계청 장래인구추계에서 LLG 모형의 사망률의 개선 교대 효과 추정 시 제시된  $bxt$ 의 결과를 미루어 볼 때, LC 모형 및 LL 모형의 추정 결과가 통계청의 장래인구추계 결과와 유사한 형태로 나타난 것으로 판단된다.

사망률의 개선 교대 효과 추정 결과의 경우, 비교를 위해 LLG 모형의 결과를 제시하였다. 직접적인 수치 비교는 아니지만 2070년까지의 그래프

패턴을 보았을 때 상당히 유사한 결과로 해석할 수 있어, 2120년까지의 결과 역시 유사할 것으로 판단된다.

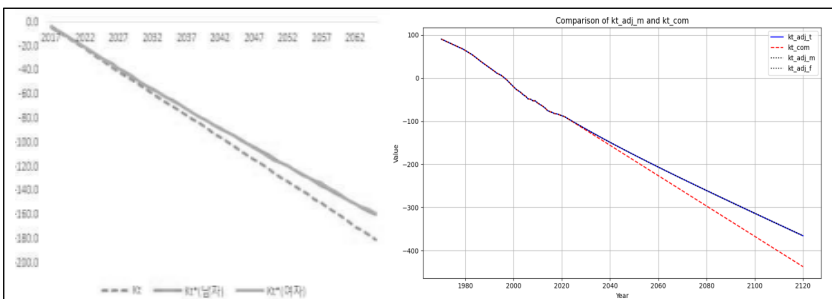
[그림 4-5] 사망률 개선 교대 효과 추정 비교(좌(KOSTAT), 우(KIHASA))



자료: 통계청(2021a) 및 저자 작성.

[그림 4-6]의 공통사망경향을 기대수명에 맞게 조정한  $Kt^*$ 의 추정 결과의 경우는 통계청에서 직접 제시한 결과는 없지만, 2015년 인구추계를 개선하기 위한 연구인 김수영·한명직(2017)의 논문에 비추어 봤을 때, 통계청의 방법론과 본 연구의 방법론이 유사한 형태로 구축되었음을 짐작해 볼 수 있다.

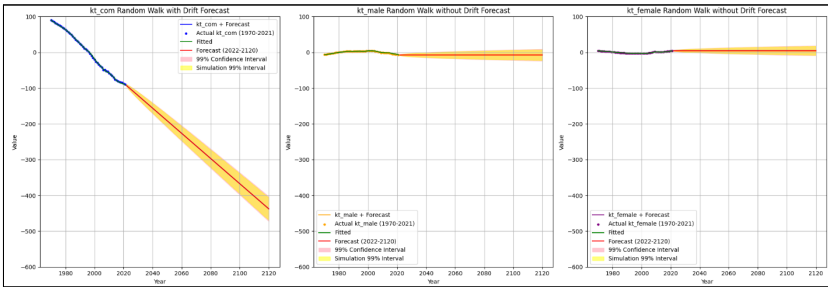
[그림 4-6] 공통사망경향  $Kt^*$  추정 비교(좌(김수영, 한명직 외(2017)), 우(KIHASA))



자료: 김수영, 한명직(2017) 및 저자 작성.

[그림 4-7]은 공통사망경향  $K_t$  및 개별사망경향  $k_t$ 의 시뮬레이션 결과이다.

[그림 4-7] 공통사망경향  $K_t^*$  및 개별사망경향  $k_t$ 의 추계 및 99% 신뢰구간



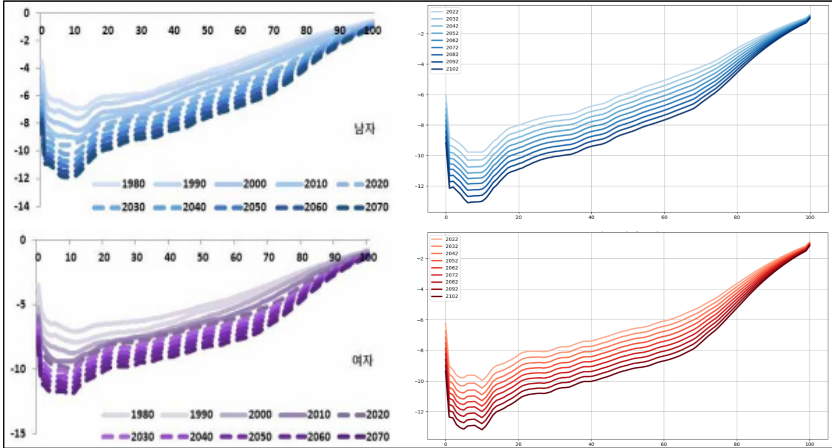
자료: 저자 작성.

통계청의 방법론과 동일하게 각각 Random-walk with drift 모형(공통), Random-walk without drift 모형(개별)을 적용하였다. 통계청 장래인구 추계에서는 300회 시뮬레이션을 하여 99% 신뢰구간을 토대로 사망률의 고위와 저위 시나리오를 결정하며, 본 연구는 이와 유사하게 1,000회 시뮬레이션하여 고위 및 저위 시나리오를 산출하였다.

최종 종속변수인 로그사망률은 앞선  $b_{xt}$ 와  $k_t^*$ 를 조합한 결과이므로 비슷한 추이를 보여야 하며, 예상대로 [그림 4-8]의 결과와 같이 유사한 추이를 보인다. 이를 인구추계 모듈에 적용하기 위해서는 지수를 취하여 사망률(mx)로 전환한 후, 생명표 모듈과 코호트요인법 모듈의 사망률 시나리오에 적용한다.



[그림 4-8] 성별 로그사망을 추계 비교(좌(KOSTAT), 우(KIHASA))



자료: 통계청(2021a) 및 저자 작성.

〈표 4-5〉는 이를 적용한 인구추계 결과이며, 이를 통계청 추계 결과와 비교한 것이다. 사망률 추계를 2120년까지 확장할 수 있기 때문에 통계청 결과와의 비교 역시 2120년까지 수행하였다.

먼저, 전체 인구 및 인구변동요인 수준을 주요 시나리오별로 비교하였다. 코호트요인법의 결과보다는 다소 차이가 있지만, 중위 인구의 경우 본 연구에서 2120년 기준 6천 명 적게 추계되었다. 2120년 총인구추계 결과가 2,095만 명임을 감안할 때 이 차이는 0.03% 수준의 차이가 된다. 비록 고위와 저위의 결과에서는 더 큰 차이를 보이고 있지만, 이는 시뮬레이션을 통해 저위와 고위 수준을 정하기 때문에 정확히 일치시키는 작업은 사실상 큰 의미가 없으며, 세 가지 시나리오에서 통계청과 본 연구의 결과가 모두 유사한 추이를 보이고 있음을 확인한 것이라고 하겠다. 기대수명의 경우에도 역시 최대 -0.1세 차이로 유사한 추이를 보이고 있다.

102 인구추계모형 구축과 활용 방안

<표 4-5> 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 중위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	51,199	37,656	20,953	51,196	37,650	20,946	-3	-6	-8
	남	25,534	18,788	10,571	25,532	18,784	10,562	-2	-4	-9
	여	25,665	18,868	10,383	25,664	18,866	10,384	-1	-2	2
출생	계	305	196	111	305	196	111	0	0	0
	남	156	101	57	156	101	57	0	0	0
	여	149	96	54	149	96	54	0	0	0
사망	계	408	702	300	407	702	300	-1	0	0
	남	215	345	151	215	345	151	0	0	0
	여	192	357	149	192	357	149	0	0	0
이동	계	46	40	36	46	40	36	0	0	0
	남	25	20	18	25	20	18	0	0	0
	여	21	20	19	21	20	19	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

<표 4-6> 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 고위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	52,436	44,378	31,942	52,445	44,387	31,924	9	9	-18
	남	26,165	22,174	16,083	26,168	22,170	16,081	3	-4	-1
	여	26,271	22,204	15,859	26,276	22,217	15,842	5	13	-17
출생	계	372	285	201	372	285	201	0	0	0
	남	191	146	103	191	146	103	0	0	0
	여	181	139	98	181	139	98	0	0	0
사망	계	381	728	397	380	732	399	-1	4	2
	남	202	362	201	201	361	203	-1	-1	1
	여	178	366	196	179	371	196	0	5	0
이동	계	108	96	90	108	96	90	0	0	0
	남	57	49	45	57	49	45	0	0	0
	여	51	47	45	51	47	45	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-7〉 인구변동요인 결과 비교(LLG 적용: 저위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	50,147	31,531	12,140	50,133	31,480	12,110	-14	-51	-29
	남	24,997	15,744	6,168	24,993	15,715	6,149	-5	-29	-19
	여	25,149	15,787	5,972	25,141	15,765	5,962	-9	-22	-10
출생	계	242	120	53	242	120	53	0	0	0
	남	124	62	27	124	62	27	0	0	0
	여	118	59	26	118	59	26	0	0	0
사망	계	437	672	213	437	670	211	0	-2	-2
	남	230	330	106	229	329	105	0	-1	0
	여	207	342	107	208	342	106	0	0	-1
이동	계	-15	-11	-11	-15	-11	-11	0	0	0
	남	-6	-6	-6	-6	-6	-6	0	0	0
	여	-9	-6	-5	-9	-6	-5	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-8〉 기대수명 결과 비교

(단위: 세)

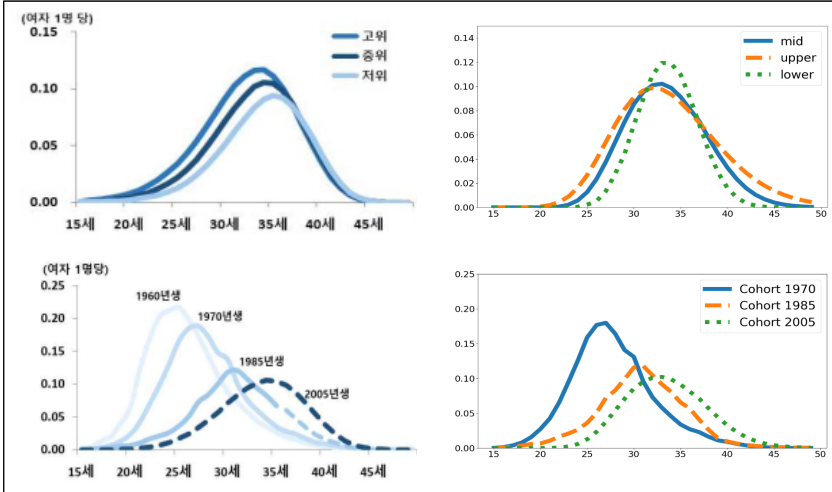
구분	통계청(A)				본 연구(B) <sup>1)</sup>				차이(B-A)				
	2030	2060	2090	2120	2030	2060	2090	2120	2030	2060	2090	2120	
고위	계	86.6	91.2	94.0	95.9	86.6	91.3	93.9	95.8	0.0	0.1	-0.1	-0.1
	남	83.9	89.3	92.5	94.6	83.9	89.3	92.4	94.6	0.0	0.0	-0.1	0.0
	여	89.3	93.2	95.5	97.1	89.3	93.2	95.4	97.0	0.0	0.0	-0.1	-0.1
중위	계	85.7	90.1	92.9	94.9	85.7	90.1	92.9	94.9	0.0	0.0	0.0	0.0
	남	83.0	88.3	91.5	93.8	83.0	88.2	91.5	93.8	0.0	-0.1	0.0	0.0
	여	88.4	92.0	94.3	96.0	88.4	92.0	94.3	96.0	0.0	0.0	0.0	0.0
저위	계	84.7	88.8	91.7	93.8	84.7	88.7	91.6	93.8	0.0	-0.1	-0.1	0.0
	남	82.1	87.1	90.5	93.0	82.1	87.0	90.4	92.9	0.0	-0.1	-0.1	-0.1
	여	87.3	90.4	92.9	94.7	87.3	90.4	92.8	94.7	0.0	0.0	-0.1	0.0

주: 1) KOSIS의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

## 제4절 출산율 모듈

[그림 4-9]는 본 연구에서 구축한 출산율 모듈의 적용 결과와 통계청의 결과를 비교한 것이다. 상단의 그림은 2005년생 코호트의 고위, 중위, 저위에 대한 연령별 출산율 결과인데, 통계청의 경우, 고위에서 저위로 갈수록 높은 연령의 출산율이 높아지는 모습, 즉 우측으로 이동하는 형태를 보인다. 반면, 본 연구의 결과는 우측으로 이동하는 형태는 유사하나 분포의 침도가 높아지고, 30대 중반 쪽으로 출산이 집중되는 현상을 보여준다. 연령별 출산율의 합이 합계출산율이 되는데, 통계청의 출산율 가정에서는 만혼화 현상이 더 두드러져 30대 후반과 40대의 출산율이 높아지는 것으로 반영되었다면, 본 연구의 출산율은 30대 중반에 출산이 집중되고 저연령과 고연령층의 출산은 감소하는 형태로 나타난 것이라고 할 수 있다. 특히, 본 연구의 가정은 단순히 합계출산율과 출산연령의 지연을 맞추는 분포를 찾는 것이기 때문에, 통계청의 가정과 직접 비교하여 평가하기에는 부족하며, 향후 이러한 경향을 검증하고, 개선하는 과정이 반드시 필요하다는 판단이다. 다만, 합계출산율과 평균출산연령에 대한 가정을 토대로 여러 시뮬레이션을 해볼 수 있다는 것 자체는 의미가 있다고 하겠다.

[그림 4-9] 코호트 출산율(좌(KOSTAT), 우(KIHASA))



자료: 통계청(2021a) 및 저자 작성.

〈표 4-9〉에서 〈표 4-11〉은 본 연구에서 구축한 출산율 모듈과 사망률 모듈의 각 시나리오별 가정을 적용한 결과와 통계청의 결과를 비교한 것이다. 출산율과 사망률이 통계청의 가정과는 모두 달라졌기 때문에 앞의 비교 결과에 비해 그 차이가 상대적으로 크게 나타난다. 고위와 저위가 나타내는 불확실한 범위도 통계청 결과에 비해 소폭 넓게 나타나고 있다. 그러나 전체적인 경향성은 통계청의 결과와 유사한 것으로 판단된다.

106 인구추계모형 구축과 활용 방안

〈표 4-9〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 중위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	51,199	37,656	20,953	51,214	37,695	21,035	15	39	81
	남	25,534	18,788	10,571	25,541	18,807	10,607	7	19	36
	여	25,665	18,868	10,383	25,673	18,888	10,428	8	20	45
출생	계	305	196	111	306	197	111	1	1	0
	남	156	101	57	157	101	57	0	0	0
	여	149	96	54	149	96	54	0	0	0
사망	계	408	702	300	407	702	301	-1	0	1
	남	215	345	151	215	345	152	0	0	1
	여	192	357	149	192	357	150	0	0	1
이동	계	46	40	36	46	40	36	0	0	0
	남	25	20	18	25	20	18	0	0	0
	여	21	20	19	21	20	19	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-10〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 고위)

(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	52,436	44,378	31,942	52,456	44,511	32,157	20	133	215
	남	26,165	22,174	16,083	26,174	22,234	16,201	9	61	118
	여	26,271	22,204	15,859	26,282	22,277	15,956	11	72	97
출생	계	372	285	201	370	285	204	-2	0	4
	남	191	146	103	190	146	105	-1	0	2
	여	181	139	98	180	139	100	-1	0	2
사망	계	381	728	397	380	732	400	-1	4	3
	남	202	362	201	202	361	203	-1	-1	2
	여	178	366	196	178	371	197	0	5	1
이동	계	108	96	90	108	96	90	0	0	0
	남	57	49	45	57	49	45	0	0	0
	여	51	47	45	51	47	45	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

〈표 4-11〉 인구변동요인 결과 비교(출산율 모듈 적용: 저위)

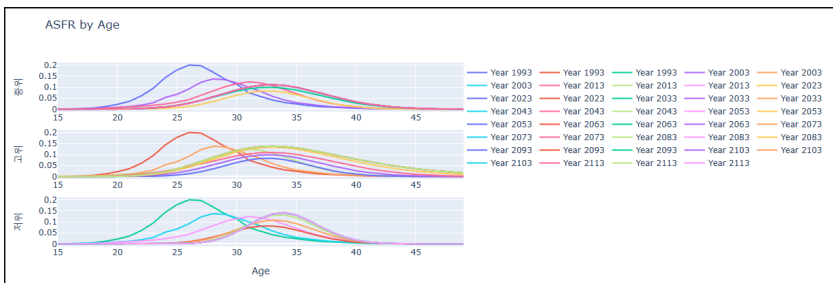
(단위: 천 명)

구분	통계청(A)			본 연구(B) <sup>1)</sup>			차이(B-A)			
	2030	2070	2120	2030	2070	2120	2030	2070	2120	
인구	계	50,147	31,531	12,140	50,157	31,469	12,089	10	-62	-51
	남	24,997	15,744	6,168	25,004	15,709	6,137	7	-35	-31
	여	25,149	15,787	5,972	25,152	15,760	5,951	3	-27	-21
출생	계	242	120	53	246	120	53	4	0	0
	남	124	62	27	126	61	27	2	0	0
	여	118	59	26	120	58	26	2	0	0
사망	계	437	672	213	437	670	212	0	-2	-1
	남	230	330	106	230	328	106	0	-2	0
	여	207	342	107	208	342	106	0	0	-1
이동	계	-15	-11	-11	-15	-11	-11	0	0	0
	남	-6	-6	-6	-6	-6	-6	0	0	0
	여	-9	-6	-5	-9	-6	-5	0	0	0

주: 1) 통계청의 출생, 사망, 국제순이동 가정을 활용하여 KIHASA 모형에서 실행한 결과임.  
 자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

다음 [그림 4-10]은 합계출산율 및 평균출산연령을 통계청의 중위와 저위, 그리고 고위 대신 합계출산율 2.1을 가정 했을 때의 연도별 연령별 출산율(ASFR)을 그린 것이다.

[그림 4-10] 중위 및 저위, 고위(2.1)의 연도별 연령별출산율(KIHASA 모형)

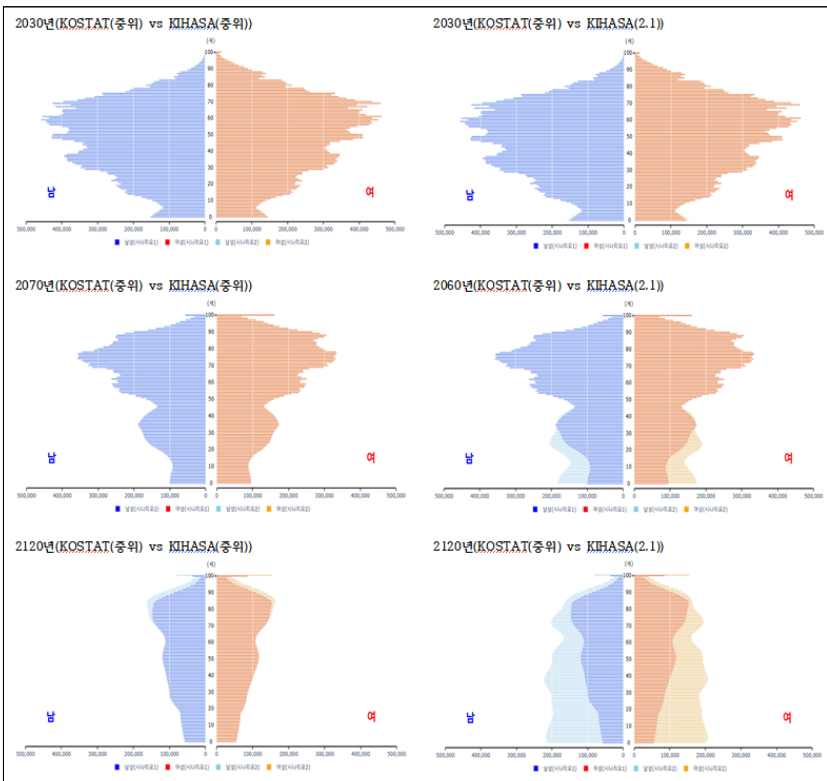


자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09) 및 저자 작성.

합계출산율이 현 수준에서 30년간 선형적으로 증가해 2060년 이후 2.1을 유지하는 기계적인 가정을 토대로, 본 모형의 강건성을 검토하였다. 연령별 출산율이 GLG 모델에 적합되기 때문에 정규분포의 종 형태를 보이며, 합계출산율이 증가하기 때문에 분포의 모양이 확대되는 현상을 볼 수 있다.

[그림 4-11]은 이러한 출산율 가정을 적용했을 때의 인구피라미드이다.

[그림 4-11] 인구피라미드 비교(KOSTAT(중위) vs KIHASA(중위)(2.1))



자료: 통계청 인구동향과(2021.09) 및 저자 작성.

좌측 피라미드는 출산율 2.1 가정과 비교하기 위해 2030년에서 2120년까지 통계청의 중위 가정과 본 연구의 중위 가정을 동시에 표현한 것이다.



우측은 2030년에서 2120년까지 통계청의 중위 가정과 본 연구의 사망률 중위, 출산율 2.1 가정을 표현한 것이다. 합계출산율이 2060년까지 2.1로 선형 증가하는 가정이기 때문에 2030년까지의 인구피라미드는 차이가 없다. 그러나 2060년부터 많이 태어나고 그 인구가 저연령층에서부터 누적되기 시작한다. 그 결과, 출산율 2.1이 지속되는 가정에서 2120년의 인구구조는 우리가 예상하는 것과 같이 균형 수준의 피라미드 모양 형태를 보이게 된다.

## 제5절 소결

본 장에서는 제3장에서 구축한 인구추계모형의 결과들을 검토하였다. 인구추계 대시보드를 활용하여 각 시나리오를 통계청 시나리오와 비교하면서 그 결과를 검토하였고, 제2절부터는 추가로 모듈별로 구현 상태를 비교하였다.

먼저, 본 연구의 코호트요인법 구현 결과는 2021~2070년 예측에서 통계청 결과와 거의 유사한 결과를 나타냈다. 다만, 100세 이상 연령에서는 통계청의 방법론과 동일하지 않기 때문에 차이가 발생한다. 해당 부분에 대해서는 향후 오류 검증을 지속적으로 진행해야 한다. 또한, 추가적으로 한계연령을 100+세보다 더 늘려서 반영하는 부분에 대해서도 검토해야 할 것이다.

두 번째로, 사망률 모듈에 대한 검증이다. 사망률 자체적으로 아주 작은 소수의 수치를 갖기 때문에, 이를 수치적으로 비교하는 것은 큰 의미를 갖기 어렵다. 그래서 이를 통해 구현되는 인구수나, 그래프의 패턴 등을 토대로 비교하였다. 특히 2070년 이전에는 차이가 미미하며, 2070년 이후에도 통계청의 인구추계 결과와 본 연구의 인구추계 결과가 큰 차이

를 보이지 않는 것으로 보아, LLGE 사망률 모형은 적절히 잘 적용된 것으로 판단된다. 다만 다른 LC, LL, LC-ER 모형의 경우, 직접적인 비교는 어렵기 때문에, 향후 인구추계 모형의 활용 등을 통해 검증해 나가야 할 것으로 판단된다.

세 번째로, 출산율 모듈에 대한 부분이다. 출산율은 통계청의 출산율 전망 방법을 적용한 것이 아니기 때문에, 통계청의 결과와는 앞에서 비교한 코호트요인법이나 사망률 방법론에 비해서 그 차이가 컸다고 할 수 있다. 또한, 출산율에 의해 발생하는 오차가 0세 인구에만 국한되는 것이 아니라 0세가 향후 가입 연령이 되기도 하기 때문에 실제 큰 차이가 발생했다면 그 오류가 가시적으로 드러났으리라 판단된다. 그러나 규모 면에서도 차이가 크지 않았고, 전반적인 미래 인구 추이에서도 저위, 고위, 중위 가정 모두 동일한 방향성을 보였기 때문에 큰 오류는 없다고 판단된다.

본 연구에서 구축한 인구추계모형은 첫 번째 시도임에도 불구하고 통계청의 결과와 비교했을 때 모형의 강건성을 보였으며, 또한 합계출산율과 평균출산연령에 대한 가정, 여러 사망률 모델의 활용 가능성 등 그 확장성을 확인한 것 자체만으로도 의의가 있다고 하겠다.

이후 제5장에서는 공식적 인구추계 활용 사례 연구를 검토하고, 현재 구축한 인구추계모형을 향후 어떻게 발전시켜 나가야 할지에 대해 논의하고자 한다.



# 제5장

## 인구추계모형 활용 방안

제1절 노동 분야 활용 사례

제2절 노후소득보장 분야 활용 사례

제3절 교육 분야 활용 사례

제4절 보건·의료 분야 활용 사례

제5절 인구추계모형 활용 방안



## 제 5 장 인구추계모형 활용 방안

“서론”에서 언급하였듯이 본 연구에서 구축하는 인구추계모형은 일회성 연구로 그치는 것이 아니라 향후 우리 원의 다양한 정책 연구 과제를 지원하기 위한 목적이 크다.

이에 본 장에서는 인구추계모형 구축과는 별도로 현행 우리나라 통계청의 인구추계를 활용한 각 분야의 연구 현황을 검토한다. 특히, 노동과 복지, 교육, 보건 등 다양한 분야에서 기존 통계청에서 수행한 인구추계 결과를 어떻게 활용하고 있고, 어떤 제약이 있는지를 파악한다.

이를 통해 현재 본 연구에서 구축하고 있는 인구추계모형의 향후 활용 방안을 도출하고자 한다.

### 제1절 노동 분야 활용 사례

#### 1. 개요

노동시장은 노동력의 공급자인 근로자와 수요자인 기업으로 구성되며, 근로자와 기업이 서로를 탐색하는 과정을 통해 임금과 고용량이 결정된다. 따라서 노동시장과 관련된 연구는 노동 공급과 수요, 임금과 관련된 주요 현안 및 문제점을 분석하고, 노동 공급 및 수요에 영향을 끼치는 교육, 보건, 결혼, 이주 등의 주제를 다루기도 한다. 한국의 노동시장과 관련해서는 다양한 쟁점과 이슈가 존재하지만, 가장 중요한 주제 중 하나는 저출산, 고령화와 관련된 부분이다. 한국의 빠른 고령화 사회로의 전환은 노동 공급,

숙련도, 임금 등 노동시장을 구성하는 다양한 요소에 영향을 끼치고, 이로 인해 한국 사회 전반에 걸쳐 여러 문제를 야기할 것으로 예측된다. 이러한 주제를 연구하기 위해 가장 널리 활용되는 자료 중 하나는 통계청의 장래 인구추계이다. 그 이유는 통계청의 장래인구추계가 앞으로의 인구구조 변화 및 노동 공급에 관한 실질적 전망치를 제공함으로써, 저출산 및 고령화의 영향을 정량화시킬 수 있는 핵심 정보를 제공하기 때문이다.

실제로 통계청 장래인구추계에서 제공하는 한국의 생산가능인구와 고령 인구에 대한 전망은 우리 사회에 큰 우려를 자아내고 있다. 2021년 통계청 장래인구추계 결과에 따르면, 한국의 생산연령인구는 2020년 3,738만 명에서 2040년 약 2,852만 명으로 약 25% 감소할 전망이다. 또한, 15~64세 생산연령인구 비중은 72.1%에서 56.8%로 감소하는 반면 65세 이상 고령 인구 비중은 15.7%에서 34.4%로 2배 이상 크게 증가할 것으로 예상된다(통계청 인구동향과, 2021.12.09). 이러한 생산가능인구의 감소와 고령 인구의 증가는 노동 공급의 양적 감소를 야기할 뿐만 아니라, 학습 능력과 지리적 이동성이 높은 젊은 연령층의 노동자 비중을 낮춰 노동 공급의 질적 감소에 대한 우려를 제기한다.

생산인구의 부족에 대한 대응책으로는 노동력의 효율성을 진작시키는 방안도 존재하지만, 가장 직접적인 방법으로는 노동시장에 공급되는 절대적 노동자 수를 증가시키는 방법이 있다. 이를 위해서는 현재까지 충분히 활용되지 못하는 여성 및 고령 노동력을 적극적으로 활용하고, 더 많은 해외 이주노동자를 허용하는 방안이 논의되고 있다(이상립, 2012). 한국은 다른 선진국에 비해 여성의 경제활동 참가율이 상대적으로 낮기 때문에, 출산과 육아 등으로 인해 경력이 단절된 여성의 노동력을 더욱 적극적으로 활용할 필요성이 있다. 또한 베이비부머 세대라 칭해지는 1955~1963년 출생의 노년층은 기존의 노년 세대보다 더 나은 교육, 건강 수준을 보이고 은퇴 후에도 일자리를 희망하는 비율이 낮지 않기 때문에

(김수린 외, 2019; 정경희, 손창균, 박보미, 2010), 고령자의 노동력을 더욱 활용하는 방안을 고려할 수 있다. 여성과 노인 인력의 확보를 통해서도 완전히 해결되지 못하는 부분은 추가적인 외국 근로자의 고용을 통해 해결할 수 있다. 미래의 노동 수요와 공급을 비교하고 새롭게 추가될 수 있는 노동력을 추산하는 연구에는 통계청의 장래인구추계가 많이 활용되고 있다.

한국 노동시장의 전반적 노동 공급을 살펴본 연구 이외에도, 장래인구추계를 활용하여 노인돌봄 시장 같은 특정 노동시장을 분석한 연구도 존재한다. 의료기술의 발전은 노인의 건강을 증진시키고 동시에 돌봄이 필요한 노인의 수를 증가시키므로, 돌봄서비스 제공 인력의 확충은 향후 노인돌봄 시장의 중요한 문제로 인식되고 있다. 이에 따라 앞으로의 부족한 돌봄 인력 규모를 예상하고 우리 사회가 마련해야 할 적정 돌봄 인력 규모를 추산하는 연구가 다수 존재한다.

저출산, 고령화에 따른 인구구조의 변화는 잠재적으로 지역, 산업별 노동력 수급의 불균형 문제도 야기할 수 있다. 생산가능인구가 줄고 수도권 집중 현상이 더욱 심해진다면 지방 소도시의 소멸과 함께 지역별 노동 수급 문제가 상이하게 나타날 수 있다. 또한, 고령 인구의 선호도는 고령층이 증가함에 따라 산업별 노동 수요에도 영향을 끼칠 수 있다. 따라서 기술과 산업의 빠른 발전으로 인해 대체되는 인력과 신산업에 필요한 수요를 예측할 필요성이 증대되고 있으며, 장래인구추계의 결과를 활용하여 이를 분석한 연구도 늘고 있다. 다음 소절에서는 이러한 연구들을 상세히 기술하고, 이를 활용하여 본 장의 마지막 절에서는 인구추계의 활용성과 개선 방안을 살펴보도록 한다.

## 2. 고령층의 노동

한국의 빠른 인구 고령화 중심에는 1955~1963년도에 출생한 베이비 부머 세대가 있다. 이들은 신노년 세대라 정의되며, 기존 노년 세대와 교육, 건강 등과 같은 면에서 많은 차이를 보인다. 예를 들어, 신노년 세대는 고등학교 졸업 이상의 인구 비율이 높고, 건강 상태 역시 기존 노년 세대보다 더 양호한 편이며(김수린 외, 2019), 은퇴 후에도 일자리를 희망하는 비율이 높다(정경희 외, 2010). 이에 따라, 고령 인구를 더욱 활용할 수 있는 방안에 대한 연구가 활발히 진행되고 있으며, 장래인구추계를 분석에 이용한 연구도 늘고 있다.

장래인구추계를 활용하여 고령 노동자의 공급 측면을 살펴본 연구로는 이상림(2012)과 김태정(2011)이 있으며, 고령 노동자의 수요 측면을 살펴본 연구로는 김수린 외(2019)가 존재한다. 세 연구 모두 장래인구 예측을 위해 통계청의 장래인구추계 결과를 사용하였으며, 이를 통해 인구구조 변화에 대비하기 위한 정책적 시사점을 도출하였다. 구체적으로 이상림(2012)은 향후 노동 공급에 대한 전망과 함께 여성과 고령 인구를 활용하였을 때의 추가적 생산가능인구를 전망하였고, 김태정(2011)은 경제학 이론 모형을 바탕으로 한 모의실험을 통해 고령화가 향후 노동 공급 및 공적연금 재정 수지에 끼칠 영향을 분석하였다. 마지막으로, 김수린 외(2019)는 초고령화 사회를 대비하여 고령 노동자를 다시 노동시장으로 복귀시키기 위한 ‘노년일자리사업’ 정책의 수요를 추계하였다.

고령 노동자의 공급 측면과 관련된 연구 중 하나인 이상림(2012)은 통계청의 2012년 장래인구추계 결과값과 경제활동 참가율을 연계하여 미래에 부족할 것으로 예상되는 노동 인력의 규모를 산출하였다. 해당 연구는 통계청의 인구추계 결과를 활용하여 크게 세 가지 방법으로 미래의 노동력 부족을 추산하였다. 첫째는 노동연령 인구 크기가 가장 컸던 시점의



노동력 크기를 산정하여 이를 향후 노동시장의 수요로 하고, 이러한 노동 수요가 매해 동일하게 유지된다고 가정하였다. 그 후 가장 최근 연도의 경제활동 참가율을 통계청 장래인구추계에서 제공하는 생산연령인구에 적용하여 우리나라 향후 경제활동 참가 인구를 계산하였다. 이 값을 노동 참여인구로 명명한 후, 노동 수요와 노동 참여인구 추계의 차이를 향후 노동력 부족으로 계산하였다. 두 번째 방법으로는 2010년을 기준으로 전체 노인 인구 대비 현재의 경제활동인구를 비교하여 노인부양비를 산출한 후, 해당 비율을 유지하기 위한 경제활동 참여인구를 추정하였다. 이때 통계청의 노인 인구 추계값을 활용하여 2010년의 노인부양비를 동일하게 유지하기 위한 노동인구 수요를 계산하였다. 그 후 이를 첫 번째 방법에서 구한 경제활동 참가 인구와 대비하여 부족한 노동인구 수를 추계하였다. 마지막 방법으로는 모든 노인 인구를 사용하여 노인부양비를 구하지 않고 비경제활동인구 대비 노동인구의 비율을 구한 후 두 번째 방법과 동일한 방식으로 비경제활동인구 부양에 부족한 노동인구를 도출하였다.

노인부양비 산출에 따른 분석에 따르면 노동 공급은 2021년 이후부터는 감소하고 노동 수요와 공급의 차이도 빠르게 늘어나게 된다. 또한 비경제활동인구 부양을 위한 추계 결과에서는, 2040년에는 433만 명, 2050년에는 513만 명의 노동력이 비경제활동인구 부양을 위해 추가로 필요할 것으로 나타났다(이상림, 2012). 그 후, 해당 연구에서는 여성 및 고령 인구의 추가 노동력 확보가 미래 노동력 부족에 기여할 수 있는 부분을 살펴보았다. OECD 국가의 여성 노동 참가율과 5세 이전의 연령층 노동시장 참가율을 통계청의 장래인구추계 값에 적용한 결과,<sup>5)</sup> 비경제활동인구 부양비를 유지하기 위한 분석에서는 추가 노동력 확보가 노동력

5) 60~64세 인구의 경우에는 55~59세의 노동 참가율, 65~69세의 노인 인구의 경우에는 60~64세, 그다음으로 70~74세 노인 인구에는 65~69세 인구의 노동 참가율을 순차적으로 대입하였다.

부족 발생 시점을 약 5년 지연시켰고, 노동력 부족을 2040년 54.4%, 2050년 33.3%, 그리고 2060년 24.6% 정도 줄여줄 것으로 분석되었다. 향후 노동력 수요나 경제활동 참가율 예측 면에서 제한점이 존재하지만, 이 연구는 저출산과 고령화로 인한 노동력 부족을 정량화하여 앞으로 대책을 마련해야 할 필요성을 보였다. 더불어 국내의 추가 인구 확보만으로는 생산가능인구의 감소를 충분히 극복하기는 어렵다는 점을 보여주어, 이주노동자의 적절한 활용이 필요하다는 점을 시사하였다.

고령자의 노동 공급 측면을 살펴본 다른 연구인 김태정(2011)은 중첩세대(overlapping generations) 일반균형 이론을 적용한 모형을 활용하여, 한국의 고령화가 노동 공급 및 공적연금 재정수지에 끼칠 영향을 분석하고 연금제도 개편의 정책효과를 살펴보았다. 해당 연구에서는 통계청의 인구추계 자료를 모형의 인구구조(demographics) 모수(parameter) 추정 및 자체 전망 방식의 적합함을 보이기 위해 사용하였다. 통계청의 인구추계를 활용하여 분석의 초기 단계인 2006년부터 2010년까지의 성별/연령별 인구구조를 도출한 뒤, 2011년 이후부터 2100년까지의 연령별 인구를 전년도 연령별 인구에 조건부 생존확률을 곱하여 추산하였다. 조건부 생존확률을 적용한 2050년까지의 연령대별 인구구조가 통계청의 인구추계 결과와 큰 차이가 없음을 확인한 후, 인구구조에 대한 추계를 주된 분석대상 기간인 2050년을 넘어 2100년까지 진행하였다. 인구구조 전망치에 따르면 11세에서 40세의 인구 비중은 빠른 속도로 하락하는 것과 다르게 51~85세의 인구 비중은 급격히 상승하는 것으로 나타났다. 이론 모형의 모의실험을 통해서도 연금급여 지급구조 개선과 재원확보 및 지출구조 개선을 동시에 추진할 경우 재정안정과 총생산에 긍정적 영향을 끼치는 것으로 나타났다.

마지막으로 고령 노동자의 수요 측면을 살펴본 연구인 김수린 외(2019)는 신노년세대를 대상으로 하는 노인일자리사업 수요 집단을 통계청의

인구추계 결과를 활용하여 전망하였다.<sup>6)</sup> 해당 연구에서는 한국전쟁 이후 (1955년)부터 산아제한정책의 도입으로 인해 출산율이 둔화되는 시점 (1963)까지 태어난 신노년세대가 일반적 노년시대의 노동자와 학력, 소득 등 다양한 측면에서 다르다는 것을 보인 후, 신노년세대를 위한 노인 일자리사업의 적정 공급량을 추계하였다. 노인의 노동시장 지위, 건강수준, 소득수준, 그리고 노화로 인한 변화 등을 활용하여 일자리 사업의 수요 집단을 추정한 후, 이를 통계청의 2019년 장래인구추계 중위 값에 적용하여 일자리사업의 직접적 수요를 예측하였다. 이때 중장기 수요 추정의 정확도를 높이기 위하여 코호트의 특성 차이와 노화로 인한 변화를 함께 고려해 주었다.<sup>7)</sup> 분석 결과, 2020년 기준 노인일자리 수요는 최소 123만 9천 명이며, 2035년에는 수요가 158만 2천 명까지 지속적으로 증가하다가 2040년에는 153만 5천 명으로 감소할 것으로 예상하였다. 이를 통해, 정부의 향후 노인일자리 목표 창출 수와 새롭고 다양한 수요에 대응할 수 있는 노인일자리사업 개선 방안을 도출하였다.

### 3. 여성의 노동

한국은 그동안 높은 경제성장률을 달성해 왔지만, 30세와 60세 사이의 여성 고용률은 다른 선진국과 비교했을 때 상당히 낮은 수준을 보인다. 특히 30세에서 44세까지의 여성 고용률은 현저히 낮으며, 이는 청년이나 중장년층의 고용률과 비교해도 낮은 수준에 속한다(김선빈 외, 2021). 이러한 통계는 국내 여성이 추가로 노동시장에 참여한다면 향후 존재할 수

6) 해당 연구에서 논의하는 노인일자리사업은 보건복지부의 일자리 창출 프로그램으로써, 일자리 제공을 통하여 노인의 소득을 창출하고 사회참여의 기회를 제공하는 프로그램이다.

7) 코호트 특성 차이를 반영하기 위해서는 출생 시점이 1년이 늦어질 때마다 노인 일자리 직접 수요 대상 규모가 약 0.17%p씩 감소하는 것을 고려해주었으며, 노화로 인한 변화를 반영하기 위해서는 연령 집단별 직접 수요 변화를 고려해주었다(김수린 외 2019).

있는 노동시장 불균형의 한 해결책이 될 수 있음을 시사한다. 더불어 육아나 출산 등으로 이탈한 여성 노동력은 다양한 측면에서 35세 미만의 부족한 청년 노동력을 대체할 수 있는 가장 적합한 유형의 노동력이 될 수 있다는 의견도 존재한다(이철희, 김규연, 2019).

통계청의 장래인구추계를 활용하여 여성 노동력 공급의 확대를 분석한 연구로는 이철희, 김규연(2019), 이상림, 박성재, 마사타카 나카가와(2011), 김선빈, 한종석, 홍재화(2021)가 있다. 이철희, 김규연(2019)과 이상림 외(2011)는 장래의 여성 노동인구 비율이 미국, 일본, OECD 같은 선진국의 비율을 따를 것이라고 가정한 후, 이를 통계청의 장래인구추계에 적용하여 미래 활용 가능한 여성 노동인구를 전망하였다. 이러한 결과값을 토대로 30~40대 여성, 혹은 경력단절 여성과 관련한 정책적 시사점을 도출할 수 있었다. 반면 김선빈 외(2021)는 이론적 모형과 통계청의 장래인구추계 전망 자료를 활용하여, 여성 노동력을 양적, 질적으로 제고하는 정책이 저출산·고령화로 인한 경제적 충격을 얼마나 완화시킬 수 있는지 분석하였다.

이전 고령 인구의 활용과 관련된 연구에서 나타난 것처럼, 특정 경제활동 참가율을 장래인구추계에 적용하여 향후 노동력 부족을 추산하는 방법은 많은 연구에서 활용되고 있다. 유사한 방식으로 여성인구의 활용과 관련한 연구에서도 여성 경제활동 참가율을 인구추계에 적용한 연구가 존재한다. 이철희 외(2019)는 한국의 여성 경제활동 참가율이 미국과 일본의 과거 여성 경제활동 참가율을 따라 변화한다고 가정한 후, 이를 통계청의 중위 인구추계 자료에 적용하여 장래 한국의 25~54세 여성인구의 5세별 경제활동인구를 추정하였다. 그 후, 전체 경제활동인구의 증가로 인해 장기적으로 노동인력 감소가 얼마나 완화될 수 있을지 추정하였다. 시나리오별 장래 특정 연도의 여성 연령별 경제활동인구(의 구체적 추정식은 아래와 같다.

$$\widehat{EAP}_t^{PF} = \sum_{a=25}^{54} \tilde{P}_{at}^F N_{at}^F$$

해당 식에서 P는 통계청의 특정 연도별(t) 여성의 연령별(a) 인구추계 값이며, N은 각 시나리오에 기초하여 추정된 특정 연도별 각 연령 여성의 경제활동 참가율 추정값이다. 시나리오는 크게 두 가지를 가정하였다. 첫째는 미국 혹은 일본이 역사적으로 경험한 각 연령별 여성 경제활동 참가율의 최고치가 한국 여성 경제활동 참가율이 도달할 수 있는 최고 수준임을 가정한 경우이며, 둘째는 한국의 연령별 여성 경제활동 참가율이 미국이나 일본이 과거에 경험한 것과 같은 속도로 역사상 최고치에 수렴하는 것을 가정하였다(이철희 외, 2019).

해당 분석에 따르면, 미국과 일본의 여성 경제활동 참가율을 국내 여성에 적용할 경우 경력단절 현상이 두드러지게 나타나는 30대와 40대 초반 여성 인구가 크게 증가할 것으로 나타났으며, 일본의 여성 경제활동 참가율 변화를 따를 경우 2042년까지의 전체 경제활동인구는 90.5%까지 유지될 것으로 나타났다. 인적자본의 질 면에서 여성 노동력의 공급을 늘리는 것이 청년 인력 감소 효과에 더 효과적일 것이라 판단되기 때문에, 이러한 결과는 더욱 긍정적으로 해석될 수 있었다. 이를 통해, 해당 연구는 한국이 일본이나 미국의 경제활동 참가율을 달성할 수 있는 정책적 노력을 기울일 경우, 얼마만큼의 양적 공급 효과를 얻을 수 있는지 제시할 수 있었다(이철희 외, 2019).

앞에서 설명한 이철희 외(2019)와 동일한 방식으로 미래의 노동 인구를 추정한 연구에는 이상림 외(2011)가 있다. 해당 연구 또한 통계청의 장래 인구추계 결과에 경제활동 참가율 전망치를 결합하여 미래에 도달 가능한 노동력을 추산하였다. 다른 점은 특정 선진국을 선택하지 않고 OECD 평균 여성 노동 참가율을 사용했다는 점이다. 부족한 노동 인구를 상쇄시키기 위한 여성 노동력 규모를 도출하기 위해, 25~59세 연령 집단의 OECD

평균 여성 노동 참가율을 2020년부터의 한국 여성 노동 참가율에 적용하여 계산하였다. 분석 결과, 추가로 확보할 수 있는 여성 노동력의 크기는 2020년 43.8만 명, 2030년 41.4만 명, 2040년 31.7만 명, 2050년 29.6만 명으로 계산되었다. OECD 여성 노동 참가율을 적용함에도 불구하고 절대적 여성 노동력의 감소로 인해 노동력의 크기는 시간이 갈수록 감소하는 것으로 나타났다. 또한, 여성의 늘어난 노동시장 참가는 자칫 출산율의 저하를 더욱 가속화시킬 가능성이 존재하기에, 가족과 육아, 다양한 사회복지 서비스 및 제도적 뒷받침이 필요하고, 장기적 안목에서 구조적 접근을 통해서 이뤄져야 한다고 밝혔다.

마지막으로 김선빈 외(2021)는 여성 노동력의 질적, 양적 개선이 인구구조 변화의 경제적 충격을 얼마나 완화시킬 수 있는지 분석하였다. 해당 연구는 인구구조 변화의 정량적 효과를 분석하기 위해서 통계청의 장래인구추계를 활용하여 증척세대 모형에 사용될 인구구조 모수를 추정하였다. 인구구조의 초기 균제상태를 2017년 장래인구추계 결과를 바탕으로 설정한 후,<sup>8)</sup> 연령별 인구 변화율과 신규 코호트 증가율을 도출하기 위해 통계청 장래인구추계의 연도별, 연령별 인구 추계를 이용하였고, 장래인구추계에서 제공하는 사망률 자료를 이용하여 조건부 생존확률을 도출한 후, 인구구조 변화로 인한 총 인구 및 생산가능인구의 감소에 기인한 경제적 충격을 분석했다.

이렇게 도출된 결과를 바탕으로 첫째, 여성의 노동력 질적 향상을 위한 모의실험과 둘째, 여성의 경제활동 참여 확대를 가정하는 노동력 양적 향상을 위한 모의실험을 실행하였다.<sup>9)</sup> 두 가지 실험 모두에서 인구 감소로 발생하는 경제적 충격은 상당히 완화되는 것으로 나타났지만, 여성 노동

8) 인구구조의 균제상태란 연령별 인구 변화율과 신규 코호트 증가율이 시점과 무관하게 주어질 때 연령별 인구구성 비율이 시점에 따라 변화하지 않는 상태를 의미함(김선빈 외, 2021).

9) 여성 노동생산성 향상 실험은 여성의 생산성 격차가 좁혀져 남성 수준에 도달하는 방식으로 모형에서 반영하였고, 여성 경제활동 참여 확대는 여성의 노동 비효율이 남성 수준으로 낮아지는 방식으로 고려해 실험을 진행했다(김선빈 외, 2021).

력을 양적으로 확대시키는 경우는 질적 향상보다 경제적 충격 완화에 제한적인 영향을 끼치는 것으로 나타났다.<sup>10)</sup> 이는 노동생산성이 높은 여성들이 지속적으로 일할 수 있는 환경을 조성하는 것이 필요하며, 여성과 남성의 노동생산성 격차를 해소할 수 있는 제도적 장치들이 필요함을 시사한 것이다(김선빈 외, 2021).

#### 4. 이민

한국의 줄어드는 생산가능인구 및 노동력 부족을 해결하기 위해서는 여성과 고령 인구의 활용 이외에도 이민 인구를 적극적으로 활용할 필요성이 존재한다. 앞의 연구에서 언급된 것처럼, 여성 및 노인 노동력이 추가로 활용되더라도 인구구조의 변천에 따른 노동력 부족 해소에는 제한적 효과가 존재할 수 있다(이상립, 2012). 따라서 선진국의 경우 인구구조의 변화에 따라 발생하는 노동력 부족을 대체이민으로 해결하고자 하는 논의가 오래전부터 진행돼 왔다(UN, 2000).<sup>11)</sup> 한국 또한 인구구조 변화에 따른 노동력 부족의 해결책으로 해외 노동자의 유입이 언급되고 있으며, 최근까지 외국인 유입은 꾸준히 증가하는 추세를 보이고 있다.<sup>12)</sup>

한국의 인구구조 변화 추이에 따른 외국인 이민자의 장래 전망을 분석한 연구로는 정기선 외(2011)가 있다. 해당 연구는 통계청의 장래인구추

10) 여성 노동력을 질적으로 높이는 실험 결과에 따르면, 최종 균제상태의 총생산은 기준경제의 46%, 일인당 생산은 94%까지 높아진다. 양적으로 증가시킬 경우에도 경제적 충격을 완화시킬 것으로 보이며, 이 경우에는 최종 균제상태에서 총생산과 일인당 생산은 각각 기준경제의 43%와 88%로 고령화 경제의 해당 수치들보다 다소 개선된 모습을 보였다(김선빈 외, 2021).

11) 인구 부족의 개연성, 가령 총인구 감소, 생산연령인구의 감소를 상쇄하거나, 인구의 전반적 고령화를 저지하는 데 필요한 순 이민의 총수를 의미한다(UN, 2000).

12) 2021년 기준 외국인 취업자는 약 86만 명, 이민자 취업자는 약 89만 명으로 집계되었다(통계청, 2021).

계에서 중위(표준), 고위, 저위 3개의 시나리오에서 국제인구이동을 제로로 가정한 후, 한국의 이민자 적정 수를 1) 총인구 감소 저지를 위한 대체 이민 추계 2) 생산연령인구 감소 저지를 위한 대체이민 추계 3) 잠재부양비 감소 저지를 위한 대체이민 추계로 구분하여 산출하였다.

총인구 감소 저지를 위한 대체이민 추계 결과에서는 인구성장 중위(표준) 시나리오에서 한국의 총인구가 2030년에 5139.5만 명으로 정점에 도달하기 때문에, 총인구 감소 저지를 위해서는 2030~2060년 동안 이민 수가 매년 356.4만 명에 이를 것이라고 추산하였다. 이는 정점인구의 약 6.9%에 해당되는 수였다. 특히, 한국의 장래인구가 빠르게 감소함을 고려한다면 총인구의 감소를 막기 위해서는 대체이민을 사전에 확보하는 것이 중요하다고 밝혔다(정기선 외, 2011).

생산연령인구 감소의 저지를 위한 대체이민 수 도출을 위해서는 인구성장 중위 시나리오하에서 15~64세 생산연령인구가 2016년 3703.9만 명으로 정점에 도달한 후 그 뒤부터 계속 감소하는 점을 고려하였다. 그 결과, 2017년부터 2060년까지 약 40년간 매년 736만 명의 국제인구이동에 의한 이민 유입이 필요하다고 분석하였다. 이때 도출된 이민자 수는 정점인구에 도달하는 시점의 전체 인구 약 20%에 해당되는 수치로, 이렇게 많은 이민자가 유입된다면 미국 같은 선진국 이상으로 이민자가 많아질 것이라고 예상하였다. 반면 여성의 합계출산율을 더 높게 가정한 고위 시나리오에서는 2018년부터 2060년까지 약 526.4만 명의 이민 유입이 필요하다고 추산되었지만, 저위 시나리오에서는 같은 기간 동안 거의 1,000만 명의 이민 유입이 필요하여 이민 유입 이외에도 정년 연장이나 생산력 향상을 위한 조치가 반드시 동반되어야 함을 보였다(정기선 외, 2011).

세 번째 방법으로는 잠재부양비를 유지하기 위한 대체이민 추계를 진행하였으며, 이는 위의 두 가지 방법과 유사한 방식으로 도출되었다. 잠재부양비는 15~64세 인구를 65세 이상 인구로 나눈 값이며 잠재부양비가



최대치인 2010년의 값을 유지하기 위한 생산가능인구와 인구추계 값과의 차이를 필요한 이민자의 수로 계산하였다. 추가적으로 소비주도층(65세 미만) 인구의 감소를 저지하기 위한 대체이민자의 수를 미성년(0~19세)/성인인구(20~64세) 1인당 소비 비중을 고려하여 추정하였으며, 이를 통해서도 소비주도층 인구의 감소를 저지하기 위해서는 많은 대체이민자 수가 필요하다는 점을 보였다(정기선 외, 2011).

## 5. 산업 및 기술의 발전

저출산, 고령화에 따른 인구구조 변화는 생산가능인구의 감소뿐만 아니라 지역과 산업별 노동력 수급 불균형 문제를 야기할 수 있다. 수도권 집중 현상에 따른 지방 소도시의 소멸과 더불어 지역 간 소득 격차, 인구구조 차이에 따른 노동력 수급 문제는 비단 해당 지역만의 문제가 아닌 국가 경쟁력의 약화로 이어질 수 있다. 또한 고령 인구의 증가에 따라 고령층이 선호하는 상품을 생산하는 산업의 비중이 상승하고, 그렇지 않은 산업의 비중은 하락하게 될 것이다. 이는 다양한 측면에서 산업별로 차별적인 대응 방안을 마련할 필요가 있음을 시사한다. 같은 맥락에서 현재 우리나라에 거주하는 외국인력이 필요한 산업군에 적절히 진입하는지 분석할 필요도 존재한다. 이러한 필요성으로 인해 인구추계 결과는 산업 구조의 변화, 지역별 도로 물동량, 산업별 외국인력의 진입 등을 분석하는 데에도 활용이 되고 있다.

강중구(2017)는 OECD 27개국의 1970년부터 2011년까지의 패널 자료를 사용하여 인구구조 변화로 인한 한국의 산업구조 변화를 전망하였다. 패널 고정효과 모형을 통하여 고령화와 관련된 변수(고령 인구 비율, 생산가능인구 비율, 인구 밀도)가 산업구조에 미치는 영향을 우선적으로 추정한 뒤, 해당 계수를 통계청의 추계 결과에 기반한 고령화 변수에 적용하여 미래 산업구조의 변화를 전망하였다. 고령화가 산업 구조에 미치는 영향을 여러

측면에서 살펴보기 위해서, 회귀분석 종속변수로는 산업별 부가가치 비중, 고용 비중, 상대적 생산성, 순수출/부가가치 비율 등을 사용하였다. 인구 고령화 및 인구구조를 반영하는 주요 독립변수로서는 고령 인구(65세 이상) 비율, 생산가능인구(15~65세) 비율, 인구밀도(인구수/국토면적) 등을 사용하였으며, 산업구조는 인구구조 이외에도 여러 요인의 영향을 받으므로 이를 통제하기 위한 변수들을 포함하여 고정효과 모형을 사용하였다.

분석의 첫 번째 단계로 제조업, 서비스업, 건설업의 부가가치 비중을 결과변수로 설정하여 회귀분석을 진행하였으며, 그 후 고령화 관련 변수의 계수를 통계청 장래인구추계에 적용하여 인구 요인에 의한 산업 비중의 변화를 도출하였다. 구체적으로, 고령 인구 비율 추정 계수와 장래인구추계의 고령 인구 비율을 곱한 값과 생산가능인구 비율 추정 계수와 장래인구추계의 생산가능인구 비율을 곱한 값, 인구밀도 추정 계수와 장래인구추계 인구밀도를 곱한 값을 더하여 2015년도 대비 고령화에 따른 산업 비중의 변화를 도출하였다. 분석 결과, 2015년 이후부터 약 2050년까지의 우리나라 인구구조 변화는 서비스업의 비중을 높이나 제조업과 건설업 비중을 낮추는 요인으로 작용할 것으로 전망되었다(강종구, 2017).

또한, 인구 고령화가 고용 측면에서도 업종별로 상이한 영향을 미칠 것을 고려하여, 고용 비중에 관한 회귀분석 추정 계수와 통계청 장래인구추계를 결합하여 2015년 이후 우리나라의 주요 업종별 변동을 전망하였지만, 부가가치 비중을 종속변수로 이용한 결과와 큰 차이는 없었다. 마지막으로, 인구 고령화가 전 산업 평균 생산성 대비 업종별 생산성에 미치는 영향을 회귀분석을 통해 추정하고, 추정 계수와 통계청 장래인구추계를 결합하여 인구 요인으로 인한 2015년 이후 우리나라 각 업종의 상대적인 생산성을 전망하였다. 분석 결과, 인구 고령화는 전 산업 평균 생산성 대비 서비스업의 생산성을 소폭 상승시키는 방향으로 나타난 반면, 제조업과 건설업 생산성은 하락시키는 것으로 나타났다(강종구, 2017).

인구구조 변화에 따른 산업구조의 영향을 살펴본 다른 연구로는 이철희(2021)가 있다. 이는 2017년부터 2038년까지의 시군구 지역별 도로 물동량이 인구 변화에 어떠한 영향을 받을지 분석하기 위해, 지역별 물류량과 인구구조 자료를 활용하여 패널 고정효과 회귀분석을 수행하였다. 그 후, 추정 계수들을 시군구별 장래 인구추계에 적용하여 각 지역 인구 규모 및 인구구조가 2038년까지의 지역별 물류 수요 변화량에 끼칠 영향을 전망하였다.

2018년부터 2038년까지의 각 시군구 성별, 연령별 인구를 추계하는 작업은 기준시점으로부터 5년 후의 각 시군구의 연령별 인구 변화를 결정하는 모수(parameter)들을 추정하여, 5년 기간마다 반복적으로 다음 시점 인구를 추계하는 방식으로 진행되었다. 특정 시군구의 5년 후 성별과 연령별 인구를 결정하는 모수는 5년 동안의 사망으로 인한 인구 변화율과 인구이동에 의한 인구 변화율이 포함된다. 가장 처음 연도의 모수는 2018년도 인구동향조사 사망편과 2014~2018년 인구이동통계 마이크로 자료를 이용하여 추정하였고, 미래의 각 5년 기간에 대한 시군구별 사망과 인구이동에 의한 인구 변화율은 통계청 장래인구추계(시도편)의 중위추계 결과를 활용하여 추정하였다. 이때 특정 시의 기초지자체별 출산율, 사망률, 순이동률은 서로 다를 수 있지만, 데이터의 제약으로 인해 해당 시의 변화율을 그대로 따른다고 가정하였다. 분석 결과, 향후 대규모 지자체의 수는 큰 변화가 없는 반면, 50만 명 내외의 지자체 수가 줄고, 5만 명 지자체 수는 2018년 51개(22.4%)에서 2038년 79개(34.8%)로 크게 증가할 것으로 전망되었다(강종구, 2017).

인구추계 작업 후, 시군구 패널고정효과 모형을 사용하여 미래의 시군구별 인구 변화가 물동량에 끼칠 영향을 전망하였다. 2005년부터 2017년까지의 물류량을 종속변수로 삼고 인구 이외에 물류량에 영향을 주는 지역내총생산, 건축허가면적 증감률, 개발제한구역 면적 등을 통제변수

로 삼았다. 그 후 인구 규모와 65세 이상의 고령 인구 비율이 물류량에 끼치는 영향을 분석한 후, 회귀분석의 결과와 시군구/연령별 인구 추정치를 결합하여 2028년과 2038년의 시군구별 도로 물동량을 추정하였다. 분석 결과, 전반적인 인구 감소와 인구 고령화의 영향으로 도로 물동량이 감소하는 시군구가 많을 것으로 추정되었다. 하지만 시군구 간 이질성이 매우 커 큰 폭으로 도로 물동량이 감소하는 시군구가 있는 반면, 일부 시군구에는 상당한 정도의 도로 물동량 증가가 나타날 것으로 예상하였다. 이에 따라 도로 물동량의 지역 간 불균등은 향후 더 커질 것으로 전망하였다(강종구, 2017).

마지막으로 이철희, 김혜진(2020)은 외국인과 전체 내국인 근로자의 산업별 자료를 이용하여, 추가적 노동 인력이 필요한 산업에 외국인 근로자가 적절히 투입되고 있는지 분석하였다. 해당 분석을 위해서는 우선 외국인 근로자와 내국인 근로자를 대상으로 조사된 마이크로 데이터를 산업별로 연결하여, 2013년부터 2018년까지의 국내 외국인 근로자의 산업별 비중을 추정하였다. 그 후 인구 변화로 인한 노동시장의 수급 사정을 분석하기 위해, 사망률과 이진율에 의해서 결정되는 산업 잔존확률을 통계청 장래인구특별추계를 활용하여 도출하였다. 또한, 노동시장에 신규로 진입하는 20~24세의 취업 규모를 추정하여 각 산업이 직면할 것으로 예상되는 노동 인력의 구조적 변화를 분석하였다.

분석 결과, 앞으로 외국인 근로자를 필요로 할 가능성이 높은 산업은 젊은 노동 인력이 빠르게 감소하고 고령 취업자가 늘어날 것으로 예측되는 산업이나, 현재 청년취업자가 상대적으로 빠르게 증가하고 고령 취업자가 상대적으로 느리게 증가하는 산업에는 외국인 노동이 집중되는 경향이 관찰되었다. 이는 현재와 같은 구조로 외국인 근로자들이 각 산업에 진입하는 경우 인구 변화가 가져올 것으로 예상되는 산업 간 노동수급 불균형 문제를 해결하기 어렵다는 점을 시사하였다(이철희 외, 2020).

## 6. 노인돌봄 인력 및 시설

인구 고령화가 빠르게 진행되고 있는 한국에서는 노인돌봄에 대한 수요가 늘고 있다. 소득이 증가하고 의료기술이 발전함에 따라 노인 인구의 비율이 높아지고, 이에 따라 돌봄이 필요한 노인의 수도 증가하고 있기 때문이다. 2017년도 노인실태조사에 따르면, 노인의 약 75%는 2개 이상의 만성질환을 갖고 있고, 21.1%는 우울 증상이 있으며, 14.5%는 인지기능 저하가 있는 것으로 나타났으며, 기능 제한이 있는 노인의 71.4%는 돌봄을 받고 있다(이윤경, 2018). 이러한 사회적 필요성으로 인해 통계청의 장래인구추계를 활용하여 노인돌봄 인력을 분석하고 향후 노인요양시설 수요를 분석한 연구가 존재한다.

노인돌봄 인력의 공급 측면을 분석한 연구인 임정미 외(2019)는 일상생활수행능력 제한 노인의 비율을 통계청 장래인구특별추계에 적용하여 돌봄 수요자의 규모를 추산하였다. 돌봄 수요자의 규모는 시설과 재가로 구분하여 추정하였으며, 시설의 경우 노인 시설 보호율을 도출한 뒤, 이를 장래인구특별추계의 성별, 연령별 값에 적용하여 시설 수요를 도출하였다. 재가의 경우 재가노인 기능제한율을 도출한 뒤, 이를 다시 장래인구특별추계 값에 반영하여 재가 수요를 계산하였다. 노인의 시설 보호율과 재가노인 기능제한율은 각각 다른 방식으로 도출되었는데, 노인의 시설 보호율은 당해 연도 국민건강보험공단 노인요양시설 수급자 및 노인공동생활가정 수급자의 총합을 같은 해 65세 이상의 노인의 수로 나누어 도출하였으며, 해당 기능제한율은 동일한 수준으로 미래에 지속된다고 가정하였다. 재가노인 기능제한율은 기존 선행연구와 2017년도 노인실태조사를 활용하였으며, 일상생활수행능력(ADL)이 1개 이상 해당되는 노인의 수를 조사에 응답한 노인의 수로 나누어 도출하였다.

해당 분석 결과, 노인돌봄 수요자의 규모는 2018년 기준 전체 노인의 10.95% 규모인 약 80만 7천여 명으로 나타났으며, 2020년 87만 7천여 명, 2030년 125만 8천여 명, 2040년 200만 5천여 명, 2050년 220만 7천여 명으로 추정되었다. 본 분석은 이와 더불어 요양보호사, 사회복지사, 간호사 등과 같은 장기요양 필요인력의 공급 추계를 함께 진행하였다. 대부분의 필요인력은 특정 연도의 전년 대비 증가율이나 3년 평균 증가율을 이용하여 추계작업을 진행하였으나, 간호사 추계값은 보건복지부의 인구 1,000명당 간호사 공급 비율과 통계청의 장래인구추계 중위 가정을 활용하여 도출하였다. 구체적으로 보건복지부가 간호사 근무환경 및 처우개선 등을 위해 인구 1,000명당 간호사의 수를 2022년 4.7명까지 확대하기로 계획한 것에 기반하여, 해당 비율이 2022년 이후에도 계속 유지된다고 가정하였다. 여기에 장래인구추계의 인구 값을 적용하여, 해당 비율 유지에 따른 간호인력 수를 도출하였다. 직종별 공급자 수와 수요 추계에 따른 차이를 분석한 결과, 요양보호사, 간호사, 물리치료사는 2030년에 공급이 부족한 것으로 나타났으며, 사회복지사, 간호조무사, 작업치료사는 공급 과잉이 나타날 것으로 전망되었다. 이를 토대로 해당 연구는 노인장기요양 인력의 안정적 확보를 위해 직종별 중장기적 대책을 도출할 필요성이 있다고 제시하였다(임정미 외, 2019).

장래의 노인 수요에 따른 노인요양시설 측면을 분석한 연구로는 이미진, 주은선(2016)이 있다. 해당 연구에서는 통계청의 장래인구추계 노인 인구 수(중위 가정)에 시설 입소율을 결합하여 노인장기요양시설에 대한 수요를 2027년까지 전망한 후, 국공립 노인장기요양시설 확충을 위한 국민연금 기금의 구체적인 투자 방안과 사회적 수익에 대해서 논의하였다. 노인장기요양시설 입소 비율은 장기요양보험통계연보의 노인요양시설 서비스 이용 노인 수를 연말 주민등록기준 전체 노인의 수로 나누어 도출하였으며, 2014년 기준 해당 값은 2.6%였지만 시설 입소율이 향후 증가

할 것으로 예상하여 본 분석에는 2.8%를 사용하였다.<sup>13)</sup> 장기요양시설에 대한 공급 추계를 위해서는, 2010~2014년까지의 노인장기요양시설의 입소정원 연평균 성장률을 이용하였다. 이러한 가정을 토대로 수요 및 입소정원의 추계를 낸 결과, 2017~2021년에 중단기적으로 입소정원의 부족이 발생하고 그 이후에는 2027년까지 입소정원의 부족이 발생하지 않는 것으로 나타났다. 하지만 시설 공급의 자연적인 증가가 전혀 일어나지 않는다고 가정할 시 2027년까지 입소정원 부족이 발생할 것으로 예측하였다. 마지막으로, 해당 연구는 노인장기요양시설의 수요를 전망하고 그에 따른 필요 공급 시설의 수를 산출한 후, 시설확충을 위한 소요예산을 추정하였다(이미진, 주은선, 2016).

노인요양시설 수요를 분석한 다른 연구로는 주은선, 이미진(2020)이 있으며, 해당 연구 또한 위의 연구와 유사하게 통계청의 장래인구추계에 장기요양시설 입소율을 반영하여 돌봄 시설 수요를 추정하였다. 다만 연령 및 지역별로 입소율을 더욱 세부적으로 계산하여 지역별 시설의 장기적 적정 공급량을 추정하였으며, 2030년까지의 전망을 제시하고 국공립 요양서비스 강화정책에 대한 시사점을 제공하였다. 2018~2050년까지의 연령집단별 입소율은 2018년 연령별 입소율(65~74세는 0.52%, 75~84세는 3.48%, 85세 이상은 14.65%)을 적용하였으며, 지역별 절대적 노인 인구 수가 다른 점에 기반하여 대도시 및 수도권 지역과 기타 지역으로 나누어 분석을 시행하였다(주은선 외, 2020).

13) 2014년 기준 노인장기요양시설에 입소한 노인 비율은 2.6%였지만, 한국보건사회연구원 의 추계 전망에 의하면 노인장기요양시설에 입소하는 비율은 2030년 3.0%로 증가할 것으로 예측되었고, OECD 국가의 노인 시설 입소율의 평균치가 5%인 점을 감안하여 장기적으로 노인장기요양시설 입소율이 상향될 것으로 간주하였다. 또한 정부의 정책으로 인해 시설 입소가 가능해지는 경우가 늘어날 것으로 보여 2.6%를 최소로, 3.0%를 최고치로 설정해 노인장기요양시설에 대한 수요를 전망하였다(선우덕 외, 2012; 이미진, 주은선, 2016에서 재인용).

노인요양시설의 연도별 수요량과 입소 정원의 차이를 계산한 결과, 장기요양서비스 공급에서 국공립 비준 30%를 달성하기 위해서는 2021~2030년 시설요양 수요 증가의 약 50%를 국공립 요양시설로 충당해야 한다고 밝혔다. 누계로 대도시 및 수도권에 총 394개, 기타 지역에 총 334개의 노인요양시설의 추가 공급이 필요함을 입증해 보였다. 해당 연구는 소득격차 및 지역별 특성을 고려한 국공립 서비스 지원주택 모델 개발 및 공급에 대한 연구가 더 필요함을 시사하였으며, 저소득층 노인을 대상으로 한 공급 확대 방안을 모색할 필요성이 있음도 주장하였다.

## 제2절 노후소득보장 분야 활용 사례

### 1. 개요

사회보장 분야 중 인구추계 결과에 따른 인구 구조나 규모 등 변화에 가장 큰 영향을 받는 제도는 노후소득보장제도이다. 특히, 사회보험 방식의 공적연금제도는 인구변동에 가장 큰 영향을 받을 수밖에 없다. 그 이유는 사회보험 방식의 운영 원리가 안정적인 인구 구조와 규모를 전제로 설계된 데서 찾을 수 있다. 이는 후술하였다시피, 국민연금을 위시한 사회보장제도의 장래 추계 모형의 논리도를 보면 알 수 있다. 따라서 그 규모가 지속해서 증가하거나 유지되는 재정 기여 집단인 경제활동연령 인구와 감소하거나 유지되는 수급 집단, 미성년 또는 노인 인구는 사회보장제도의 안정적인 지속 가능성의 전제 조건이라 하겠다.

하지만 주지하다시피 급속한 인구 증가 시기가 종결되고, 고령화 시대로 점진적이지만 영구적인 전환이 진행되는 시기가 도래했다. 지난 수십 년간 전 세계적으로 고령 인구의 절대 규모와 상대 비중은 증가했지만, 어린이와



청소년의 수와 비중은 감소하였다. 전 세계적으로 볼 때, 20~30년 이내에 65세 이상 인구는 현재의 두 배 이상으로 증가할 것으로 전망된다(UN, 2023). 특히 전 연령대에 걸친 사망률의 감소는 출생자의 기대수명 증가를 초래하였고, 건강 수명이 증가함에 따라 사망이 발생하는 연령대도 특정 되기 시작했다. 예컨대, 과거에는 모든 연령대에서 사망이 발생하였으나 현재, 그리고 미래에는 대부분 국가에서 70세 이전의 ‘조기 사망’은 매우 드문 사건이 될 것으로 전망된다. 다만, 통계적 평균이 성별과 사회·경제적 지위 등 기대수명에 차이를 가져오는 다양한 요인의 영향력을 숨긴다는 점을 간과해서는 안 된다. 왜냐하면 거의 모든 사회에서 여성이 남성보다 평균적으로 더 오래 살고, 부자가 가난한 사람보다 더 오래 사는 경향을 확인할 수 있기 때문이다. 이러한 변화는 사회보장제도, 특히 공적연금제도의 재정 안정성에 부정적인 영향을 미치고 있다. 일례로 고령화가 상당히 진행된 선진국들에서는 노인 관련 지출 소요를 줄이기 위한 다양한 제도 개혁이 진행된 바 있다. 이처럼 인구 변화 동태는 제도의 장기적 지속 가능성을 좌우하는 매우 중요 요인이라 할 수 있다.

이에 본 절에서는 노후소득보장제도에서 인구추계를 어떻게 활용하고 있으며, 그에 따른 영향은 어떠한지를 살펴보았다. 구체적으로 공적연금제도인 국민연금에서 5년마다 실시하고 있는 국민연금 장기재정추계에서 인구추계 결과를 어떻게 사용하고 있는지를 살펴보고, 그에 대한 함의를 도출하기 위하여 EU의 고령화 보고서(Ageing Report)를 추가로 검토하였다.

## 2. 국민연금 재정추계<sup>14)</sup>

국민연금은 사회보험제도로서 경제활동 연령기의 소득을 노년기로 평탄화하는 노후소득보장제도이다. 국민연금은 설계상 시기와 관계없이 안

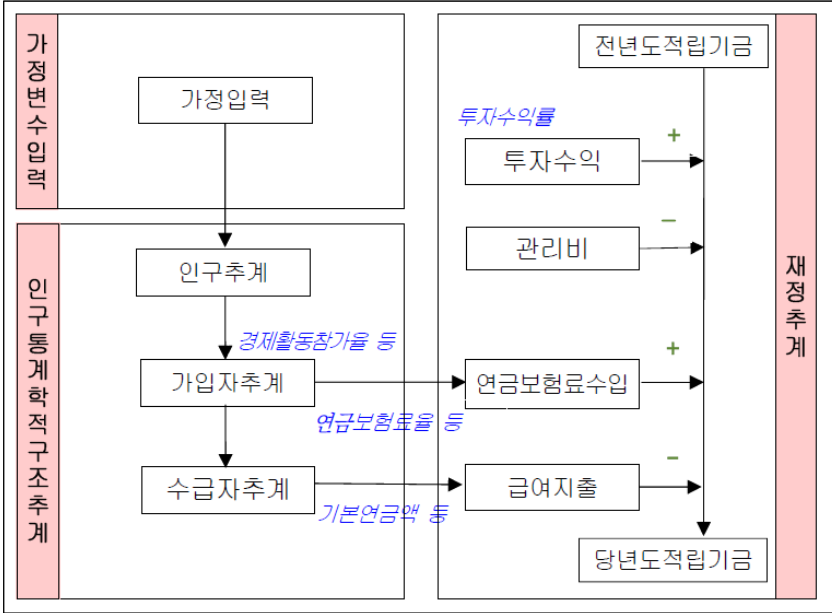
14) 국민연금연구원 재정추계분석실(2022)의 내용을 발췌 정리하였다.

정적인 운영이 담보되어야 한다. 이에 지난 1997년 장기적인 재정상태를 점검하고 미래의 여건 변화에 따라 제도 및 기금 운용 전반에 대한 정책을 선제적으로 수립하기 위한 장치로서 재정계산제도를 도입하였다(국민연금 재정추계위원회, 2013). 재정계산은 2003년 제1차 재정계산을 필두로 5년마다 실시되고 있으며, 2023년 제5차 재정계산이 진행되었다.

재정추계란, 미래를 추론하기 위한 다양한 변수들을 합리적으로 가정한 뒤, 향후 제도와 관련된 수입과 지출에 대한 전망을 수행하는 것이다. 실제로 국민연금 장기재정추계모형(이하, 추계모형)은 연금제도를 구성하고 있는 요소별로 향후 제도 수지에 영향을 미치는 현금 흐름을 전망하기 위한 복수의 모듈로 구성되어 있다. 이 때문에 미래 70년에 대한 추계모형 전망 결과의 신뢰성은 주요 가정 및 추계 방법의 타당성, 그리고 추계모형을 구성하고 있는 각 모듈의 정교성에 좌우된다. 특히, 전망 모형의 첫 단계인 인구추계는 이후에 이어질 다른 함수들의 정확성을 결정짓는 가장 중요한 지점이라 할 수 있다.

추계모형은 [그림 5-1]과 같이 크게 가정변수 입력 부분, 인구통계학적 구조 추계 부분, 재정 추계 부분 총 3개의 구조로 구성되어 있다. 먼저, 가정 변수를 입력하는 부분에서는 경제활동 참가율이나 물가상승률, 임금 상승률, 금리, 기금투자수익률 등 재정 추계에 적용되는 경제변수와 보험료율, 급여조건, 납부예외자 비율, 징수율 등 제도 관련 변수 등의 외생 변수를 입력한다. 그리고 인구통계학적 구조 추계 부분은 크게 인구추계 부분과 가입자 추계 부분, 수급자 추계 부분으로 구분되는데, 이때 미래 인구 전망 결과가 활용된다. 마지막으로 재정 추계 부분에서는 제도 운용 과정에서의 연간 수지 구조를 전망하고, 이를 토대로 제도의 연간 재정 상태를 전망한다. 즉, 추계모형은 현행 제도가 향후 70년간 변동 없이 유지된다는 전제하에 재정계산을 실시하는 시점에 결정된 인구, 경제 및 제도 여건 변화에 따라 예상되는 제도 재정 수지에 영향을 미치는 요인과 재정 수지 결과를 전망하는 데 목적이 있다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

[그림 5-1] 국민연금 장기재정추계모형 구조



자료: 국민연금연구원 재정추계분석실(2011), 국민연금연구원 재정추계분석실(2022). p.28. [그림 1] 재인용.

추계모형의 실행 순서도 이와 같은데 모듈 순서에 따라 연산이 차례대로 이루어지고 선행 모듈에서 산출된 결과는 후행 모듈의 입력자료로 이용되는 방식으로 진행된다(〈표 5-1〉 참조). 먼저, 가정 설정 모듈에서는 경제 변수와 제도 관련 변수 등의 가정을 설정하는 단계로, 실제 전망이 수행되는 단계는 아니다. 다음으로 인구추계 모듈은 실제 미래에 대한 전망치가 투입되는 단계로, 추계 모형에서는 통계청의 인구 전망 결과를 차용한다. 일례로 지난 1차부터 4차까지의 재정계산 수행 시 통계청의 「장래인구추계」 결과를 활용하였다. 이때 통계청의 인구 전망 기간과 국민연금의 장기재정추계 기간이 다른 데서 문제가 발생하였다. 예를 들어 국민연금 재정계산제도의 추계 기간은 향후 70년인 데 반해, 장래인구추계는 향

후 50년의 인구변동을 전망하고 있어, 기간이 상이함에 따라 50년 뒤 이후부터 추계 말까지의 인구 전망치를 어떻게 할 것인가가 관건이 되었던 것이다. 이에 1차부터 3차까지는 재정계산위원회에서 자체적으로 인구를 결정하여 적용해 왔다. 하지만 4차 재정계산부터는 이후 20년에 대해 통계청에서 별도로 제공한 연장 추계 결과를 활용하고 있다. 그리고 가입자 추계 모듈에서는 인구 전망 결과를 토대로 가입자 수를 전망하고, 이어지는 가입기간별 가입자 추계 모듈과 연금보험료 추계 모듈에서는 앞서 전망된 가입자를 대상으로 가입자의 이동행태와 보험료 납부 여부에 따른 가입기간별 가입자를 산출한 뒤 가입자 수와 평균 소득, 보험료율, 납부 예외자 비율, 징수율, 임금상승률 등의 변수를 활용하여 보험료 수입을 전망한다. 다음은 수급자 추계와 관련된 영역으로 기본연금액을 필두로 노령연금, 장애연금, 유족연금, 중복연금, 반환일시금 등 급여 산식에 따른 재정 지출 소요액과 수급자 수 등을 산출한다. 마지막으로 투자수익 및 기금 추계 모듈에서는 연금보험료 수입과 급여 지출을 활용하여 투자수익과 적립기금을 산출하고 있다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

이처럼 추계모형의 각 모듈에서 인구 전망 결과는 매우 중요한 투입 변수로 활용되고 있다. 예컨대, 연도 및 연령별 인구 전망치는 가입자와 수급자를 전망하기 위한 기초 값인 성별·연령별 인구수 및 사망률 등을 제공하면서 실제 보험료 수입과 급여 지출 수준을 좌우하는 독립변수로 작동하기 때문이다. 이후에는 5차 재정계산 모형을 기준으로 인구 전망을 활용한 개별 모듈에 대해 살펴보고, 인구 전망 변동이 추계 결과에 어떠한 변화를 야기하였는지를 살펴보았다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022)..

〈표 5-1〉 장기재정추계모형의 실행순서와 입력 및 출력 값

추계 모듈	입력 변수	출력 변수
가정 설정		물가상승률, 임금상승률, 금리, 보험료율, 급여조건, 납부예외자 비율, 징수율 등
인구	출산율, 사망률, 국제이동률	인구수
가입자	인구수, 경제활동 참가율, 가입률	가입자 수
가입기간별 가입자	가입자 수, 대기자 수, 이동률, 납부예외자 비율, 징수율	가입기간별 가입자 수, 가입기간별 대기자 수
연금보험료	가입자 수, 평균 소득, 보험료율, 납부예외자 비율, 징수율, 임금상승률	보험료 수입
기본연금액	평균 소득, 가입기간 가중치, 임금상승률, 물가상승률, 금리	기본연금액, 반환일시금액
노령연금	가입자 수, 대기자 수, 사망률, 기본연금액, 물가상승률	노령연금 수급자 수, 급여액
장애연금	가입자 수, 장애발생률, 사망률, 기본연금액, 물가상승률	장애연금 수급자 수, 급여액
유족연금	가입자 수, 대기자 수, 노령연금 수급자 수, 장애연금 수급자 수, 사망률, 유유족률, 기본연금액, 물가상승률	유족연금 수급자 수, 급여액
중복급여	중복급여 대상자 수, 평균 급여액, 물가상승률	노령연금 수급자 수, 급여액
반환일시금	가입자 수, 사망률, 유유족률, 반환일시금액	반환일시금 수급자 수, 급여액
투자수익 및 기금	보험료 수입, 급여 지출, 기금투자수익률	투자수익, 적립기금

자료: 국민연금연구원 재정추계분석실(2011), 국민연금연구원 재정추계분석실(2022), p.29.  
〈표 II-1〉 재인용.

## 가. 인구 추계

추계모형에서 인구 추계는 통계청에서 수행한 「장래인구추계(2020~2070년)」의 중위 가정값을 준용한다. 5차 재정계산에서 사용한 장래인구추계는 2020년부터 2070년까지의 전망치이기 때문에 2070년 이후에 대해서는 통계청에서 장기재정, 연금정책 수요에 부응하기 위해 제공한 추가 50년(2070~2120년)의 인구추계를 사용한다. 이때 2070년 이후에 대해서 출생 및 국제순이동은 2070년 추계치가 지속될 것으로 가정하고, 사망은 장래인구추계와 동일한 모형으로 성 및 연령별 사망률을 예측한 값을 사용한다.

인구변동은 일반적으로 중위 가정을 기본 가정으로 적용하지만, 그 자체만으로는 불확실성의 위험이 크기 때문에 출생, 사망, 국제이동 가정을 조합한 시나리오 중 고위, 저위, 출산율의 OECD 평균, 코로나19 장기영향 시나리오를 추가로 활용하고 있다. 실제 통계청의 「2021 장래인구추계」에서도 출산이나 사망, 국제이동 등 인구변동요인의 미래 불확실성을 반영하기 위한 목적으로 총 31개의 다양한 시나리오<sup>15)</sup>에 대한 전망치를 제시하고 있다. 이 때문에 국민연금 재정추계전문위원회에서는 통계청의 출산, 사망, 국제이동 가정 및 인구추계에 대해 다양한 차원에서 검토 및 논의한 뒤 최종 가정을 설정하였다.

먼저, 출산율 가정은 단기적으로는 혼인율 및 혼인 대비 출산 비율을 고려한 최근 혼인 추세를 반영하고, 장기적으로는 1945~1985년생의 완결출산율을 기초로 2020년 기준 국민연금 가입 가능 연령인 15세에 진입한 코호트(2005년생)의 완결출산율을 시계열 모형으로 예측하고, 코호트 출산율의 회복을 반영하여 추계하였고, 연령별 출산율은 일반화 로그감마 모형으로 산출하였다. 추계 결과, 합계출산율<sup>16)</sup>은 2020년 0.84명에서 2024년 0.70명까지 하락하던 추세가 반전하여 2046년 1.21명에 도달하고 이후에는 그 수준이 유지될 것으로 전망되었다.

이를 지난 차수별 재정계산모형에서 가정한 합계출산율과 비교하면 <표 5-2>와 같다. 5차 재정계산에서 가정한 합계출산율은 기존 차수보다 현저하게 낮을 것으로 전망되었는데, 특히 2030년 이전까지의 출산율은

15) 통계청의 31개 인구 전망 시나리오는 다음과 같다. 먼저, 출산과 사망, 국제이동 요인의 저위, 중위, 고위 가정을 조합한 총 27개 시나리오가 있다. 그리고 국제이동이 없는 상태를 가정한 국제 무(zero)이동 가정, 2020년 출산율(0.84)이 지속되는 것을 가정한 출산율 현 수준 가정, 출산율 회복 속도를 OECD 국가의 출산율 평균 회복속도로 가정한 출산율 OECD 평균 가정, 출생과 국제이동에 코로나19 영향이 장기간 지속되는 상황을 가정한 코로나19 장기영향 가정 등이 있다.

16) 합계출산율은 한 여성이 15세에서 49세까지 낳을 것으로 예측되는 평균 출생아 수이다.

기존 차수 대비 1/3 수준에 불과하였으며, 2040년 이후에도 기존 차수의 85% 수준으로 나타났다. 이러한 출산율의 저하는 장기적으로 가입률이 증가하더라도 적용 인구의 모수를 줄이는 결과를 야기함으로써 가입자 수 감소의 원인이 된다.

〈표 5-2〉 차수별 합계출산율

(단위: 명)

구분	2015	2020s	2030s	2040s	2050s	2060s	2070s-
2차	1.15 <sup>1)</sup>	1.20	1.28	1.28	1.28	1.28	1.28
3차	1.28	1.35	1.41	1.42	1.42	1.42	1.42
4차	1.24	1.24	1.32	1.38	1.38	1.38	1.38
5차	-	0.84	0.96	1.19	1.21	1.21	1.21

주: 1) 2차 합계출산율은 2010년 수치임.

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 정리.

다음으로 사망률은 1970년부터 2021년까지의 성별·연령별 사망률을 기초자료로 저연령 인구의 사망률 둔화와 고연령 인구의 사망률 증가 등을 반영한 모형을 이용하여 미래 사망률을 예측한다. 과거 추세에 따르면, 기대수명의 증가 추세가 다소 둔화되는 양상을 보이고, 성별 기대수명의 격차 역시 감소하는 것으로 나타났다. 이를 토대로 한 사망 추계 결과에 따르면 남성의 기대수명은 2020년 80.5세에서 추계 기간 말인 2093년에 91.8세로 11.3세 증가하고, 반면에 여성의 기대수명은 동기간 86.5세에서 94.5세로 8.0세 증가할 것으로 전망되었고, 성별 기대수명 격차는 2020년 6.0세에서 2093년 2.7세로 감소할 것으로 나타났다.

기대수명 가정을 지난 차수와 비교하면 〈표 5-3〉과 같다. 먼저, 차수가 누적될수록 남성과 여성 모두 기대수명이 증가하는 것으로 나타났다. 다만, 5차 재정계산에서 가정된 기대수명의 경우 2070년대 이후에는 기존 차수에 비해 다소 낮아질 것으로 전망되었다. 이러한 변화는 실제 수급자

수와 급여 수급 기간에 영향을 미침으로써 제도 차원에서 재정 지출 수준의 변화를 야기하는 결과를 초래한다. 예컨대, 기대수명의 증가는 제도 변화가 동반되지 않는 한 1인당 급여 수급 기간을 늘림으로써 재정 지출을 증가시킬 수 있기 때문이다. 또한, 성별 기대수명의 격차 감소는 유족연금 지급 기간을 축소시키는 결과로 이어지면서 개인 수급권에 대한 추가 재정 소요를 줄이는 결과로 이어질 수 있다.

〈표 5-3〉 차수별 기대수명

(단위: 세)

		2015	2020s	2030s	2040s	2050s	2060s	2070s-
남성	2차	76.1 <sup>1)</sup>	78.0	79.8	81.4	82.9	82.9	-
	3차	78.2	79.3	81.4	83.4	85.1	86.6	88.1
	4차	79.0	80.3	82.7	84.7	86.3	87.8	90.8
	5차	-	80.5	83.0	85.1	86.8	88.3	89.5
여성	2차	82.9 <sup>1)</sup>	84.7	86.3	87.7	88.9	88.9	-
	3차	85.0	85.7	87.0	88.2	89.3	90.3	92.0
	4차	85.2	86.2	87.8	89.1	90.2	91.2	93.4
	5차	-	86.5	88.4	89.8	90.9	92.0	92.8

주: 1) 2차 기대수명은 2010년 수치임.

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 정리

## 나. 가입자 추계

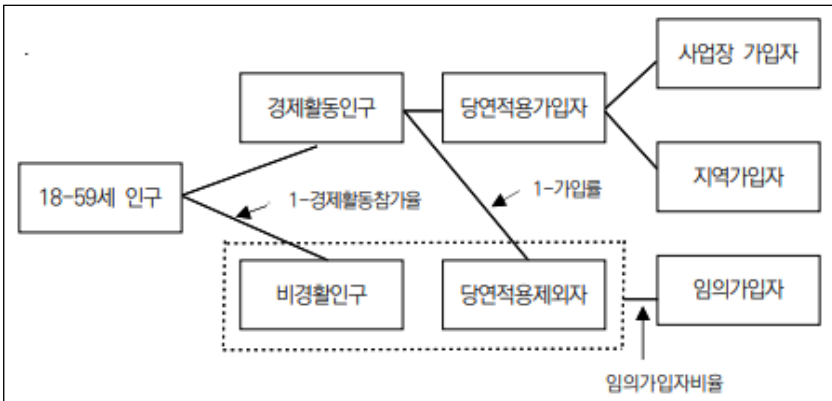
가입자 추계에서는 인구 전망을 기초로 성별·연령별 가입자 수를 사업장 가입자와 지역가입자, 임의가입자 및 임의계속가입자 등 가입 종별로 산출하는 데 목적을 둔다. 이를 위해 1차로 가입 대상이 되는 인구 중 경제활동 의사와 능력이 있는 경제활동인구를 추계한 뒤, 국민연금 가입자 규모를 전망하고, 이를 다시 가입 종별 가입자로 구분하는 작업을 수행한다. 그리고 전년도 성별·연령별 가입자에 출생코호트별 인구 대비 가입자 비율의 변화



를 반영하여 해당 연도의 성별·연령별 가입자 수를 산출하고, 마지막으로 성별·연령별 가입자 수의 총합이 전체 가입자 규모와 일치되도록 성별·연령별 가입자 수를 재산출하고 있다. 따라서 가입 대상인 18세부터 59세 인구 규모와 연령별·성별 인구 전망이 합리적으로 이루어질 필요가 있다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

가입기간별 가입자 추계에서는 연금보험료를 납부한 가입기간을 추계하는 데 목적을 둔다. 이를 위해 국민연금 가입자를 사업장 가입자, 지역 가입자 및 가입자였던 자로 구분하고, 가입 종별 간 이동 및 공적연금 간 이동, 국외이주 및 사망으로 인한 제도에서의 완전 탈퇴를 고려하여 가입자의 이동행태를 추정하고, 가입상태 및 보험료 납부 여부에 따라 발생하는 가입기간의 변화 과정을 추정한다. 이때, 인구 전망 결과 중 연령별·성별 사망률과 국제이동이 어떻게 가정되느냐에 따라 가입기간 추계 결과가 상이해질 수 있다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

[그림 5-2] 국민연금 가입자 추계 개념도



자료: 국민연금연구원 재정추계분석실. (2022). p.49. [그림 4].

#### 다. 수급자 추계

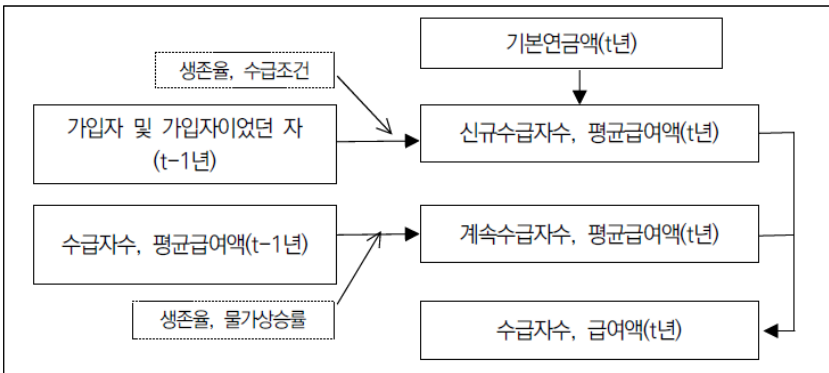
수급자 추계는 전술한 대로 급여 종류별로 이루어진다. 먼저, 노령연금 수급자 추계는 매년 새롭게 발생하는 신규 수급자와 전년도에 이어서 당년도에도 수급하는 계속 수급자로 구분하여 이루어진다. 신규 수급자는 연도별로 수급 개시 연령에 도달하고 가입기간이 10년 이상인 가입자 및 가입자였던 자를 대상으로 노령연금 수급 조건을 만족하는 대상자 중에서 소득활동을 하지 않는 자를 신규 수급자로 산출한다. 계속 수급자는 전년도 노령연금 수급자에 생존율을 적용하여 산출한다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

장애연금 수급자 추계 역시 신규 수급자와 계속 수급자로 구분하여 이루어진다. 신규 수급자는 가입자 및 가입자였던 자에 장애발생률을 적용하여 그 규모가 결정되는데, 장애발생률은 장애연금 수급 기준을 충족하는 대상 대비 장애연금 신규 수급자 수의 비율로 구하며, 최근 실적을 이용하여 산출한다. 장애연금 계속 수급자는 총수급자에서 사망 등으로 수급이 종료되거나, 다른 급여와 중복급여가 발생하여 장애연금을 선택하지 않은 자를 제외하여 산출한다. 이때 사망에 의한 장애연금의 수급 종료는 통계청 장래인구추계의 사망률을 적용하여 전망한다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

유족연금 수급자 추계 역시 통계청 장래인구추계의 사망률을 활용하고 있다. 유족연금은 가입자 및 가입자였던 자, 노령연금 수급자, 장애연금 수급자(장애등급 2급 이상)가 사망하고 유족이 있는 경우에 발생하는데, 유족연금 수급자는 먼저 사망자를 산출한 다음, 유유족률(有遺族率)을 적용하여 사망자 중 유족이 있는 자를 구하고, 사망자에서 수급자로의 전환은 사망자와 수급자의 관계를 이용하여 최종적으로 유족연금 수급자 여부를 판단한다. 이때 사망자 중 유족이 있는 자의 비율을 의미하는 유유족률은 가입자 및 가입자이었던 자, 노령연금 수급자, 장애연금 수급자로 구분하여 발생 사유별로 각각의 유유족률을 산출하여 사용한다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

마지막으로 반환일시금 추계는 반환일시금 지급 사유별로 수급자 수와 급여액을 각각 산출하여 합산하는 방식으로 전망된다. 이때 통계청 인구 전망 결과 자료가 사용되는 일시금은 ‘사망으로 인한 반환일시금’과 ‘국외 이주로 인한 일시금’이다. 전자의 경우, 가입자 및 가입자이었던 자가 사망하였으나 유족연금 수급조건을 만족하지 못하는 자에게 지급되기 때문에 사망률과 유족률을 적용하여 산출한다. 후자의 경우, 가입자 및 가입자이었던 자 중 국외로 이주하거나 국적을 상실한 자들이 대상으로 국외이주율을 적용하여 산출한다(국민연금연구원 재정추계분석실, 2022).

[그림 5-3] 수급자 수 및 급여액 추계 흐름도



자료: 국민연금연구원 재정추계분석실. (2022). p.16. [요약그림 2].

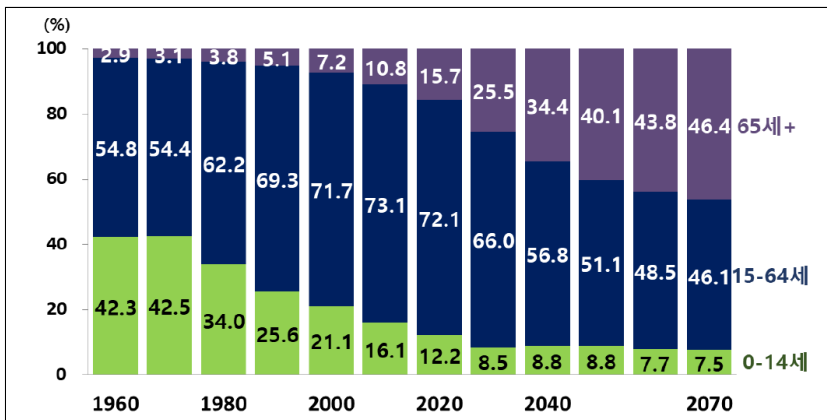
## 라. 차수별 추계 결과 및 실적치 비교

여기에서는 우선 5차 재정계산의 인구 전망 결과와 앞에서 살펴본 추계 모듈별로 각 차수의 추계 결과와 실적치를 비교하였다. 그리고 마지막으로 인구 전망 변화에 따라 제도의 추계 결과가 어떻게 변화하였는지를 살펴보았다.

먼저, 5차 재정계산 기준 전망 기간에 대한 인구 추이를 살펴보면, 전체 인구는 2025년에 52,610천 명이고, 여기에서 점감하여 2090년 32,637천

명까지 감소할 것으로 전망되었다. 여기에서 국민연금과 관련하여 주요한 전망 결과는 낮은 합계출산율과 기대수명의 증가가 결합되어 나타난 경제활동연령인구의 급감과 노령인구의 급증이라 할 수 있다. 일례로 18~64세의 생산연령인구는 2025년 52,610천 명으로 전체 인구의 66.4%였으나, 2090년에는 32,637천 명으로 전체 인구의 47.3%로 감소할 것으로 전망되었다. 이에 반해 65세 이상 노령인구는 동기간 10,508천 명, 전체 인구의 20.0%에서 13,474천 명, 전체 인구의 41.3%로 증가할 것으로 전망되었다. 이에 따라 65세 이상 인구 대비 18~64세 인구의 비율인 노인부양비는 2025년 30.6%에서 지속해서 증가하여 2090년에는 87.3%까지 높아질 것으로 전망되었다(국민연금재정추계전문위원회, 2023a).

[그림 5-4] 주요 연령계층별 인구, 1960-2070



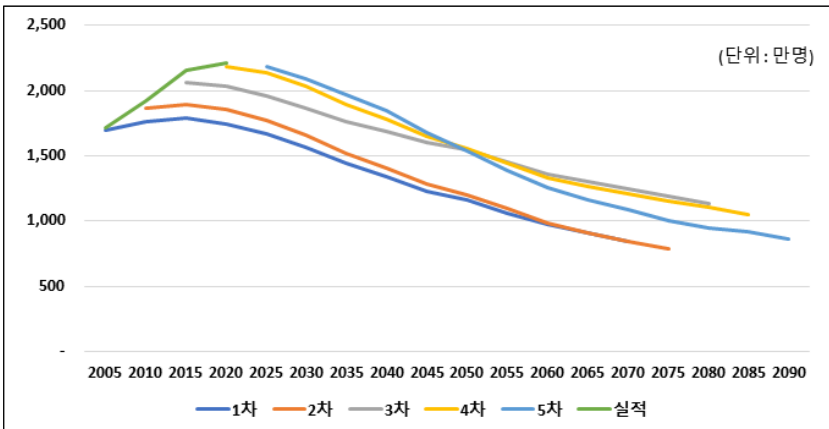
자료: 통계청 인구동향과. (2021.12.09). p.7. [그림 1-6].

이러한 인구 전망을 토대로 국민연금 가입자 및 수급자 추계 결과, 그리고 그에 따른 제도 부양비의 전망 결과를 차수별로 비교하면 인구 전망 결과에 따라 제도 관련 미래 전망 역시 급변한다는 점을 알 수 있다.

먼저, 차수별 가입자 추계 결과를 비교해보면, 재정계산 시마다 가입률에 대한 기초치는 최근 실적을 반영하기 때문에 차수별 가입자 규모의 단기

전망 결과는 이전 차수에 비해 높게 전망되고 있다. 즉, 5차 추계모형에서 전망한 국민연금 가입률은 2023년 92.6%인데, 여기에서 점차 증가하여 2040년 이후에는 94.1%가 유지되는 것으로 가정되었다. 이는 4차 추계모형의 2017년 90.5%에서 2035년 93.0%까지 증가한 후 유지하는 것으로 가정한 것보다 기간 평균 1.2%p 상향 조정된 것이다. 하지만 장기적으로는 출산율 저하의 효과가 반영되기 때문에 가입자 규모가 줄어드는 것으로 나타나는데, 이러한 현상은 4차와 5차 재정계산에 두드러지게 나타난다(국민연금발전위원회, 2003; 국민연금재정추계위원회, 2008; 국민연금재정추계위원회, 2013; 국민연금재정추계위원회, 2018; 국민연금재정추계전문위원회, 2023a, [그림 5-5] 참조).

[그림 5-5] 차수별 가입자 수 전망



자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

특히, 4차에 비해 5차에서 2050년대 이후에 가입자 수가 줄어드는 꺾이는 더욱 뚜렷하게 나타나는데, 이러한 배경에는 인구 전망 결과 출산율의 급격한 저하에 따른 생산가능인구의 감소가 있는 것으로 판단된다([그림 5-4] 참조).

실제 지난 4차 재정추계에 사용된 2016년 인구추계와 5차 재정추계에 사용된 2021년 장래추계의 생산연령인구(15~64세)의 전망 결과를 비교하면 장기적으로 격차가 커짐을 알 수 있다. 먼저, 2016년 추계 결과에 따르면, 생산연령인구는 2020년 3,726.6만 명으로 전체 인구의 71.7%를 차지하였고 2065년에는 2,062.0만 명으로 전체 인구의 47.9%를 차지한 것으로 나타났으나 2021년 추계 결과에 따르면 생산연령인구는 동기간 3,737.9만 명에서 1,874.6만 명으로 감소 폭이 더 커졌으며, 전체 인구에서 차지하는 비중도 동 기간 72.1%에서 46.8%로 더 작은 규모를 차지할 것으로 전망되었기 때문이다(〈표 5-4〉 참조). 그리고 2070년 이후에도 경제활동연령인구에 대한 전망 결과의 차이는 더욱 큰 데, 이는 유소년인구 전망 결과에서 그 차이가 유지되고 있기 때문이다.

〈표 5-4〉 생산연령인구 및 구성비

(단위: 만 명, %, %p)

	2020년	2040년	2065년	2070년	정점(연도)
2016년 추계	3,726.6 (71.7)	2,943.1 (56.4)	2,062.0 (47.9)	-	3,762.7 (2016년)
2021년 추계	3,737.9 (72.1)	2,852.1 (56.8)	2,874.6 (46.8)	1,736.8 (46.1)	3,762.8 (2019년)
Gap(2021-2016)	11.3 (0.4)	-91.0 (0.4)	-187.4 (-1.1)	-	0.1(3년)

주: 2016, 2021년 추계 모두 중위 가정을 활용함.

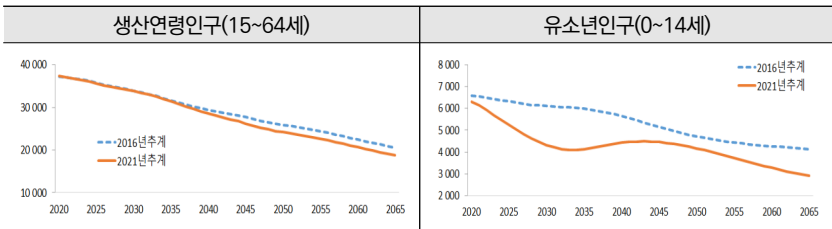
자료: 국민연금재정추계전문위원회. (2023b). p.13. 도표 1.

게다가 국민연금 의무가입 연령이 만 59세로 고정되어 있는 점은 일종의 독소조항으로서 관련 제도의 변화 없이는 가입 대상 연령대(18~59세)의 인구가 줄어들에 따라 가입자 규모도 축소될 수밖에 없기 때문이다(〈그림 5-5〉 참조). 즉, 〈표 5-2〉에서와 같이 이전 차수의 재정계산에 투입된 합계출산율에 비해 5차 재정계산에 사용된 합계출산율 전망치가 현저하게 낮은 데 기인한다. 예컨대 2020년대부터 2030년대까지 1.0 미만의 합계

출산을 시기에 태어난 이들이 경제활동 연령기에 진입하는 2040~2050년대 이후에는 경제활동 참가율이 높더라도 절대적인 수가 부족해 가입자 수가 급감할 수밖에 없는 것이다.

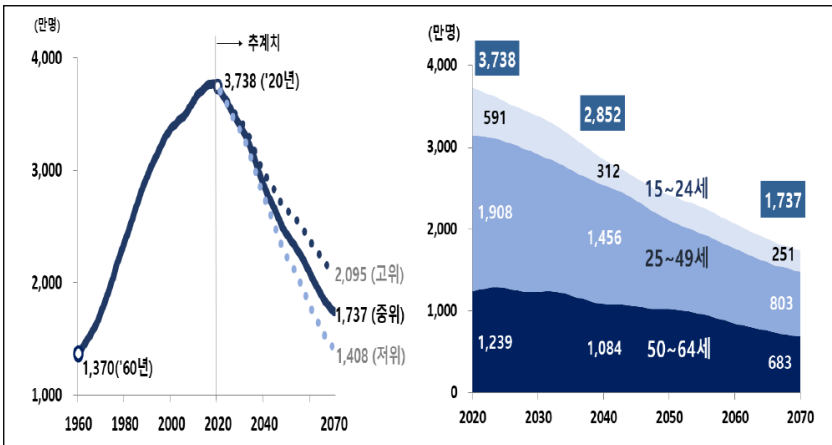
〈표 5-5〉 통계청 장래인구추계 결과 비교(2016 & 2021)

(단위: 천 명)



자료: 국민연금재정추계전문위원회. (2023b). p.12. 그림 1, p.13. 그림 1.

[그림 5-6] 2021년 장래인구추계 결과: 생산연령인구(1960~2070)



자료: 통계청 인구동향과. (2021.12.09). p.10. [그림 1-8], [그림 1-9].

〈표 5-6〉 차수별 가입자 수 전망

(단위: 만 명)

연도	1차	2차	3차	4차	5차	실적
2005	1,694.6					1,712.4
2010	1,762.3	1,862.9				1,922.9
2015	1,785.8	1,889.6	2,062.1			2,156.8
2020	1,744.4	1,857.4	2,036.7	2,183.2		2,210.7
2025	1,671.9	1,774.9	1,957.9	2,137.7	2,181.6	
2030	1,566.3	1,660.5	1,862.7	2,035.5	2,090.4	
2035	1,445.6	1,519.3	1,759.9	1,894.4	1,967.3	
2040	1,340.3	1,404.1	1,682.3	1,776.6	1,843.2	
2045	1,231.5	1,287.0	1,601.5	1,648.7	1,676.0	
2050	1,159.6	1,202.9	1,547.9	1,557.4	1,533.8	
2055	1,062.5	1,092.8	1,450.8	1,439.9	1,387.0	
2060	974.8	984.6	1,357.3	1,328.5	1,251.4	
2065	906.4	907.7	1,301.0	1,262.1	1,160.8	
2070	843.4	844.1	1,249.7	1,207.6	1,085.8	
2075		784.7	1,193.7	1,148.4	1,002.2	
2080			1,135.6	1,102.2	941.6	
2085				1,053.0	916.0	
2090					861.2	

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

다음으로 1차부터 5차 재정추계까지의 차수별 노령연금 수급자 수 전망 결과를 비교하면 다음과 같다(〈표 5-7〉, [그림 5-7] 참조). 노령연금 수급자 수는 가입자 전망 결과를 토대로 수급 개시 연령이나 가입률, 가입자의 평균 가입기간, 사망률, 장애발생률 등 다양한 변수에 의해 영향을 받는다. 따라서 노령연금 수급자 수는 단기적으로는 그 규모가 증가하지만 장기적으로는 그 규모가 감소하는 역U자 형태의 궤적을 그리는 것으로 전망된다. 이런 변화 양상에 대한 해석 역시 단기와 장기에 따라 구분 가능하다.



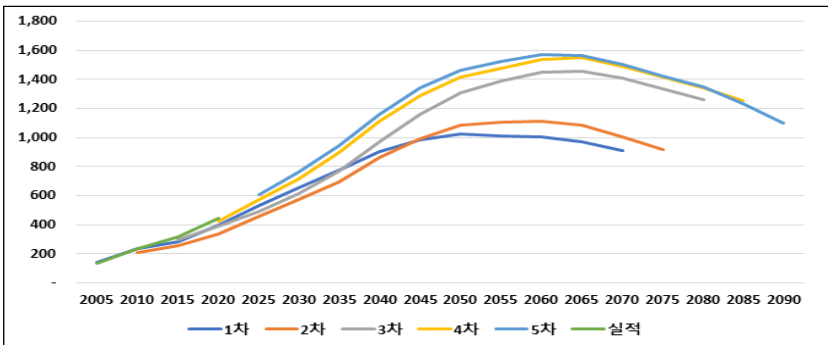
(표 5-7) 차수별 노령연금 수급자 수 전망

(단위: 만 명)

연도	1차	2차	3차	4차	5차	실적
2005	142.4					134.9
2010	234.5	206.0				232.5
2015	285.7	253.3	299.4			313.7
2020	397.1	339.4	388.1	428.0		442.5
2025	535.7	455.6	494.9	569.9	610.1	
2030	656.6	572.0	613.8	713.2	761.0	
2035	776.7	695.5	768.0	894.8	941.4	
2040	905.3	865.3	974.3	1,114.0	1,160.1	
2045	985.4	989.8	1,157.3	1,291.8	1,341.4	
2050	1,026.8	1,083.3	1,308.8	1,416.7	1,466.6	
2055	1,014.5	1,104.9	1,388.9	1,479.3	1,522.0	
2060	1,004.4	1,112.0	1,447.5	1,541.6	1,568.9	
2065	970.0	1,086.3	1,456.3	1,554.8	1,568.6	
2070	911.7	1,007.2	1,407.2	1,492.6	1,501.3	
2075		917.7	1,333.0	1,415.2	1,421.6	
2080			1,264.9	1,343.7	1,347.3	
2085				1,257.9	1,236.1	
2090					1,099.5	

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

[그림 5-7] 차수별 노령연금 수급자 수 전망



자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

먼저, 단기적으로 수급자 규모가 증가한 데는 과거 1960~1970년대 베이비붐 시기에 출생한 인구 집단이 국민연금 성숙 과정에서 수급 자격을 획득하여 2020년 이후 약 40여 년간 국민연금 수급자로 편입된 데서 그 원인을 찾을 수 있다. 그리고 장기적으로 수급자 수가 감소하는 원인은 제도가 충분히 성숙한 2060년 이후에는 1990년대 이후 급감한 합계출산율의 결과로 신규 수급자 수는 줄어들지만, 사망자 수가 늘어나는 데서 찾을 수 있다.

이처럼 차수마다 이전 차수에 비해 연도별 노령연금 수급자 규모가 커지는 현상이 뚜렷하게 관측된다. 이러한 차이는 전망 모형의 개선 및 기초율을 최근 수치로 변경하면서도 발생 가능하지만, 인구 전망 결과가 변동되면서도 발생할 수 있다. 일례로 기대수명이 증가하면 이에 대한 반대급부로 수급 기간이 늘어나게 되는데 이는 수급자 수 증가에 영향을 미치게 된다. 그리고 이전 차수 대비 출산율이 더 낮아질 것이라는 통계청의 장래인구추계 결과는 전술한 대로 장기적으로 국민연금 가입 대상 인구의 감소를 야기하면서 이들이 수급자로 전환되는 시점에 수급자 수의 축소를 초래하게 되기 때문이다.

그리고 노령연금 수급자 수 대비 가입자 수의 비율인 제도부양비도 인구 전망 결과에 따라 좌우된다. 왜냐하면 제도부양비 추이는 그 특성상 인구 전망의 노인부양비 추이와 유사한 추세를 보일 수밖에 없기 때문이다.<sup>17)</sup> 한편 차수별 제도부양비 전망 결과를 비교하면(〈표 5-8〉, [그림 5-8] 참조), 5차 모형의 제도부양비 꺾적이 이전 차수와 비교할 때 상대적으로 더 높아지는 양상을 확인할 수 있다.

17) [그림 5-8]에서 제시된 제도부양비와 노년부양비의 격차 발생 원인은 각 지표의 조작적 정의가 다소 상이한 데 있다. 가령, 제도부양비의 분모는 국민연금 가입자로서 18세에서 59세까지인데 반해, 노년부양비는 15세에서 64세까지의 전체 인구이다. 이에 반해 제도부양비의 분자는 국민연금 노령연금 수급자인 반면, 노년부양비는 65세 이상 전체 인구이다.

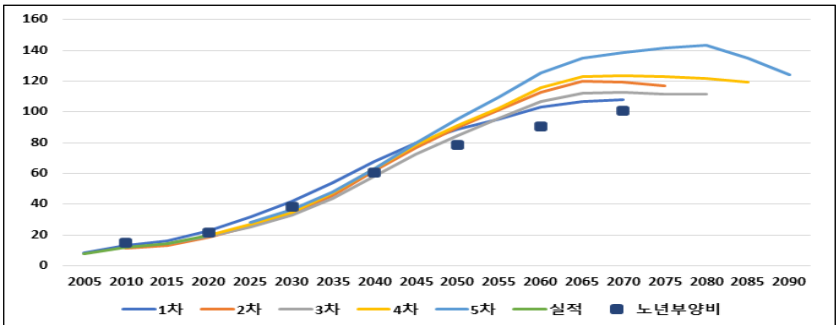
〈표 5-8〉 차수별 제도부양비 전망

(단위: %)

연도	국민연금 재정계산 전망 결과 및 실적						노년 부양비
	1차	2차	3차	4차	5차	실적	
2005	8.4					7.9	
2010	13.3	11.1				12.1	14.8
2015	16.0	13.4	14.5			14.5	
2020	22.8	18.3	19.1	19.6		20.0	21.8
2025	32.0	25.7	25.3	26.7	28.0		
2030	41.9	34.4	33.0	35.0	36.4		38.6
2035	53.7	45.8	43.6	47.2	47.9		
2040	67.5	61.6	57.9	62.7	62.9		60.5
2045	80.0	76.9	72.3	78.4	80.0		
2050	88.5	90.1	84.6	91.0	95.6		78.6
2055	95.5	101.1	95.7	102.7	109.7		
2060	103.0	112.9	106.6	116.0	125.4		90.4
2065	107.0	119.7	111.9	123.2	135.1		
2070	108.1	119.3	112.6	123.6	138.3		100.6
2075		116.9	111.7	123.2	141.8		
2080			111.4	121.9	143.1		
2085				119.5	134.9		
2090					124.0		

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

[그림 5-8] 차수별 제도부양비 전망



자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 작성.

즉, 1차부터 4차까지의 제도부양비 전망은 유사한 궤적을 그리며 큰 차이를 보이지 않지만, 5차 재정계산에서 전망한 제도부양비는 이전 차수와 달리 2050년대 이후 급격하게 높아진 것이 확인된다. 이러한 배경에는, 반복해서 기술하고 있지만, 급격하게 낮아진 출산율 및 증가한 기대수명 전망이 있다.

#### 마. 인구 추계 결과 변화가 추계 결과 변화에 미친 영향<sup>18)</sup>

국민연금 추계 결과에 영향을 미칠 수 있는 요인은 모형 개선, 인구 전망 변화, 거시경제변수 가정 및 제도 변수 가정 변경, 실적치 반영 등 기초율 변경 등에 의한 효과로 구분된다. 이때, 모형 개선은 추계모형 방법론의 개선, 초기치 변화, 재정계산 이후 이루어진 제도 변화 적용 등의 작업이 해당하며, 이외에도 실적자료를 반영하여 변경된 기초율에 의해 추계 결과가 변할 수 있다. 마지막으로 거시경제변수나 제도 변수 가정 변화는 차수별 모형에 적용한 거시경제변수 가정이나 제도 및 환경 변화를 고려하여 변경한 징수율, 납부예외자 비율, 지역가입자 비중, 경제활동 참가율 및 가입률 상승 등 제도 변수의 변화에 의한 효과이다.

한편, 본 절에서 주목하는 인구 전망 변화는 통계청의 장래 인구 전망 차이에 의한 효과로 주로 출산율이나 기대수명의 변화 등에 기인한다. 인구 전망 결과 변화에 의한 효과를 구체적으로 살펴보면 아래와 같다.

먼저, 3차 모형과 2차 모형을 기준으로 인구 전망 변화만을 고려했을 때, 추계 결과 변화를 살펴보면 수지적자 시점<sup>19)</sup>은 2044년에서 2043년

18) 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018)의 [부록 2] 및 국민연금 재정추계전문위원회(2023a)를 참고하여 작성하였음.

19) 수지적자 시점은 국민연금 당해 급여 지출이 보험료 수입과 기금투자수익의 합을 상회하는 첫해를 의미한다.

으로 1년 앞당겨지고, 기금소진 시점<sup>20)</sup>은 2060년에서 2058년으로 2년 앞당겨지는 것으로 전망되었다. 한편, 3차 모형의 인구 전망 변화는 미래의 합계출산율 증가, 국제이동의 순유입 증가, 기대수명의 개선 등이었는데, 이러한 요인 변화가 국민연금 재정상태에 미친 영향은 단기와 장기로 상이한 효과를 가진다. 가령, 단기적으로 국민연금 가입자 수를 증가시켜 보험료 수입을 확대하는 효과를 가진다. 하지만 장기적으로는 이에 대한 반대급부로 수급자 수를 증가시킴으로써 급여 지출을 증가시키는 것이다. 따라서 인구 전망 변화에 따라 단기적으로 재정 상태에 미쳤던 긍정적 영향력이 장기적으로는 부정적인 결과를 야기하면서 서로의 효과가 상쇄하는 것으로 나타났다.

다음으로 3차 추계 이후 2017년까지의 실적을 반영한 4차 모형을 기준으로 인구 전망 변화만 고려했을 때 국민연금 제도에 미친 영향력의 방향성은 앞의 2차와 3차 추계 결과에 미친 영향력과 동일했다. 가령, 수지적자 시점은 2044년에서 2042년으로 2년 빨라졌으며, 기금소진 시점 역시 2060년에서 2058년으로 2년 앞당겨졌다. 이러한 변화는 출산율 감소 및 기대수명 개선 등으로 대표되는 인구 변화 양상이 더 강해진 결과로, 국민연금 가입자 규모의 감소로 보험료 수입은 줄어드는 반면, 노령연금 수급자가 늘어나면서 지출 소요액이 증가하는 등 제도의 재정상태에 부정적인 영향력을 미치기 때문이다.

한편, 5차 재정계산에 사용된 모형에 2023년까지의 실적을 반영하고, 인구 변수에는 4차 추계와 5차 추계의 인구 전망을 각각 적용할 경우, 수지적자 시점은 2041년으로 변동 없지만 기금소진 시점은 2056년에서 2055년으로 1년 앞당겨졌다. 이러한 변동은 인구 전망 중 4차 재정계산

20) 기금소진 시점은 수지적자가 발생한 이후, 보험료 수입만으로 모자란 급여 지출의 적자분을 적립기금으로 충당하다가 기금을 모두 소진한 첫해를 의미한다.

대비 출산율 하락과 기대수명의 개선에 의한 것이다. 즉, 장기적으로 국민연금 가입자의 규모는 감소하지만, 수급자의 규모는 추계 기간 말까지 지속해서 증가하는 양상을 보이면서 재정 상태에 부정적인 영향을 미치기 때문이다.

〈표 5-9〉 인구 전망 적용에 의한 추계 결과 비교

(단위: 년)

추계모형	실적	인구	경제 변수	제도 변수	수지 적자 시점	기금 소진 시점
2차 재정계산	-	2008	2008	2008	2044	2060
3차 재정계산	-	<b>2013</b>	2008	2008	2043	2058
	2013	2013	2013	2013	2044	2060
4차 재정계산	<b>2018</b>	<b>2018</b>	2013	2013	2042	2058
5차 재정계산	<b>2023</b>	2018	2018	2018	2041	2056
	<b>2023</b>	<b>2023</b>	2018	2018	2041	2055

주: '2008'은 2차 재정계산의 가정, '2013'은 3차 재정계산의 가정, 2018은 4차 재정계산, '2023'은 5차 재정계산의 가정을 의미함.

자료: 국민연금발전위원회(2003), 국민연금재정추계위원회(2008), 국민연금재정추계위원회(2013), 국민연금재정추계위원회(2018), 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 활용하여 저자 정리.

## 바. 국민연금 재정계산 민감도 분석과 통계청의 인구 전망<sup>21)</sup>

“국민연금 재정추계”는 “5년마다 국민연금의 재정 수지를 계산하고, 국민연금의 재정 전망과 연금보험료의 조정 및 국민연금기금의 운용 계획 등이 포함된 국민연금 운영 전반에 관한 계획을 수립(「국민연금법」 제4조(국민연금 재정계산 및 장기재정균형 유지)의 ②항 中)”하는 데 목적을 두고 있다(국민연금재정추계위원회, 2023a). 따라서 국민연금 재정추계는 제도 운영 과정에서 가장 중요한 절차라 할 수 있다. 그런데 이상에서 살펴본

21) 국민연금재정추계전문위원회(2023a)를 참고하여 작성하였다.

바와 같이 재정추계 모형 설계와 재정 전망 절차에서 통계청의 장래인구 추계는 다른 변수보다 가장 중요한 요인이라 할 수 있다.

문제는 국민연금 추계모형이 확정적(deterministic)인 방법이라는 데 있다. 즉, 미래는 그 자체로 불명확함에도 불구하고, 재정추계 결과는 인구·경제·제도 변수 및 기초율에 대해 단일 가정 값을 사용하여 재정 수지를 산출함으로써 각 변수의 불확실성을 미반영하고 있다. 따라서 추계 결과 역시 단일 값으로 산출됨에 따라 추계 결과의 실현 가능성과 관련된 확률적 해석의 여지를 제한한다. 이에 국민연금재정추계전문위원회에서는 주요 가정이 변할 수 있다는 전제하에 다양한 상황을 두고 추계 결과를 산출한 민감도 분석을 수행하여 그 결과를 추가로 제시하고 있다.

민감도 분석은 개별 변수만을 변화시키는 개별 변수 시나리오 방법과 여러 변수를 함께 변화시키는 조합 시나리오 방법(set scenario)을 사용하고 있다. 5차 재정계산에서 사용한 인구 전망 관련 추가 시나리오는 통계청에서 출산과 사망, 국제이동 등 인구변동요인을 저위·중위·고위 등의 가정을 조합한 총 5개 시나리오이다(〈표 5-11〉 참조). 이때 인구성장률을 저위·중위·고위로 가정한 것 이외에 추가 2개 시나리오는 다음과 같다. ‘출산율 OECD 평균’ 시나리오는 출산율이 OECD 국가의 출산율 평균 회복속도<sup>22)</sup>를 반영한 가정에 사망과 국제이동에 대해서는 중위 가정을 조합한 것이다. ‘코로나19 장기영향’ 시나리오는 일명 ‘초저출산 시나리오’로 사망은 중위 가정이지만 출산과 국제이동에 대해서는 코로나19 영향이 장기간 지속되는 상황<sup>23)</sup>을 가정한 것이다(국민연금재정추계전문위원회, 2023a).

22) OECD 전체 국가의 출산율 평균 반등은 약 12.9년 동안 0.3명 증가한 것으로, 이를 고려한 출산율 전망은 2038년에 1.3명에 도달하고 2053년까지 OECD 평균 수준인 1.61명에 도달하는 것을 가정한 것이다(국민연금재정추계전문위원회, 2023).

23) 초저출산 시나리오의 합계출산율은 2025년 0.52명까지 감소한 뒤 반등하여 2050년 이후 0.98명 수준까지 상승할 것을 가정한 것이다(국민연금재정추계전문위원회, 2023).

〈표 5-10〉 통계청 인구추계의 합계출산율 변화 가정

(단위: 명)

	2020년	2025년	2030년	2035년	2040년	2050년 이후
고위 가정	0.84	0.96	1.16	1.36	1.39	1.40
중위 가정		0.74	0.96	1.18	1.19	1.21
저위 가정		0.61	0.77	0.94	0.95	1.02

자료: 국민연금재정추계전문위원회(2023a).

〈표 5-11〉 인구 전망 관련 조합 시나리오의 구분

조합 시나리오	인구변동요인			경제변수 (총요소생산성)
	출산	사망	국제이동	
저위중립	저위			중립
중위비관	중위			비관
기본가정(중위중립)				중립
중위낙관				낙관
고위중립	고위			중립
출산율 OECD 평균	OECD 평균	중위		중립
코로나19 장기영향	코로나19 장기영향	중위	코로나19 장기영향	중립

자료: 국민연금재정추계전문위원회(2023a).

이상의 상황을 반영한 민감도 분석 결과, 수지적자 시점 및 기금소진 시점을 기준으로 조합 시나리오별 차이는 크지 않은 것으로 추계되었다. 인구 및 경제 변수를 다양하게 가정하더라도 현행 제도 여건상 재정수지 상태가 단기간에 영향을 받지 않을 것임을 나타내는 것이다. 하지만 장기적인 관점에서 수지적자 시점, 기금소진 시점 외에 부과방식비용률이나 제도부양비, 필요보험료율 등 다양한 평가지표를 점검하면 인구 전망이 국민연금 재정수지를 좌우하는 열쇠라는 점을 알 수 있다. 특히, 출산율과 사망률 가정을 다양하게 변동시킨 인구구조 시나리오에 따라 부과방식비용률의 장기 추이가 크게 달라지는 것으로 전망되었다.



정리하면 노후소득보장제도인 국민연금은 장기적으로 제도의 지속 가능성을 꾸준히 검토함으로써 안정적으로 운영되도록 제도를 개선해야 하는 과업을 내재하고 있다. 이에 상술한 대로 5년마다 장기재정계산을 수행하고 있으며, 급격한 경기변동 등으로 인해 필요한 경우에는 필요에 따라 재정계산을 새로 하도록 하고 있다. 이때 인구 전망의 변동은 국민연금 재정수지의 변동을 야기하는 독립변수로 기능한다. 따라서 인구 관련 변수의 변동 폭이 큰 상황이 발생했을 경우, 기존에 수행한 국민연금 장기 추계 결과 역시 바뀌었을 가능성이 크다. 이에 통계청 장래인구추계를 정해진 주기 외에 추가로 실시하였을 때에는 국민연금 장기 추계도 새로 계산할 필요가 있다.

### 3. EU의 고령화 보고서(Ageing Report)의 인구추계 활용 사례<sup>24)</sup>

유럽 위원회(European Commission)에서는 3년을 주기로 “고령화 보고서(Ageing Report)”와 “고령화 보고서 추계 방법 보고서(Ageing Report: Underlying Assumptions & Projection Methodologies)”를 발간하고 있다. 고령화 보고서의 발간 목적은 신뢰할 수 있고 비교 가능한 정보를 바탕으로 향후 수십 년간 인구구조 변화로 인해 발생 가능한 문제를 분석하고 EU 공공 재정의 지속 가능성 상태를 점검하는 것이다. 이러한 이유로 경제재정위원회(ECOFIN) 이사회는 유로 통계청(EuroStat)에서 경제정책위원회(EPC)에 제출한 인구 전망 결과를 바탕으로 향후 50년간 고령화 관련 지출에 대한 장기 재정 추계를 실시하였다(EC, 2020).

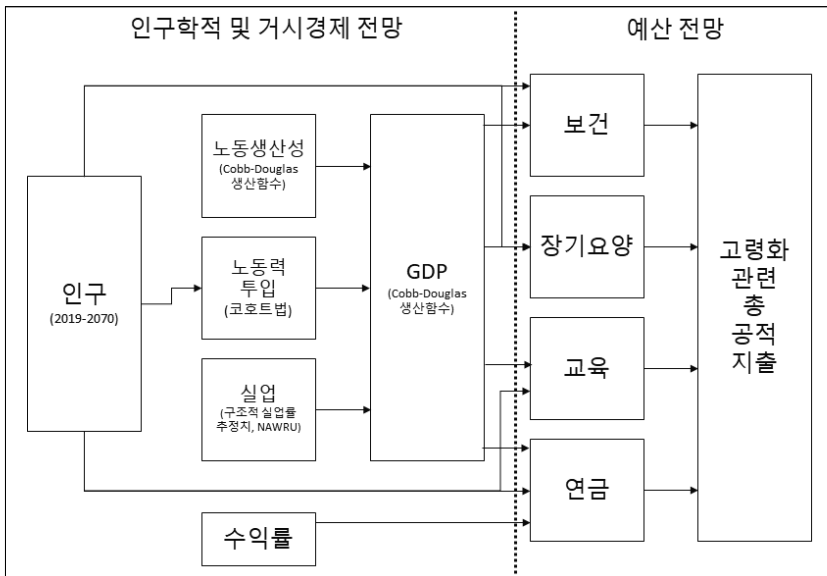
이렇게 실시된 장기 재정 추계 결과는 장기 추계 모형을 통해 합의된 방법론과 가정을 기반으로 작성되어 고령화 보고서에 수록된다. 예를 들어 장기 추계 모형에는 보고서 작성 시점부터 향후 50년간의 인구 전망, 노

24) EC(2020) 발췌하여 정리하였다.

동력(경제활동 참가, 고용 및 실업률), 노동생산성, 이자율을 포함한 일련의 주요 거시경제 변수가 투입된다(그림 5-9) 참조). 이때, 기준 시나리오를 중심으로 발생 가능한 불확실성을 반영하여 다양한 대안을 검토한 민감도 분석을 제시하고 있다. 기준 시나리오는 추계 대상 제도와 관련하여 향후 50년간 ‘정책의 변화가 없음’을 가정한 것이다. 보고서는 인구 전망, 노동력 전망, 거시경제 가정 등 기본 가정에 대해 기술하는 부분과 연금, 의료, 장기요양 및 교육에 대한 장기 재정 전망 결과를 제시하는 부분으로 구성되며, 추가로 주요 가정과 거시 경제 전망에 대한 통계, EU 및 EA, 국가별 관련 장기 추계 결과를 수록하고 있다. 이렇게 수행된 고령화 보고서의 분석 결과는 EU 차원의 다양한 정책 논의에 활용된다.

이후에는 EU의 고령화 보고서 내용 중 공적연금에 초점을 두고 인구 전망 결과와 연금제도의 장기 재정 추계 간 관계를 검토하였다(EC, 2020).

[그림 5-9] EU - 고령화 비용 전망 추계 모형



자료: EC(2020), p.2. Graph 1. 인용 저자 작성.

## 가. 인구 추계 관련 기본 가정 및 전망 결과<sup>25)</sup>

EU 고령화 보고서에서 사용한 Europop2019는 유럽 통계청(Eurostat)에서 2020년 4월 발표한 2019년 기준인구 전망치이다. 이는 EU의 27개 회원국과 노르웨이의 인구를 2100년까지 전망한 결과로, 고령 관련 지출 전망에 필요한 인구 통계학적 근거로 사용되었다. Europop2019는 국가별 주요 인구통계학적 결정 요인과 관련하여 국가별 최근 추세를 고려하는 동시에, 장기적으로 수렴할 것이라는 ‘부분 수렴’ 접근법을 적용한 전망 결과이다. 이때 수렴 시점은 최종 전망 시점 이후로 설정되어 있으며, 인구 통계학적 결정 요인은 출생아 수에 영향을 미치는 출산율, 사망자 수에 영향을 미치는 사망률, 출생과 사망으로 인한 인구 ‘자연’ 변동 이외에, 발생 가능한 인구변동에 영향을 미치는 순이동이 있다. 수렴의 표적이 되는 국가는 출산율과 사망률 지표가 가장 좋은 EU 회원국이다.<sup>26)</sup> 따라서 출산율의 경우 전망 기간인 2019년부터 2070년 사이에 거의 모든 회원국에서 상승할 것으로 가정하는데, 그중 추계 연도 기준 출산율이 가장 낮은 국가의 증가 속도를 타 국가보다 더 빠르게 설정하는 것이다. 마찬가지로 기대수명 역시 거의 모든 국가에서 상향하는 것으로 가정하고, 추계 연도 기준 기대수명이 가장 낮은 국가에서는 기대수명의 증가 속도를 타 국가에 비해 빠르게 설정하여 추계 기간 말에는 대부분의 국가의 기대수명이 유사한 수준에 도달하게 설정하는 것이다. 순 이민의 경우, 과거 추세와 최근 실

25) EC(2020) Part1의 1. Population과 EC(2021)의 Part.1 Demographic assumptions을 참고하여 작성하였다.

26) 예를 들어 출산율이 가장 높은 국가는 프랑스로 2018년 기준 1.88명이었으며 이는 EU 회원국 평균인 1.54명에 비해 0.34명 많은 수치이다. 사망률과 관련하여 2018년 기준 기대수명이 가장 긴 국가는 남성의 경우 이탈리아로 81.2세였으며, 이는 EU 회원국 평균인 77.3세보다 3.9세 많은 수치이다. 여성의 경우는 에스토니아로 86.3세였으며, 이는 EU 회원국 평균인 83.0세보다 3.3세 많은 수치이다(EC, 2020).

적을 바탕으로 장기적으로는 부분 수렴하게 설정하되, EU 회원국 내에서는 일관된 흐름이 관찰되도록 하였다. 또한, 특정 국가에서 관찰되는 저출산 고령화 기조에 따라 노동연령 인구가 줄어들면 이를 상쇄할 수 있는 인구이동이 이민의 형태로 추가 유입되어 일정한 노동연령 인구 규모를 유지하도록 설정하도록 가정하였다(EC, 2020).

이러한 가정과 모형으로 전망한 EU 회원국의 인구 추계 전망 결과는 <표 5-12>와 같다. 먼저, 합계출산율의 경우, 1990년대 말까지 낮아지는 추세를 보이다가, 2000년대 이후 대부분의 회원국에서 반등하거나 최저점에 도달하는 양상을 보였다. 가령, 2000년 이후 약 10여년간 EU 회원국 중 17개 회원국에서 합계출산율이 증가하였는데, 2010년대에는 16개 회원국에서 감소하였다. 2020년대 이후 출산율 전망 모형에 따라 각국의 합계출산율은 프랑스의 합계출산율(2100년 기준, 1.83명)에 수렴하도록 장기적으로 상승하는 추세를 그리며, 2019년 1.52명에서 2070년 1.65명까지 상승할 것으로 추계되었다.

<표 5-12> EU 고령화 보고서(2021년 기준)의 인구 전망 결과

(단위: 명, 세)

구분	과거 추세				전망			
	1960	1980	2000	2018	2019	2050	2070	
합계출산율	2.63	1.99	1.47	1.54	1.52	1.61	1.65	
기대수명	남성	66.8	68.9	72.6	77.3	78.7	83.5	86.1
	여성	72.2	75.8	79.5	83.0	84.2	88.2	90.3

주 1) 여기에서 제시한 통계치는 EU 회원국 27개 국가의 평균 값으로 과거 추세는 단순평균이며 전망치는 가중 평균임.

2) 기대수명은 출생 시 기대수명을 의미함.

자료: EC(2020), p.15. Table I.1.1, Table I.1.2, p.16. Table I.1.3, p.18. Table I.1.4 인용 저자 재작성.

다음으로 기대수명 전망 결과 역시 마찬가지로 논리로 진행되었다. 가령, 추계 기간에 남성과 여성 모두 출생 시의 기대수명이 지속해서 증가할 것

으로 전망되었다. EU 회원국 기준으로 2019년 대비 2070년의 출생 시 기대수명은 남성이 7.4년, 여성이 6.1년 증가할 것으로 전망되었다. 이러한 추세는 1960년대 이후 지속해서 관찰되어온 경향으로 기대수명의 성별 격차 역시 줄어드는 것으로 나타났다. 하지만 장기적으로 볼 때, 사망률의 감소가 지속될 것으로 가정되지 않기 때문에 일정 기간이 지난 이후에는 기대수명 증가 속도가 둔화될 것으로 전망되었다. 그리고 EU 회원국을 대상으로 65세의 잔여수명을 전망한 결과에 따르면, 남성의 경우 2019년 18.4년에서 2070년 23.5년으로 5.1년 증가하고, 여성은 동기간 22.0년에서 26.8년으로 4.8년 증가할 것으로 전망되었다. 이처럼 출생 시 기대수명뿐 아니라 65세 잔여수명이 증가할 것이라는 인구 전망 결과는, 후술하였다시피, 수급 개시 관련한 제도 개혁이 수반되지 않으면 연금 재정 소요액을 증가시키는 결과를 초래할 수 있다.

2021년 EU 고령화 보고서에서 연금제도 장기 추계에 사용한 인구 전망 결과를 정리하면 다음과 같다(EC, 2020). EU 인구 역시 2019년 4억 4,700만 명에서 2070년 4억 2,400만 명으로 소폭 감소할 것으로 전망되었다. 그리고 인구 전망에 사용된 출산율과 기대수명의 증가, 그리고 순이동의 역학 관계를 고려할 때, EU 회원국의 인구 고령화는 심각한 수준으로 진행될 것으로 보인다. 예컨대, 추계 기간의 경제활동연령인구(20~64세)의 규모는 2019년 59%에서 2070년 51%로 축소되는 반면, 65세 이상 노인 인구 집단의 규모는 동기간 20%에서 30%로 급증할 것으로 추계되었다. 이러한 추세의 동인은 1950~1960년대 베이비부머 세대의 기대수명이 지속해서 증가한 반면, 1990년대 이후 합계출산율이 자연 대체율(2.1)에 미달한 결과 경제활동연령인구의 규모가 지속해서 감소할 것으로 전망되기 때문이다. 결과적으로 20~64세 인구 대비 65세 이상 인구의 비율은 추계 기간에 34%에서 59%로 증가할 것으로 예상되었다(EC, 2020).

마지막으로 2018년과 2021년 EU 고령화 보고서에 사용된 인구 가정을 비교하면 <표 5-13>과 같다. 2070년 기준 EU 인구는 이전 차수에 비해 1,519만 명가량 더 적을 것으로 전망되었으며 이러한 격차는 약 3%의 차이였다. 여기에서 주목할 점은 65세 미만 인구에 대한 2070년 전망치는 이전 차수와 큰 차이가 없었는데, 이는 평균 합계출산율이 이전 차수에 비해 0.1명가량 줄어들었지만 기대수명이 증가한 데 기인한다. 이에 반해 타 연령대의 인구집단은 이전 차수에 비해 상당한 규모가 줄어들었는데, 이러한 인구 전망의 변화는 2021년 고령화 보고서에서 노인부양비가 이전 차수보다 더 높아지는 결과를 초래하였다.

<표 5-13> EU 고령화 보고서(2021년 기준)의 인구 전망 결과

(단위: 만 명)

구분	2019	2070	2070년 차이
총인구	-76.2	-1,519.0	-3%
0~19세 인구	0.5	-943.3	-11%
20~64세 인구	-35.5	-599.5	-3%
65세 이상 인구	-41.1	23.8	0

주: 2070년 차이는 해당 지표의 2018년 고령화 보고서 인구 전망의 2070년 수치 대비 2021년 고령화 보고서 인구 전망의 2070년 수치의 차이임.

자료: EC(2020). p.27. Table I.1.12. 인용 저자 작성.

## 나. 연금 추계 범위 및 결과<sup>27)</sup>

EU 고령화 보고서에서 다루고 있는 연금 재정 추계의 핵심은 공적연금 제도에 대한 정부 지출 수준이다. 또한, 공적연금제도의 다양한 급여 종류에 따른 지출 소요액을 계산할 뿐 아니라 보험료 수입, 급여 지급을 및

27) EC(2020)의 Part.2의 1. Pensions과 EC(2021)의 Part.2 1. Pensions를 참고하여 작성하였다.

총 평균 대체율, 연금 수급자 및 가입자 수, 신규 연금 지출 소요 등을 전망하고 있다. 이를 위해, 고령화 보고서에서는 합의된 방법론과 가정을 채택하여 연금 재정 추계를 실시하고 있다. 다만, 23개 EU 회원국이 운영 중인 공적연금제도의 다양성과 복잡성으로 인해 단일 추계 모형을 적용하기 어려운 문제가 있다. 이에 개별 국가의 제도적 특징과 연금 제도 개혁의 영향력을 정확하게 반영하고자 국가별 추계 모형을 사용하였다. 이때 국가별 추계 모형을 사용하면 전망 결과에 이질성이 발생하는 문제가 있어 전망 결과에 대한 평가를 통해 국가간 비교 가능성 여부를 평가하는 등의 작업을 수행하고 있다.

연금 재정 추계 결과에 따르면, 2019년부터 2070년까지의 추계 기간 중 초기에는 공적연금 지출이 급격하게 증가하나 후반기에는 감소할 것으로 전망되었다. 예컨대, 2019년 EU 회원국의 평균 공적연금 지출은 GDP 대비 11.6%에서 2045년 12.7%로 증가한 뒤, 2070년에는 현재 수준 수준(11.7%)까지 감소할 것으로 예상된다. 이러한 평균의 변동 양상은 국가별 차이가 상쇄되어 나타난 결과로, 2019년 대비 2070년 공적연금 지출이 증가할 것으로 예상되는 국가는 27개 EU 회원국 중 16개국이며, 11개국은 공적연금 지출이 감소할 것으로 전망되었다. 한편, 공적연금 지출 변화를 주도한 요인은 노령연금 급여와 조기연금 급여이다. 일례로 2019년 대비 2070년 총지출 비율이 증가할 것으로 전망된 모든 국가에서는 노령연금과 조기연금에 대한 지출이 증가할 것으로 전망되었기 때문이다.

공적연금 수급자 수 전망과 관련해서 특이한 점으로는 75세 미만 연령대의 공적연금 수급자 수는 꾸준히 감소할 것으로 전망되었는데, 이는 출산율 저하에 따른 신규 수급자 수의 감소에 기인한다. 이에 반해 75세 이상 연금 수급자의 비율은 2018년 기준 10명 중 4명 수준에서 2070년에는 10명 중 6명 수준에 육박할 것으로 전망되었는데, 조기 퇴직에 대한 제도적 불이익의 가중과 기대수명의 증가가 결합된 효과로 해석된다.

공적연금 지출의 변화를 야기하는 여러 요인 중 인구 전망 결과와 관련한 내용을 살펴보면 노인부양비의 효과가 가장 크다. 즉, 출산율과 사망률 가정에 따른 노인부양비의 증가는 공적연금의 재정수지 적자를 야기하는 가장 주된 요인이기 때문이다. 또한, 부양비의 증가 효과는 급여 수준 삭감, 보험료율 인상, 노동시장 참가율 증가 등 공적연금 지출 축소를 야기하는 타 요인의 영향력을 상쇄할 만큼 그 효과가 큰 것으로 전망되었다.

한편 고령화 보고서의 추계 모형은 합의된 인구통계학적 및 거시경제적 가정과 연금제도의 정책적 변화가 없는 상태를 기본으로 수행되나, 추가 정보를 제공하기 위해 다양한 민감도 분석을 수행하고 있다. 이 중 인구 전망과 관련한 민감도 분석 결과를 살펴보면 다음과 같다. 첫째, 출생 시 기대수명이 2년 더 늘어난다고 가정할 때, 2070년 기준 평균 연금 지출은 GDP 대비 0.4%p 상승할 것으로 전망된다. 즉, 더 오래 살면 그만큼 연금 급여를 받게 되기 때문이다. 둘째, 순이동 가정을 변경하였을 때이다. 일반적으로 이민자의 상당수는 입국과 동시에 노동시장에 진입하기 때문에 전망 기간 동안 연금 기여금을 납부하는 가입 상태를 유지할 가능성이 높다. 따라서 순이동에 대한 전망 결과에 따라 보험료 수입이 증가하거나 감소할 수 있다. 셋째, 출산율이 20% 낮아진다고 가정하면 연금 지출은 평균적으로 GDP의 1.2%p가 증가할 것으로 전망되었다. 이는 낮아진 출산율로 인해 경제활동연령인구 규모가 축소되면서 고용이 축소되고 이는 생산성의 감소로 이어지는 반면, 고령화가 가속화되면서 전망 기간에 연금 지출 소요액의 변동이 발생하지 않기 때문이다. 넷째, 기대수명 증가가 공적연금 지출 증가에 미치는 영향은 경우에 따라 다르다. 가령, EU 회원국 중 조기 및 법정 은퇴 연령, 즉 연금수급 개시 연령과 기대수명을 연계한 자동조정 장치를 도입한 국가들이 상당수 있는데, 이들 국가에서는 기대수명 증가가 2070년 기준 GDP 대비 약 1.0%p의 연금 지출을 감소시키는 효과가 발생한다. 하지만 기대수명 증가와 연금 수급 개시 연령이 연동되어 있지 않은



국가들의 경우에는 연금 지출이 GDP 대비 1~2%p가량 상승할 것으로 전망되었다.

### 제3절 교육 분야 활용 사례

교육은 사회발전을 이끌어가는 중요한 원동력 중의 하나이며, 인적자본을 형성하기 위한 중요한 요인이라 할 수 있다. 교육수준별로 다르게 나타나는 출산력과 사망력 등의 인구학적 요인을 인구추계에 반영할 필요가 있다. 한편, 인구의 감소는 교육계에서는 학령인구의 감소, 학교통폐합, 교원 수급, 학교시설을 활용하는 것과도 깊이 관련되어 있다. 이에 본 절에서는 교육수준을 반영한 인구추계 활용 연구와 인구의 감소로 영향을 받게 될 교육 분야의 학령인구 추계를 함께 다루고자 한다.

#### 1. 교육수준별 인구추계

전통적인 인구추계 방법인 코호트요인법(cohort component method)은 각 코호트의 성 및 연령에 따른 인구의 변화를 추적하는 방식이다(김현식, 우해봉, 안재혁, 2017). 전통적인 방식에 인구규모 및 구조와 밀접한 관련이 있는 교육수준을 활용하여 교육수준별 인구를 추계한 국내 연구는 전택련(2012)의 연구를 시초로 김현식 외(2017), 황남희, 김경래, 이상인(2017), 우해봉(2022) 등이 있다.

전택련(2012)은 초등 이하, 중등, 고등, 대학 이상의 교육수준을 구분하고, 2010년의 출산율, 사망률 및 국제이동률, 그리고 교육수준 이행을 이용하여 2050년까지 교육수준별 인구추계를 실시하였다(김현식 외, 2017에서 재인용). 인구추계를 위한 제일 기초작업인 기준인구 작성을

위해 통계청에서 5년마다 실시하는 인구주택총조사 자료와 장래인구추계 자료를 이용하여 2010년 기준인구를 작성하였고, 자료 검증 및 보완을 위해 주민등록자료를 이용하였다. 출산율, 사망률, 국제이동 등을 파악하기 위해서 인구주택총조사 자료 외에 인구동태자료를 추가로 이용하였다. 사망의 경우 인구동태자료 외에 생명표를 이용하여 사망확률에 대한 자료를 산출하였다. 자료는 성별, 5세 간격 연령별, 교육수준별로 구분하며, 교육수준은 자료의 측정 편의성 및 이용 가능성 등을 종합적으로 판단하여 양적 측정 지표로 공식적인 교육수준 자료인 학력자료를 이용하여 구분하였다(전택련, 2012). 교육수준별 추계에 대한 시초적 연구라는 점에서 의미가 있지만, 이 연구는 이들 인구학적 모수들과 교육수준의 변화를 한 시점에 고정시키고 시간에 따른 변화를 포착하지 못한 한계가 있다(김현식 외, 2017. p.2).

김현식 외(2017)는 전통적인 방식에 교육수준을 활용하여 성별 및 연령의 하위 집단을 설계하였다. 교육수준별 인구추계는 인적 자원의 상태 및 분포 파악에 커다란 도움을 줄 수 있고, 미래 개발 계획 수립에 경험적 기초를 제공할 수 있다(김현식 외, 2017). 이러한 인식에 기초하여 KC를 비롯한 International Institute of Applied System Analysis(IIASA) 연구진들은 세계적 수준에서 각 국가별 교육수준에 따른 인구 추계 방법을 연구하고 여러 교육수준별 시나리오에 따른 추계를 실시하여 그 성과를 지속적으로 발표하고 있다(Goujon & KC, 2006; KC & Lutz, 2014; KC et al., 2010; Lutz, Butz, & KC, 2014; 김현식 외, 2017, p.2에서 재인용).

김현식 외(2017)는 2000년 이후의 자료에 근거하여 2065년까지 교육수준별 인구추계 방법을 제시하고 시사하였다. 특히 교육수준 이행확률을 구하고, 교육수준별 출산율, 사망률, 순국제이동을 추계하기 위한 모형을 제시하고 각 모수들을 시사하였다. 교육수준 이행확률을 추계하기 위하여 교육수준을 중졸 이하, 고졸, 대졸 이상으로 구분하고, 2000년 이

후 인구 및 주택총조사 자료를 분석하였다. 횡단자료를 이용한 종단 이행 확률 추정을 위해 다양한 가정, 예를 들어 14세 이하까지는 모두 종졸 이하이며, 남자의 경우 30세 이상, 여자의 경우 25세 이상에서는 교육수준이 변하지 않는다는 가정을 제시한다. 이러한 가정에 근거하여 성별, 연령 및 교육수준별 이행확률을 추정하고, 고졸에서 대졸 이상으로 이행할 확률은 고졸자의 대학진학률을 활용한다. 교육수준에 따른 출산율 추계는 동일 출산율 가정과 선형 가정, 그리고 Gompit 연관 모형의 세 가지 방법으로 진행하였고, 교육수준별 사망률 추계는 Li-Lee 모형을 활용하였다. 교육수준별 순국제이동 추계는 통계청 인구동향과(2016.12.08)를 활용하여 교육수준별 인구이동을 전망하는 방식을 사용하였다. 교육수준 이행확률과 통계청의 인구학적 추계 모수들을 활용하여 교육수준별 인구 추계를 실시한 결과, 출산율 추계에 따라 시나리오 결과에 차이가 약간 있었다. 동일 출산율과 Gompit 모형에서는 약 60%가 대졸 이상일 것으로 추정되며, 선형 가정에서는 약 59%가 대졸 이상일 것으로 추정되었다. 남자에 비해 여자의 학력이 높아진다는 것도 주목할 만한 결과이다. 결과적으로 저학력의 노동력에 기반한 노동집약적 산업에서 탈피하여 고학력을 필요로 하는 산업을 육성하고 높은 노동생산성에 기반한 새로운 산업을 만들어내는 부분에 투자를 집중할 필요가 있으며, 국민연금이나 건강보험 등의 사회보험 부분의 재정 추계에 있어서도 인구의 고학력화를 반영하는 모형을 도입할 필요가 있음을 제안하였다.

황남희 외(2017)는 Striessnig & Lutz(2014)가 개발한 교육수준을 감안한 부양비(Education-Weighed Dependency Ratio, EWDR) 모형을 발전시켜 EWDR 수정 모형을 한국에 적용하여 적정 출산율을 추정하였다. Striessnig & Lutz(2014)는 교육수준이 출산과 부양비에 영향을 미친다는 점에 주목하였다(황남희 외, 2017에서 재인용).

황남희 외(2017)에서는 인구수와 출생성비 가정으로 2015년 통계청 전망치를 이용하였으며, 인구 십만 명당 생존자 수 정보는 UNDP의 자료(UNDP, 2015)를 이용하였다. EWDR 수정 모형의 가중치로 활용되는 연령별 교육수준 분포는 통계청의 2010년 인구총조사와 교육부·한국교육개발원의 OECD 교육지표를 이용했으며, 교육수준별 교육비용과 생산성에 대한 자료는 교육부·한국교육개발원의 OECD 교육지표를 이용하였다(황남희 외, 2017, p.7). Striessnig & Lutz(2014)가 개발한 전통적인 부양비 모형에 교육수준을 도입한 EWDR 수정 모형을 한국에 적용하여 적정 출산율을 추정하였다. 그 결과 우리나라에 적합한 합계출산율은 시나리오에 따라 최소 1.00명에서 최대 1.40명으로 도출되었다(황남희 외, 2017, p.1).

우해봉(2022)은 생존기간(사망 연령)의 중심(central tendency)과 분산(dispersion) 지표를 사용하여 1985~2015년에 걸친 교육수준별 사망력 격차의 추이와 특징을 분석하였다. 사회계층을 표상하는 다양한 지표들이 있지만, 교육은 일자리와 소득수준에 영향을 미치는 한편, 건강한 생활 방식을 갖도록 하고 개인 삶에 대한 통제감(sense of personal control)을 높임으로써 건강(사망)과 밀접히 연계되기 때문이다(Mirowsky & Ross, 2003; 우해봉(2022)에서 재인용). 분석 자료는 1985~2015년에 걸친 인구동향조사(사망신고통계), 인구주택총조사, 주민등록연앙인구(추계인구) 자료를 활용하였고, 교육수준별 인구는 인구주택총조사에서 조사된 성별-연령계층별 교육수준 비율을 추계인구 혹은 주민등록연앙인구에 적용하여 산출하였다. 분석 결과, 2015년 기준으로 고졸 이하 남성의 최빈 사망 연령(M)이 83.96년임에 비해 대졸 이상 남성의 최빈 사망 연령은 86.90년으로 대략 3년의 격차가 존재한다. 여성의 경우에는 고졸 이하의 최빈 사망 연령이 89.71년임에 비해 대졸 이상은 90.34년으로 교육수준별 격차는 1년 미만이다. 교육수준이 낮을수록 사망 연령의 중심(최빈 사망 연령)이

낮지만, 사망 연령의 변이(사망 건수의 50%가 집중되는 최단 연령 구간)는 높은 모습을 보여주었다. 계층적 지위가 낮은 집단이 사망 연령에서 더 큰 변이를 보이는 것은 계층적 지위가 낮은 개인들의 건강 상태에서 이질성이 상대적으로 높은 수준임을 시사한다.

## 2. 학생 수 추계

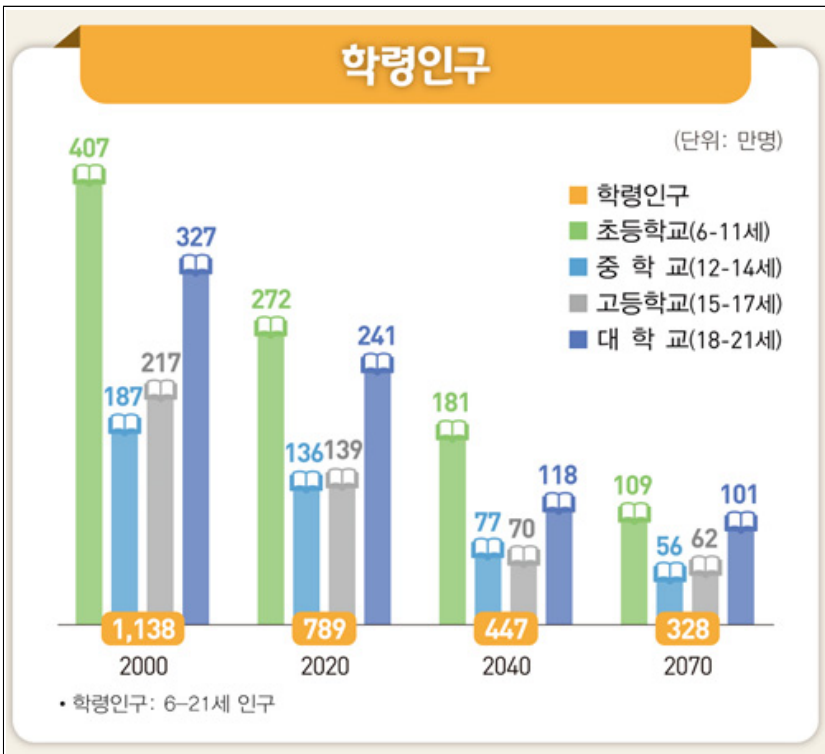
저출산에 따른 인구수 변화는 학령인구의 감소로 이어져 향후 학교급별 재학생 수에 급격한 변화를 가져올 것이라고 많은 연구들은 예측하고 있다(이광현, 2005; 이영 외, 2011; 조일환 외, 2012; 최지희 외, 2009; 엄문영, 2015에서 재인용). 학생 수 추계는 기본적 교육여건과 지방교육재정교부금 산정기준의 기초가 되며, 종국적으로 교육재정 수입과 지출의 불균형으로 이어져, 정산제도를 의무화하고 있는 우리나라 지방교육재정제도하에서 재원의 안정적이고, 예측 가능한 확보는 물론, 건전하고 효율적인 운용에도 영향을 미치게 된다(엄문영, 2013; 엄문영, 2015에서 재인용). 또한, 학생 수 추계 결과는 교원 수 수급 계획의 결정적 기초자료가 되는 동시에 지역별 학급 수와 학교 수를 예측하는 데도 모수값으로 작용하고 있어 매우 중요하다고 할 수 있다(이영 외, 2011; 엄문영, 2015에서 재인용).

이러한 점을 고려하여 미국의 연방교육통계센터(National Center for Education Statistics, NCES)에서도 초·중등교육 학생 수, 고등학교 졸업자 수, 교사 수, 공립 초·중등학교의 교육비, 고등교육 졸업자 등에 대한 향후 10년의 전망치를 매년 추계하여 발표하고 있다(Hussar & Bailey, 2014; 엄문영, 2015에서 재인용).

우리나라는 한국교육개발원 교육통계센터 교육통계서비스시스템에서 각 연도 2005~2007년의 지방행정자치단체별 초·중·고등학교 학생 수에 대하여 2020년, 2021년, 2022년까지 각각의 학생 수의 예측 결과를

제공한 바 있다. 한국교육개발원의 학생 수 예측모형은 선형함수를 모델로 하고, 선형함수의 모수를 로지스틱성장곡선 모형, 혹은 로지스틱지수평화 모형에 의하여 추정하는 바 있으나, 현재는 제공하고 있지 않다. 공식 통계로는 통계청 장래인구추계 자료의 학령인구 자료가 대표적이라 할 수 있을 것이다. 2021년 12월 발표 결과(가장 최신 자료임), 학령인구(6~21세)는 2020년 789만 명에서 향후 10년간 195만 명이 감소하여, 2070년 328만 명 수준일 전망이라고 발표하였다(통계청 인구동향과, 2021.12.09). 그러나 본 자료는 학령인구를 단순히 연령별로 구분한 자료에 불과하다.

[그림 5-10] 학령인구추계



자료: 통계청 인구동향과(2021.12.09).

송필준·김종태(2010)는 우리나라 초·중·고등학교의 학년별 학생 수의 예측을 위하여, 기존의 인구통계 데이터 및 학생 수 통계를 활용하였다. 기존의 인구통계로, 0~6세 인구는 주민등록인구 통계이며, 초·중·고등학교의 학생 수는 한국교육개발원의 교육통계연감 자료이다. 로지스틱함수 모형과 비례이동평균 모형에 의한 학생 수 추계와 분석을 시도하고, 그 결과를 한국교육개발원의 2005년, 2006년, 2007년 고3 학생 수의 예측 결과와 비교하였다.

김종태(2011)는 기초자치단체인 시·군의 장래 학생 수 추계를 위한 알고리즘을 제시하였다. 인구증가율과 학년의 진급률을 예측하기 위한 방법으로 시계열 방법인 이중지수평활법(double-exponential smoothing method)을 사용하였다. 경향-외삽법적 기법으로 선형 모형, 기하 모형, 지수 모형, 로지스틱 모형, 다항곡선 모형, ARIMA 시계열 모형 등이 사용될 수 있지만, 이중지수평활법은 인구증가율과 학년의 진급률들의 데이터들이 계절성들은 가지지 않고, 약한 추세성들을 가지기 때문이다. 경상북도 23개의 시·군을 분석한 결과, 2044년까지 고등학교 3학년 학생 수의 경우에는 칠곡, 구미, 경산, 안동, 포항, 김천은 40~70% 정도 줄고, 나머지 시·군은 70~95% 이상 학생이 줄며, 심지어 군위, 청송, 성주, 울릉, 의성, 영양 등 6개 군은 26년 후인 2036년에는 고등학교 3학년 학생이 없을 것으로 추정하였다. 초등학교 1학년의 경우는 2044년까지 칠곡, 구미, 안동, 경산까지는 약 50~70% 사이까지 줄어들며, 나머지 시·군은 70~100% 줄어든다. 군위, 의성, 성주, 청송, 청도, 울진, 고령은 2044년까지 순차적으로 초등 1학년 학생이 없을 것으로 추정하였다.

류방란, 김경애, 김근태, 김두환, 남기곤(2018)은 인구 감소와 함께 경기의 장기 침체가 시작될 것이라는 인구절벽에 대한 경고에 집중하며, 교육 분야에서 인구 감소 실태를 파악하고, 교육정책 방향을 제안하였다. 통계청의 인구추계 자료를 활용하여 학령기 인구수를 추계한 결과, 2065년

초등학생은 약 160만 명, 중학생 약 85만 명, 고등학생 88만 명으로 감소할 것이며, 반등 가능성은 매우 낮은 것으로 전망하였다. 학령인구의 감소는 물론 전체 인구 중에서 학령인구가 차지하는 비율도 점차 낮아지고 있다. 한편, 지역별 인구 감소 양상을 일본에서 시도된 지방소멸지수를 적용하여 살펴본 결과, 우리나라 전체 기초지자체 중 소멸위험 지역은 34%, 주의 단계 지역은 29% 정도가 되어 전체 53% 정도가 소멸화되고 있는 것으로 나타났다. 또한, 지역소멸지수 수준에 따라 시군구의 인구 감소 추이와 학교급별 학생 수 감소 추이를 지역의 사례를 통해 제시하였다. 이에 초중등교육에서의 정책 대응은 주로 학교 통폐합 정책, 적정 규모 학교육성 정책, 전원학교 정책 등이 있으며, 통폐합의 논리에서 벗어나 좋은 학교로 만들기 위한 소규모학교 운영 모델 개발과 다양화, 교육청의 기능 조정, 균형발전을 위한 교육재정 확보와 투자 등을 제안하였다.

김지윤, 김오석(2021)의 연구에서는 2019년 장래인구특별추계(통계청 인구동향과, 2016.12.08)를 분석하여 저출산으로 인해 유소년인구는 물론 학령인구도 감소하고 있음을 강조했다(김지윤 외, 2021). 유소년 인구(0~14세)는 2017년 672만 명에서 2047년 450만 명으로 감소하며, 유소년 구성비도 2017년 13.1%에서 2047년 9.2%로 낮아질 것으로 예상된다(통계청 인구동향과, 2016.12.08). 또한 해당 보고서에서는 학령인구(6~17세)가 1977년 1,092만 명으로 정점이었으나, 그 후 지속적으로 감소하여 2021년 1월에는 그 절반에 가까운 558만 명까지 감소하고 있음(행정안전부 주민등록 인구통계)을 보였고, 학령인구의 감소는 학생 수가 적은 학교인 소규모 학교의 증가로 이어진다는 점을 보였다. 전국의 60명 이하 소규모 학교는 2001년에 비해 2019년에 약 700개가 증가하였다(김지윤, 김오석, 2021). 또한 해당 연구에서는 시·군·구별 소멸위험지수의 시계열적 변화를 탐색하기 위해 통계청의 '시·군·구/성/연령(5세)별 주민등록 연앙인구' 2009년, 2014년, 2019년 자료를 활용하였으며, 전국 학교의



개수와 지리적 분포를 파악하기 위해 2019년 기준의 유치원 및 초·중·고등학교 데이터(KESS 교육통계서비스)를 활용하였다.

박상은 외(2022)는 2022~2024년 단기 3년 대구광역시 출생아 수를 예측하고, 이를 토대로 2022~2031년 대구광역시 초등학생 수를 전망하였다. 통계청의 시도별 장래인구추계의 학령인구 추계값을 활용하되, 향후 8년 이후 초등학교 단계의 학령인구 전망의 시나리오별 예측값 차이가 크다는 점을 고려하여 단기 3년 출생아 수를 예측하여 학령인구 추계의 현실적인 시나리오를 전망하였다. 단기 3년 출생아 수 예측 방법론으로는 예측 기간이 짧고 추세가 있는 비정상적 시계열 자료에 적용하기 위한 이중 지수평활 방법과 자기회귀누적이동평균 모형, 인공지능 모형인 머신러닝 기반 Sampling based Simulation Model(SSM) 모형과 딥러닝 기반의 Deep Learning Model with Attention Mechanism(DLSM) 모형을 활용하였다. 연구에서 제안된 4개 모형 중 예측오차 관점에서 DLSM 모형이 우수한 것으로 평가되었으며, DLSM 모형이 예측한 대구광역시 출생아 수와 대구광역시 중장기(2022~2031년) 유·초등 단계의 학령인구를 전망하고, 지역별 학교급별 학교별 학생 수 분포를 예측하였다.

### 3. 교육재정 추계

인구 변화로 인하여 장기적으로 각급 학교의 학생 수가 줄어들 것으로 예상되며, 그에 따른 교육재정 수요의 변화는 중요한 이슈가 된다. 이상엽, 안종석(2014)은 2010년 통계청의 장기인구 추계와 2014년 기획재정부가 장기재정 전망을 수행하는 과정에서 사용한 거시경제 전망치를 바탕으로 학교급별 교육재정 수요를 2060년까지 전망하였다. 유아교육 부문은 2013년 만 3~4세까지 확대된 누리과정과 인구구조 변화, 경제성장률 등을 고려하여 유아교육비를 장기적으로 전망하였다. 초중등교육 부문은 인구

구조 변화, 경제성장률에 교육의 질 제고 측면을 추가로 고려하여 초·중등교육비 규모를 장기적으로 전망하였다. ‘교육의 질 제고’를 위해 학생 1인당 교과 교원 수를 OECD 회원국 평균치를 목표로 2020년까지 점진적으로 증가시킨다는 가정에 따라 교육비를 전망한다. 고등교육 부문은 인구구조 변화와 경제성장률을 고려하여 대학 교육비 규모를 장기적으로 전망한다. 인구구조와 경제성장률에 대한 전망을 기획재정부가 장기재정전망을 위해 사용한 지표들을 그대로 사용하였다. 기획재정부는 전망치를 고위와 중위, 저위로 구분하여 제시하였으나 본 전망에서는 중위의 전망치를 사용하였다. 학생 1인당 교육비 전망의 목표치를 설정하는 데에는 OECD 회원국의 평균치를 활용하여 1인당 GDP의 41%로 설정하였다.

#### 4. 교원 수급 계획

초등 혹은 중등 교사 수요는 신규 채용 수요를 의미한다(이광현, 2022). 일반적으로 교사 1인당 학생 수 혹은 학급 규모의 기준 등을 근거로 하여 필요 교사 수를 산정하고, 현재의 교사 수와 향후 퇴직할 교사 수를 산출하여 신규 채용 수요를 추계하는 방법을 취한다(박현정, 김민희, 김병찬, 김왕준, 정동욱, 2013; 이광현, 2017; 이길재, 2021; 이광현, 2022에서 재인용). 따라서 가장 중요한 교사 수요는 정부의 정책, 즉 교사 1인당 학생 수를 몇 명을 목표로 혹은 기준으로 설정할 것인가, 혹은 학급 규모를 몇 명으로 설정할 것인가가 매우 중요하다(박덕규, 2002; 이영 외, 2011; 이광현, 2017; 이광현, 2022에서 재인용).

이영 외(2011)는 시도교육청 교원 배정방식을 학급 수에서 학생 수로 변경하면서 지역교육청 단위의 2011~2020년까지의 학생 수 추계의 필요성을 제시하였다. 2005~2010년까지의 행정안전부의 시군구별 인구통계를 활용하여 2011~2020년까지의 지역 교육청별 학생 수 추계를 도출

하고, 16개 시도교육청 및 178개 지역 교육지원청 단위별 학생 수, 학급 수, 교원 수를 감안한 교원 수급을 추정하였다. 이영 외(2011)는 최근의 출산율 변화와 지역별 학생 수 변화 등을 반영하기 위해 2010년 인구 센서스를 바탕으로 한 장래인구추계가 2011년 11월 이후에나 가용하게 됨을 고려하여 최근 출산율은 2010년 주민등록 자료를 이용하여 반영하였다. 또한 기존 연구와 다르게 인구이동을 감안하여 인구가 증가하는 지역과 감소하는 지역에 따라 학생 수 및 교원 수가 다르게 추정된다는 가정에 따라, 시도교육청별, 교육지원청별 학생 수와 교원 수를 추정하였다. 학령인구 감소로 인해 수급 여건의 악화가 예상되는 교육대학, 사범대학 등 교원 양성기관의 적정 규모화 방안 마련과 교원양성기관 규모 적정화와 연계한 양성 질 관리 등 내실화 방안을 제시하였다는 점에서 의미가 있다.

이길재, 김이경, 김병주, 이정미(2019)는 적정 교원 규모 산출을 위해 학생 수를 추계하였다. 이를 위하여 2019년 새로이 제시된 통계청 장래인구추계 데이터(학령인구 추계), 한국교육개발원 교육통계 데이터, 통계청 주민등록인구 데이터를 활용하여 2020~2030년까지 추계하였고, 모델의 정확성을 높이기 위하여 229개 시군구 행정구역을 단위로 구분하였다. 사회·경제적 요인으로는 수도권 중심 인구 집중 현상, 신도시 건설, 인구이동, 이농현상 등으로 인한 행정구역(시·군·구)별 학령기 학생들의 증감 경향을 분석하고, 지역 특색(대도시의 학생과밀, 도서지역 학령인구 감소 등)을 반영한 교원 수요 요인을 검토하였다. 다음으로 교육 정책적 요인으로는 고교학점제 도입, 기초학력 증진, 학생 다양화, 새로운 교수법 확대, 소프트웨어 중심 교육과정 적용, 심리적·정서적 요구 등 반영을 위한 학급당 학생 수 감축, 학습자 중심 교육 확대를 위한 과목 선택적 확대 등 교원 추가 수요에 영향을 미치는 교육 정책 요인을 탐색하였다.

이광현(2022)은 2021년 12월 통계청에서 발표한 초등학교 학령인구 수 추계 자료를 이용하여 향후 초등학생 수의 감소에 따른 신규 초등교사

채용 수요를 예측하였다. 초등교육에서 교사 1인당 학생 수가 OECD 평균 수준(14.5명), 주요국 중에서 상위 수준인 핀란드 수준(13.5명)에 도달하기 위한 필요교사 수를 산정하고, 향후 퇴직교사 인원수를 추계하여 신규 초등교사 채용 수요를 추계하였다. 분석 결과, 현재 초등교사 정원수를 고려한다면 5년 후인 2027년까지 신규 초등교사를 한 명도 채용하지 않고서도 교사 1인당 학생 수가 OECD 평균에 도달하며, 초등교사 과원 수가 생기지 않는 것으로 나타났다. 따라서 초등교원양성체제 개편에 대한 진지한 검토가 필요한 시점임을 알 수 있다.

## 5. 그 외 교육 수요와 관련한 활용 사례

교육 수요와 관련된 연구로는 시흥시 데이터를 활용하여 초등학생 돌봄 교실 수요를 파악한 박진아 외(2020)와 유치원과 어린이집 이용률 추이를 반영하여 유아교육과 보육의 중장기 수요를 예측한 박진아, 박창현, 엄지원(2015)이 있다.

박진아 외(2020)는 시흥시 초등 돌봄 실태 분석과 함께 2020년부터 2024년까지의 초등학교 돌봄에 대한 수요를 전망하였다. 돌봄 수요 추계를 위해서는 정부의 2019년 돌봄 수요 조사 자료, 자체적으로 실시한 돌봄 실태조사, 그리고 경기도의 연령별 장래인구추계의 시흥시 인구추계 자료를 활용하였다. 구체적인 추계 방법으로는 돌봄 수요조사와 실태조사를 통해 돌봄서비스의 수요를 학년별로 파악한 후, 이를 시흥시 학년별 초등학교 학생 수 추계에 적용하여 돌봄 수요를 예측하였다. 추계 결과에 따르면, 경기도의 향후 5년간 초등학교 학령기 인구는 2020년 776,697명에서 2022년까지 785,408명으로 증가하였다가 2024년 이후부터 감소하는 것으로 나타났다. 시흥시 전체에 대한 추계를 마친 후, 해당 연구는 행정동에 따른 초등 돌봄 수요를 전망하였다. 공식적인 인구추계 자료

에는 동 수준의 추계정보를 제공하고 있지 않기 때문에, 가장 최근 연도였던 2019년의 초등학생 분포를 활용하여 전체 학생 수를 동별로 배분한 후, 앞에서 사용했던 돌봄 수요를 적용하여 추산하였다. 2020년 3월을 기준으로 시흥시의 초등 돌봄 공급률은 수요 대비 약 50% 수준에 도달한 것으로 나타났으며, 이러한 결과를 바탕으로 2024년까지의 돌봄 확충 계획을 제안하였다.

다음으로 박진아 외(2015)는 2003년부터 2014년까지의 유아교육과 보육 이용 추이를 활용하여 유아교육과 보육에 대한 증장기 수요 예측을 진행하였다. 그리고 이를 바탕으로 소요 재정 지출을 추계하여 유아교육 및 보육 정책 설계에 대한 시사점을 마련하였다. 유아교육과 보육에 대한 수요 예측을 위해서는 우선적으로 2003년도부터 2014년도의 유치원/어린이집 이용률을 도출하였는데, 이를 위해서는 교육기본통계 및 보육통계의 연도별 자료, 그리고 2014년 통계청의 장래인구추계 시도편 자료가 활용되었다. 그 후 도출된 유치원/어린이집 이용률과 2012년 이후의 정책 변화를 반영하기 위한 더미변수, 이용률 상한 등을 적용한 로지스틱 모형을 활용하여 2015년부터 2024년까지의 유치원/어린이집 이용률을 예측하였다. 이렇게 예측된 이용률을 영유아 수 전망치에 적용한 결과, 유치원과 어린이집 대상인 0~5세 미취학 영유아는 2015년부터 2024년까지 약 1.8% 감소할 것으로 예측되었다. 또한, 유치원 이용 유아 수는 연령별로 3세 4.0%, 4세 5.2%, 5세 0.1% 증가하는 것으로 나타난 반면, 어린이집 이용 유아 수는 모든 연령대에서 감소하고, 특히 5세에서 4.9%로 가장 크게 감소하는 것으로 나타났다. 마지막으로, 해당 연구는 유아교육과 보육 수요 예측에 대한 결과를 토대로 소요 재정 지출을 추계하였고, 이를 통해 향후 증장기 유아교육과 보육 정책 설계에 토대가 되는 자료를 제공하였다.

## 제4절 보건·의료 분야 활용 사례

보건·의료 분야는 인구구조의 변화, 질병 구조의 변화, 제도의 변화, 신종 감염병의 등장과 만성질환의 증가 등 다양한 요소에 의해 영향을 받는다. <표 5-14>에서 제시된 바와 같이 미래에 보건·의료체계의 변화에 영향을 주는 요인으로는 크게 인구구조, 의료 수요, 제도적 요인으로 나뉘며, 향후 보건의료 서비스 및 인력의 수요 등을 추계하는 데 있어서 이러한 요인들은 중요하게 고려되어진다(신영석 외, 2021a). 특히, 우리 사회 전반에 걸쳐 영향을 주고 있는 저출산과 고령화로 인해 출생아 수의 감소와 고령 인구의 증가 등 인구구조의 변화는 보건·의료 분야에도 많은 변화들을 가져다준다.

<표 5-14> 보건의료체계 미래 변화 요인

보건의료체계 변화 요인								
인구구조		의료 수요			제도			
저출산·고령화	건강보험 가입자와 진료비	건강수준 변화	질병구조 변화	건강 위험요인	재정	보험료	지불제도	건강보험과 민간보험

자료: 신영석 외. (2021a). p.260, 표 5-2.

통계청의 장래인구추계에서의 중위 추계를 기준으로 살펴보면, 우리나라 인구는 2030년에 51,905천 명이 되며 이후 감소할 것으로 전망되는데, 인구성장률이 2025년 0.03, 2030년 이후로는 -0.03을 기록하며 2065년에 -1.24로 추계되었다. 합계출산율은 2001년 이후 1.3명 미만으로 초저출산 현상이 지속되어 오다가 최근에는 0.78명 수준으로 역대 최저를 기록했다. 반면에, 총인구 대비 65세 이상의 노인 인구 비율은 지속적으로 증가하여, 2020년에 15.7%였고 2030년에는 25.0%, 2050년

에는 39.8%, 2065년에는 46.1%가 될 것으로 전망되었다. 2020년에 베이비부머 세대가 노인 인구로 편입되기 시작했으며, 2026년에 초고령사회(고령 인구 20% 이상)로 진입할 것으로 예상되었다. 저출산과 고령화 현상은 생산가능인구(15~64세)의 감소로 이어지는데 생산가능인구 추계 결과 2020년 72.1%에서 2030년에는 65.4%, 2050년에는 51.2%, 2060년에는 48.0%로 예측되었다(신영석 외, 2021a에서 재인용).

이러한 인구구조의 변동에 따른 노인 인구의 증가는 상대적으로 높은 질병 발병과 의료서비스 이용으로 이어져 보건·의료서비스에 대한 수요는 증가하게 된다. 하지만, 미래 노인 인구의 건강수준이 교육수준 향상 및 질병 예방·관리 시스템 강화 등으로 전반적으로 좋아진다면 의료서비스 이용이 크게 증가하지 않을 수도 있다. 또한, 저출산의 심화가 영유아의 보건·의료 서비스에 대한 수요 감소로 나타날 수 있다. 인구구조의 변화는 전문과목별 의료서비스의 수요에도 영향을 주는데, 노인 인구의 증가로 고혈압, 심혈관 질환, 치매 등 고령 인구에 더 취약한 질병과 건강한 고령화(healthy aging)를 위한 질병 예방·관리와 관련된 전문의에 대한 수요는 증가할 수 있다. 반면에 출생아 및 영유아 인구수 감소는 산부인과 및 소아청소년과의 전문의 인력에 대한 수요가 감소하게 된다(이철희, 권정현, 김태훈, 2021).

또한, 인구구조의 변화는 국민건강보험의 가입자 구조와 건강보험 재정의 수입과 지출의 변화에도 영향을 미치게 된다. 우리나라는 전 국민의 대다수가 국민건강보험에 가입되어 있어 의료서비스 제공의 중요한 토대가 되며 이는 인구구조의 변동에 영향을 받는다. 즉, 생산가능인구의 감소로 건강보험 재정의 수입은 줄어드는 반면에 의료서비스 이용 비율이 높은 고령 인구의 증가로 재정 지출은 증가할 것으로 예상되어 이에 대한 정확한 추계를 바탕으로 한 대비가 필요한 상황이다. 실제로 노인 인구에 대한 진료비는 14조 1,350억 원(2010년)에서 28조 3,247억 원(2018년)으로 증가해왔으며, 노인 1인당 연평균 진료비 역시 284만 원(2010년)에

서 426만 원(2017년)으로 늘어났다. 우리나라의 국민 의료비 규모는 지난 수십 년 동안 계속 증가하여 2018년에 144.4조 원이었으며, 이는 국내총생산(GDP)에서 차지하는 비율이 2010년 5.9%에서 2018년 7.6%로 상승해왔다(신영석 외, 2021a).

보건·의료 분야에서 향후 전문인력과 의료서비스에 대한 수요, 건강보험 가입자 및 재정 전망 등에 대한 추계에서 인구구조의 변화에 대한 고려가 중요한 요인으로 여겨지고 있으며, 본 절에서는 보건·의료 분야에서 인구구조를 고려한 최근의 연구 사례들을 구체적으로 살펴보고 이를 통해 인구추계의 활용에서 한계점과 개선점을 논의하고자 한다.

## 1. 보건·의료 분야 인력 추계

보건의료 인력은 국민들에게 효과적으로 의료서비스를 제공하는 데 있어서 중요한 요소이며 의사를 비롯한 보건의료 인력은 다른 분야와는 달리 공공성, 인력 양성의 오랜 기간 소요 등에 있어서 독특한 특징을 가지고 있으며, 중장기적으로 인력의 수요와 공급을 추정하는 것은 보건의료 체계를 발전시키고 의료의 질을 높이는 데 필수적이다. 보건·의료 분야에서는 인구구조 변화에 대한 전망을 활용하여 미래 직종별 보건의료 인력 수급과 관련하여 추계하는 연구들이 진행되었다.

전문과목별 의사 인력 수급 관련 추계를 수행했던 신영석 외(2021b)는 의사 인력의 수요 추계를 위해 2011~2020년 동안의 연도별 상대가치 업무량을 파악하였으며, 이를 위해 건강보험심사평가원(심평원)의 건강보험 통계와 청구자료, 국민건강보험공단의 보장률 자료, 통계청의 연도별·연령별·지역별 인구통계 자료 등을 활용하였다. 또한, 공급 추계를 위해서는 의사 면허 등록자와 활동 의사 수에 대한 정보를 활용하였으며, 보건복지부 면허정보관리시스템과 심평원의 건강보험 통계 등을 사용하였다.



이 연구에서는 전문과목별 의사 인력 수요 및 공급에 영향을 줄 수 있는 주된 요인으로 인구의 변화와 의료 수요의 변화를 제시하고 있으며, 특히 인구변동은 저출산·고령화로 인한 인구구조의 변화와 그에 따른 국민건강보험 가입자 구성과 진료비에 변화를 가져온다고 언급하고 있다. 진료과목별 의사 인력을 추계하기 위해 ARIMA 모형을 사용하였으며, 외과계, 내과계, 지원계, 일반의, 예방의학과 5개 진료계열로 나누어 수행하였다. 또한, 성별과 연령별 차이 반영을 위해 진료과목별 공급량 추정 시 가중치를 반영하였는데, 2011~2019년 매년 30~39세 남자 인력 기준으로 성별 연령대에 따라 가중치를 적용하여 의료 인력 수를 추계하였다(신영석 외, 2021b).

연구 결과를 살펴보면, 가중치 부여와 관계없이 예방의학과를 제외한 모든 진료과목에서 2025~2035년 의사 인력 공급이 의료 수요 대비 부족할 것으로 예상되었으며, 내과계와 외과계의 경우 인력 부족이 가장 클 것으로 전망되었다. 여기에서는 상대가치 업무량 점수 계산을 위해 2011~2020년의 지난 10년간 통계청 인구통계를 활용하였으며, 의료 인력 수급 추계 시 중요한 외부 환경요인으로 저출산, 고령화, 생산가능인구의 구조 등 인구구조의 변화가 영향을 미친다고 언급하였다(신영석 외, 2021b).

의사 인력 이외에 의료 기사 등 보건의료 인력에 대한 수급을 추계했던 신영석 외(2021a)에서는 임상병리사, 방사선사, 물리치료사, 작업치료사, 치과위생사, 치과기공사 등 12개 직역별 보건의료 인력에 대해 2025년, 2030년, 2035년의 수급에 대한 추계를 수행하였다. 직역별 수요 추계를 위해서 의료보장 인구에 대한 의료서비스 이용량 자료를 활용하였으며, 인구 1인당 의료서비스 이용량과 의료 인력 1인당 진료량 산출을 위해 통계청의 지역, 연도, 연령별 인구 데이터를 활용하였다. 특히, 이 연구에서는 고령 인구의 증가에 따른 의료 수요 증가가 예측됨에 따라, 건강보험 및 의료급여에 적용될 인구 중 65세 이상의 노인 인구가 차지하

는 비율과 노인 인구의 진료비 비율을 2050년까지 추계하였다. 여기에는 통계청 장래인구추계에 따른 65세 이상의 인구 비율을 활용하였는데, 추계 결과를 살펴보면, 2018년에는 전체 인구 대비 노인 인구가 13.9%를 차지하였고, 전체 인구의 진료비 대비 노인 인구의 진료비는 40.8%였다. 하지만, 노인 인구의 비율과 진료비 비율이 꾸준히 상승하여 2050년에는 노인 인구가 39.8%를 차지하고, 노인 인구의 진료비 비율은 전체 진료비의 73.9%를 차지하는 것으로 전망되었다.

앞에서 언급한 전문과목별 의사 수급과 12개의 지역별 보건의료 인력 수요를 추계한 두 연구에서는 인구구조의 변화가 중요한 요소 중 하나로 언급되었으며, 통계청의 지역별·연도별·연령별 인구 자료가 활용되었다. 또한, 인력 수급 추계에 연도별 상대가치 업무량과 의료서비스 이용량을 각각 활용하였다는 특징이 있으며, 이 연구들에서는 인구 전망에 대한 추계 방법에 대한 명확한 언급이 없어 인구 전망을 활용하였는지에 대해 확인하기가 어려운 한계점이 있다. 하지만 두 연구에서 모두 언급했듯이, 보건의료 인력 수급과 관련해서는 저출산·고령화와 같이 인구구조의 변화가 가장 큰 요인 중 하나이기에 인구 변화에 대한 고려가 필수적이며, 그것에 맞게 의료서비스를 제공하는 인력에 대한 수요와 공급이 추계되어야 한다는 시사점을 제시한다.

정백근 외(2020)에서는 의과 공중보건의의 배치가 적정하게 이뤄질 수 있는지를 파악하기 위한 목적으로 시스템 다이내믹스 모형을 사용하여 2032년까지의 의과 공중보건의 수를 추계하였다. 이 모형에서는 일반의 비율, 인턴 비율, 전문의 비율을 고려하여 추계하였으며, 각각의 계수값은 이신호 외(2015)에서 산출한 공중보건의의 평균 변화율을 적용하여 2019년부터 2035년까지 4년 단위로 공중보건의 규모를 추계하였다. 또한 추계 결과와 공중보건의에 대한 설문조사 결과를 바탕으로 의과 공중보건의 배치의 우선순위를 정했는데, 이때 사용했던 다양한 기준들 중 하

나가 각 기관이 포함하는 지역의 총인구수(지역의 필요도)였다. 여기에서는 2019년의 지역 총인구수만을 사용했다는 점에서 한계가 있으며, 향후의 공중보건의 수에 대한 추계를 위해서는 추계 당시의 인구수보다는 인구변동에 대한 추계가 바탕이 되어 기준을 마련하는 게 더 정확할 것으로 판단된다. 그 지역의 인구변동에 따른 추계를 고려한다면 그 지역에서의 필요도가 다르게 나올 것이며, 그에 따라 배치의 우선순위를 정할 필요가 있다(정백근 외, 2020).

황라일 외(2020)의 연구는 방문건강관리사업이 노인을 대상으로 한 허약 예방 및 관리로 기능을 확대할 경우 필요한 전문인력 수요를 파악하기 위한 연구로, 노인 인구가 증가할 것으로 예상됨에 따라 향후 방문건강관리사업에서 필요한 보건의료 인력을 장기적으로 2020년부터 2040년까지 1년 단위로 추계하였다. 본 추계를 위해서 노인 인구 수, 노인의 허약 수준, 장기요양보험 보장률, 노인가구 형태(독거 및 부부)의 자료를 활용하였다. 구체적으로, 노인 인구 수는 2019년 통계청에서 발표한 장래인구특별추계의 자료를 사용하였으며, 장기요양보험 보장률은 2018년을 기준으로 추계하였다. 노인의 허약 수준과 노인가구 형태는 2017년 노인 실태조사 자료를 활용하였는데, 노인가구 형태의 경우 20년간 10%가 증가할 경우로 가정하여 추계하였다.

해당 연구에서는 세 가지 시나리오를 세워 추계하였는데, 시나리오 1에서는 노인 인구 수만을 포함하였고, 시나리오 2에서는 노인 인구 수와 노인의 건강상태 변화(허약 수준), 시나리오 3에서는 노인가구 형태의 변화(독거 가구)까지 포함하여 방문건강관리사업에서 필요한 보건의료 인력을 전망하였다. 결과적으로, 방문건강관리사업에서 노인 허약 예방 및 관리로 기능이 확대될 경우 필요한 보건의료 인력은 2020년에는 812만 5천 명의 노인 인구를 대상으로 최소 15,985명(시나리오 1)에서 최대 40,331명(시나리오 3)으로 추계되었으며, 2040년에는 노인 인구가

1,722만 4천 명으로 증가되어 17,224명(시나리오 1)에서 98,685명(시나리오 3)까지 추계되었다(황라일 외, 2020).

해당 연구는 노인 대상 허약 예방 및 관리 기능을 확대하였을 때 방문 건강관리사업에서 필요한 전문인력을 추계하였으며, 이를 통해 이 사업의 장기적인 추진을 위해 필요한 제도적 기반을 제시했다는 점에서 의의가 있다. 노인을 대상으로 한다는 점에서 통계청의 장래인구특별추계의 인구 전망을 사용하여 노인 인구의 증가에 대한 구체적인 자료를 포함하여 전문인력 추계를 더욱 효과적으로 수행하였다. 또한, 노인들의 허약 예방과 관리 기능을 위한 사업이라는 측면에서 단순히 노인 인구의 변화뿐 아니라 노인의 허약 수준과 노인 가구 형태에 대한 추계를 포함시킴으로써 사업 확대의 내용을 충분히 반영하였다고 볼 수 있다(황라일 외, 2020).

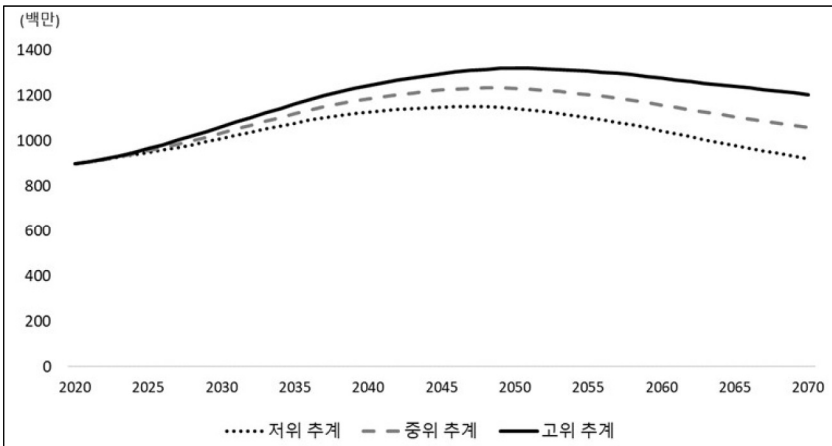
## 2. 보건·의료서비스 수요 전망 관련 연구

인구구조의 변화는 보건·의료서비스의 수요 변화의 중요한 요인 중 하나이다. 고령화가 심화됨에 따라 만성질환과 노인성 질환이 증가될 뿐 아니라 노인돌봄서비스에 대한 수요 역시 증가할 것이다. 한편, 출생아의 감소에 따라 영유아의 의료서비스에 대한 수요가 감소하고, 소아청소년과와 산부인과에서의 의료서비스의 수요는 감소할 것이고 이러한 수요 감소에 따라 관련 전문과목의 전공의 지원율의 급감으로 공급 역시 변화될 것으로 예상된다(이철희 외, 2021).

이철희 외(2021)의 연구에서는 2021년의 장래인구추계의 결과를 기초로 향후 보건·의료서비스에 대한 수요 변화를 예측하였다. 보건·의료서비스에 대한 수요를 총내원일수로 정의하여 추정하였는데, 이를 위해 2019년 의료서비스 이용 양상이 지속된다는 가정하에 2070년까지의 성, 연령별 인구 추계 결과(2021년 12월에 발표된 통계청의 장래인구추계

결과)를 활용하였다. 산출 결과, 인구 규모가 점진적으로 감소함에도 의료서비스 이용이 상대적으로 높은 고령 인구의 규모가 증가함에 따라 전체적인 의료서비스 이용(총내원일수)은 2048년까지 지속적으로 증가할 것이며, 2049년에 최대치에 도달한 이후 점차 하락할 것으로 추정되었다([그림 5-11] 참조).

[그림 5-11] 2020~2070년 총내원일수 전망(통계청 장래인구추계 활용)



자료: 이철희 외. (2021). p.138. [그림 3-3].

또한, 전문과목별로 성별, 연령별 인구 1인당 내원일수를 추계하여 2020~2070년의 전문과목별 의료서비스 수요를 전망하였다. 그 결과, 소아청소년과, 이비인후과, 산부인과 등은 출산율 감소와 영유아 인구의 감소에 따라 의료서비스의 수요 역시 감소하는데, 특히 2070년에 소아청소년과의 의료서비스 수요는 2019년 수준의 55%로 감소할 것으로 예측되었다. 반면에 고령 인구의 증가로 뇌졸중, 파킨슨병, 치매 등 노인층의 의료서비스 수요가 큰 신경과는 2019년에 비해 2070년에는 2배 이상의 의료서비스 수요가 증가할 것으로 전망되었다(이철희 외, 2021).

이 연구는 2020~2070년 동안의 인구변동에 따른 전체 의료서비스와 전문과목별 의료서비스의 수요를 보여줌으로써 앞으로의 의료서비스의 방향과 의사 수급의 방향 등을 대비하기 위한 기초적인 정보를 제공하고 있다. 하지만 의료서비스의 수요를 내원일수만으로 한정하여 전망했다는 한계점이 있으며, 향후 외래 또는 입원 이용 횟수 등 의료서비스 수요와 관련된 다양한 요소들도 함께 고려될 필요가 있다고 판단된다.

지방자치단체 단위에서 고령층을 위한 돌봄서비스 공급자원을 추계했던 박언아, 정애리, 현혜순, 김다솜, 신상수(2022)는 2019년 성남시의 돌봄서비스별 총량과 2035년 성남시 도시기본계획에서 생산모형에 의한 조성법을 이용하여 제시한 계획 인구 규모<sup>28)</sup>를 활용하여 2025년부터 2035년까지 5년 단위로 노인 인구의 돌봄서비스별 총량을 추계하였다. 성남시의 인구 전망 결과를 보면, 65세 이상 노인 인구의 비율이 꾸준히 증가하여 2035년에는 311,694명으로, 2020년(139,385명)보다 2.23배 많은 노인인구가 성남시에 거주할 것으로 예상되었다(성남시, 2020, 박언아 외, 2022에서 재인용). 이 연구에서는 인구 증가와 서비스 수요 증가분(0%, 10%, 15%)을 고려하여 세워진 세 가지의 시나리오에 따라 서비스 총량을 제시하였는데 결과적으로 2035년의 노인을 위한 돌봄서비스 총량은 2019년보다 2~2.5배의 공급이 더 필요할 것으로 전망되었다.

해당 연구에서 제시된 노인들을 위한 돌봄서비스 중 보건·의료 분야와 관련된 서비스는 치매교육, 건강관리, 건강검진(구강, 안과 등), 그리고 자살예방교육, 우울증 검사 및 상담 등 정신건강 및 심리정서와 관련된 서비스였다. 예를 들어, 노인들을 위한 치매교육의 경우 성남시에서

28) 생산모형에 의한 조성법은 인구의 전출입을 가감하지 않고 인구의 출생률 및 사망률만을 고려하여 순수하게 자연증가만을 계상한 것이며, 2035년 성남 도시기본계획에서는 사회적 증가(개발사업, 정비사업, 주택건설사업에 의한 인구 증감), 외국인 인구와 군인 인구의 변화를 고려한 계획 인구를 제시하였다(성남시, 2020, 박언아 외, 2022에서 재인용).

2019년 31,990건에서 2025년에는 45,927~52,816건, 2035년에는 71,536~82,267건으로 증가하는 것으로 전망되었으며, 건강검진서비스 역시 2019년 12,201건에서 2025년에는 17,517~20,144건, 2035년에는 27,284~31,377건으로 상당히 증가할 것으로 추계되었다(박언아 외, 2022).

해당 연구는 지자체 단위에서 특정 인구 그룹(노인)의 돌봄서비스에 대한 추계를 통해 고령화로 인한 실제 서비스 수요 규모 변화를 정리한 뒤 그에 맞는 대책과 준비에 대한 필요성을 제시한 것이다. 지자체에 따라 인구 구조가 상이할 수 있다는 점을 고려할 때 지자체 단위에서 인구구조 변화를 반영한 보건의료서비스의 수요를 추계하는 연구가 진행될 필요가 있다는 점에서 의의를 갖는다. 성남시에 한정되어 진행된 연구이지만, 우리나라에서 전체적으로 고령화가 심화되고 있다는 점을 고려할 때 이와 같은 연구는 고령화가 심화될 가능성이 높은 다른 지역에서도 확대될 필요가 있으며, 지자체별로 인구변동에 따른 서비스 수요 추계를 통해 향후 수요가 증대될 보건의료서비스에 대한 준비가 필요하다는 점을 시사하였다.

### 3. 건강보험 재정추계

보건·의료 분야에서 향후 인구 전망을 활용하여 국민건강보험 재정을 추계한 연구로는 주재홍, 장성인, 박은철(2020)과 박유성, 박혜민, 권태연(2015)이 있다. 주재홍 외(2020)는 2004~2018년의 15년간의 연평균 변화율을 적용하여 국민건강보험의 재정을 2030년까지 추계하였으며, 이를 통해 건강보험의 재정 건전성에 대한 평가를 실시하였다. 이 연구에서는 건강보험의 수입과 지출의 과거 경향을 그대로 적용하여 1) 재정을 단순하게 추계하는 방법과 2) 인구구조를 반영한 방법의 두 가지로 추계하였다. 특히, 인구구조를 반영한 추계에서는 통계청의 인구 추계값을 활용하였으며, 수입은 보험료, 정부지원금, 기타 수입으로 구분하였고 보험료의

경우 각 연도의 1인당 보험료 증가율을 전체 인구 추계에 적용하여 산출하였다. 지출은 현물급여비, 현금급여, 운영관리비, 기타 지출로 나누었으며, 현물급여비는 입원, 외래, 약국의 급여비로 구분하여 각각 5세 단위의 인구구조별 평균 변화율을 사용하여 추정되는 인구를 적용하여 추계하였다. 인구구조 변화를 적용하여 추계한 결과, 2022년에 건강보험 누적적립금이 소진될 것으로 예측되었으며, 2030년에는 누적 적자 규모가 417.8조 원으로 전망되었다. 이 연구에서는 인구구조의 변화를 건강보험 재정 부담을 높이는 주된 요인으로 보고 추계에 포함하였으며, 향후 저출산·고령화로 인한 고령화된 인구구조에 따른 의료비 지출 증가를 고려하여 건강보험체계를 그 상황에 맞게 만들어가야 할 필요성을 제시하고 있다.

박유성 외(2015)는 2002~2013년 사이의 국민건강보험공단의 표본 코호트 데이터를 활용하여 인구구조의 변화 등 다양한 가정에 기초한 2060년까지의 국민건강보험의 재정(연간 지출과 수입)에 대해 추계하였다. 건강보험 수입 추계에서 직장가입자 규모를 추계하기 위해 2010년 통계청의 추계인구 자료를 활용하여 여기에 건강보험 적용인구 비율을 곱하여 건강보험 적용인구를 추계하였다. 또한 통계청의 2035년까지의 가구당 세대원 수 추계 자료를 사용하여 직장가입자 피부양률을 구했으며, 2035년 이후에는 1) 2035년의 피부양률이 2060년까지 그대로 유지된다는 가정과 2) 피부양률이 감소하다 2030년 이후에 증가하는 U자형을 따른다는 가정에 따라 각각 계산되었다. 지역가입자 규모에 대한 추계는 건강보험 적용인구에서 직장가입자를 제외하여 산출하였으며, 건강보험 가입자 추계를 바탕으로 보험료(직장보험료, 지역보험료, 정부지원금 및 기타 수입액)에 대해서도 추계하였다.

건강보험 지출 추계에서는 보험급여비(급여비, 건강검진비), 관리운영비, 기타 지출로 나누어 추계하였으며, 보험급여비 중 급여비 추계에는 앞서 통계청의 추계인구자료를 기반으로 추계했던 건강보험 적용인구가 적용



되었다. 결과적으로, 건강보험 수입 및 지출액을 기준으로 2060년까지 건강보험 재정수지를 추계하였을 때 적용했던 가정에 따라 달랐지만, 모든 가정에서 적자의 지속이 예측되었고, 적자 폭(2015년 불변가격 기준)이 약 20~30조 원(2030년)에서 40~70조 원(2060년)에 이를 것으로 추계되었다(박유성 외, 2015).

이수연, 문용필(2018)은 GDP 대비 의료비 지출 비중 추계 방식인 OECD 요인별(인구 요인/비인구 요인) 장기 추계 방식을 활용하여 65세 이상 노인 인구의 구조변화에 따른 국민건강보험의 노인의료비 지출을 추계하였다. 이를 위해 통계청 장래인구추계(2011년)의 노인 인구 수에 인구 가정(고위, 중위, 저위)<sup>29)</sup>을 사용하여 2015~2060년까지의 장기재정 추계를 수행하였다. 연구 결과, 고위 가정 시 노인 인구는 2060년에 전체 인구의 37.9%(2,077만 3천 명)이었고, 중위 가정 시에는 40.1%(1,762만 2천 명), 저위 가정 시에는 43.1%(1,485만 6천 명)으로 노인 인구 수는 고위, 중위, 저위 순이었으나 노인 인구 비율은 저위, 중위, 고위 순이었다(〈표 5-15〉 참조).

〈표 5-15〉 인구 가정별 65세 이상 노인 인구 수 추계 결과

(단위: 천 명, %)

연도	인구 가정					
	고위		중위		저위	
	인구수	비율	인구수	비율	인구수	비율
2014	6,467	12.7	6,386	12.7	6,296	12.6
2015	6,740	13.1	6,624	13.1	6,497	13.0
2020	8,405	15.8	8,084	15.7	7,744	15.5
2025	10,923	19.9	10,331	19.9	9,728	19.8

29) 인구가 가장 많이 성장하는 가정이 고위, 가장 적게 성장하는 가정이 저위. 현재의 추세에 따라 성장하는 가정이 중위 가정이며, 기본적인 가정은 중위 가정임(통계청 인구동향과, 2016.12.08, 이수연, 문용필, 2018에서 재인용).

연도	인구 가정					
	고위		중위		저위	
	인구수	비율	인구수	비율	인구수	비율
2030	13,602	24.2	12,691	24.3	11,783	24.4
2035	16,019	28.2	14,751	28.4	13,502	28.8
2040	18,183	31.8	16,501	32.3	14,876	32.9
2045	19,577	34.3	17,468	35.1	15,458	36.0
2050	20,526	36.3	17,991	37.4	15,629	38.8
2055	20,590	36.9	17,713	38.4	15,113	40.4
2060	20,773	37.9	17,622	40.1	14,856	43.1

주: 비율은 전체 인구 대비 65세 이상 인구의 비중.

자료: 통계청 인구동향과(2011.12.07), 이수연 외. (2018), p.78, [표 6]에서 재인용.

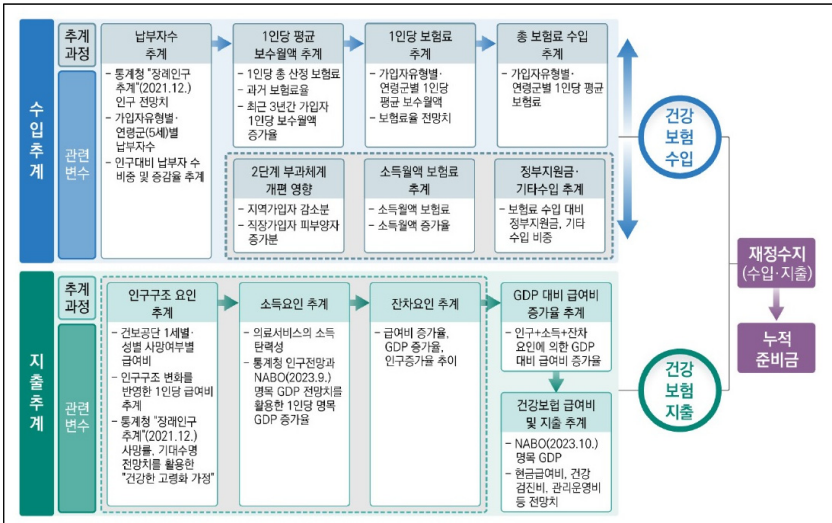
노인 인구의 의료비는 고위 인구로 가정했을 때 2060년에 GDP 대비 최소 5.14%에서 최대 6.39%까지 나타났으며, 저위 인구로 가정 시에는 GDP 대비 최소 3.93%에서 5.03%로 나타났다. 또한, 건강상태의 변화에 따라 건강한 고령화와 순수한 고령화로 나누어 시나리오에 반영했는데, 그 결과 순수한 고령화 가정보다 건강한 고령화 가정 시에 2060년 GDP 대비 노인의료비가 평균 0.7% 낮게 나타나서 건강한 고령화 고려 시 노인 의료비가 절감되는 효과를 보여줬다(이수연 외, 2018).

해당 연구는 의료비 지출에 가장 큰 영향을 미치는 노인 인구 그룹에 초점을 맞춰 노인 인구의 변동과 그에 따른 건강보험 의료비 지출 추계를 진행했다는 점에서 의의가 있다. 또한, 노인 인구의 의료비 추계에 인구 구조의 변화와 함께 인구 집단의 건강상태에 대한 추계 내용을 모두 포함 시켰다는 점에서 의미가 있다고 볼 수 있다. 의료비에 대한 추계에서 단순히 인구의 양적인 증가만을 고려한다면 한계가 있을 수 있는데, 의료비에 영향을 줄 수 있는 인구 집단의 건강상태에 대한 고려로 그 한계를 보완했다고 판단된다. 하지만 본 연구에서도 언급한 바와 같이, 노인 인구를 세분화하여 발병 및 의료서비스 이용이 더 높을 수 있는 80세 이상 후

기 고령자가 증가하는 것을 고려할 필요가 있으며, 이렇게 세분화된 추계를 통해 의료비 지출이 큰 세부 그룹을 찾고 그들에 맞는 정책방안을 마련할 수 있을 것이다.

마지막으로 임슬기(2023)는 국회예산정책처에서 만든 건강보험 재정 전망 모형(그림 5-12)을 활용하여 연구하였다.

[그림 5-12] 국회예산정책처의 건강보험 재정전망 모형 개요



자료: 임슬기. (2023). p.33. [그림 9].

여기에는 인구 변수, 거시경제 변수(명목 GDP와 GDP 성장률), 제도 변수(건강보험 가입 및 납부자 수, 보험료 납부액, 건강보험 급여액 등)를 사용하여 건강보험의 수입과 지출을 각각 추계하고, 연도별 재정수지와 누적 준비금을 전망하였다. 건강보험 수입 추계는 보험료, 국고지원금, 기타 수입을 각각 추계하여 합산하였으며, 지출 추계는 OECD 모형을 기초로 인구구조, 소득, 잔차 요인을 고려하여 의료비 지출을 추계하였다(임슬기, 2023).

해당 연구에서 활용된 인구 전망 변수로는 2021년 통계청이 발표한 장래 인구추계에서 중위 기준으로 제시된 2023~2032년 전망 결과의 연령별 인구추계, 인구 성장률, 기대수명과 사망률이 포함되었다. 이것은 2020년에 실시된 인구주택총조사의 결과를 토대로 2020년 7~10월에 발생한 출생·사망·국제이동 등의 인구변동요인을 적용하여 산출한 것이다. <표 5-16>은 이 연구에서 건강보험 재정 전망을 위해 활용되어진 2023~2032년의 주요 인구 변수에 대한 추계 결과이다(임슬기, 2023).

<표 5-16> 건강보험 재정 전망(2023~2032년)의 주요 인구 가정

(단위: 만 명)

구분	2023	2024	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032
장래인구	5,156	5,150	5,145	5,140	5,135	5,130	5,125	5,120	5,114	5,108
인구 성장률(%)	-0.14	-0.11	-0.10	-0.10	-0.10	-0.09	-0.10	-0.10	-0.11	-0.12
65세 이상 인구	950	1,001	1,059	1,120	1,167	1,220	1,260	1,306	1,349	1,391
전기 고령자 (65~74세)	551	584	622	669	694	726	744	756	769	778
후기 고령자 (75세 이상)	399	417	437	451	473	494	516	550	580	613
기대수명(세)	84.3	84.5	84.7	84.9	85.1	85.3	85.5	85.7	85.9	86.1
사망률(%)	6.5	6.7	6.9	7.1	7.3	7.5	7.7	8.0	8.2	8.4

자료: 인구동향과(2021)를 바탕으로 임슬기, (2023), p.36. [표 20]에서 재인용.

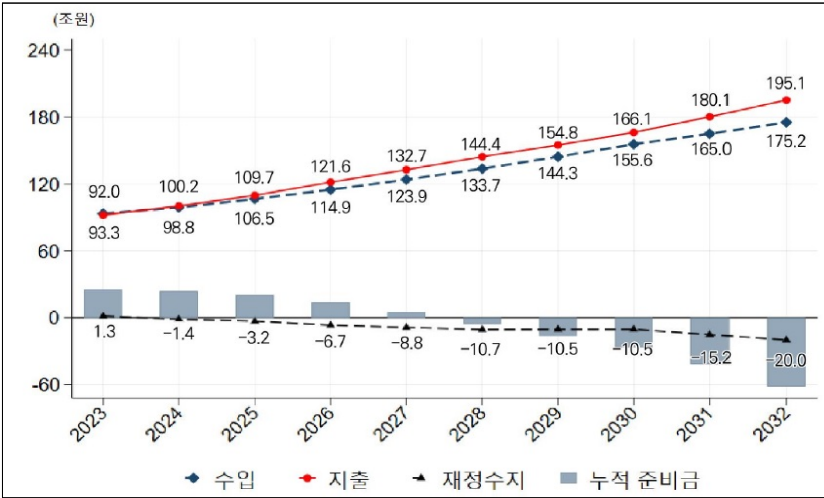
결과를 살펴보면, 장래인구는 2032년까지 지속적으로 감소하는 반면에, 65세 이상 인구는 계속 증가하여 2032년에 전체 인구의 27%(1,391만 명)가 될 전망이며, 2025년에는 노인 인구 비율이 21%(1,059만 명)가 되어 초고령사회(노인 인구 20% 이상)가 될 것이 예상되며 기대수명 역시 2032년까지 지속적으로 증가할 것으로 예측된다(임슬기, 2023).

해당 연구의 추계 결과를 요약하면, 건강보험의 납부자 규모는 2,803만 명(2023년)에서 3,416만 명(2032년)으로 증가할 것으로 예측되며,

직장가입자와 지역가입자 역시 각각 매년 증가하여 직장가입자는 추계인구의 약 40%(2023년)에서 46%(2032년)로, 지역가입자는 추계인구의 15.4%(2023년)에서 20.3%(2032년)가 될 것으로 전망된다. 이에 따라 건강보험의 재정 수입 역시 연평균 7.2%씩 지속적으로 증가하여 93.3조 원(2023년)에서 175.2조 원(2032년)이 될 것으로 예상된다. 건강보험의 재정 지출의 경우 연평균 8.7%씩 증가하여 92조 원(2023년)에서 195.1조 원(2032년)에 다다를 것으로 전망된다(임슬기, 2023).

건강보험의 수입과 지출을 기준으로 계산된 건강보험 재정수지는 2023년에는 1.3조 원의 흑자가 예상되나 이후부터는 평균 지출 증가율이 수입 증가율보다 높음에 따라 계속 적자가 될 것이며, 적자 폭 역시 점차 증가하여 20조 원(2032년)까지 확대될 전망이다. 이에 따라 누적 준비금은 25.2조 원(2023년)에서 2028년에 소진되고 난 후, 2032년에는 61.6조 원의 누적 적자가 발생할 것으로 예상된다. 결과적으로 2030년부터 재정수지 적자 폭이 확대됨에 따라 재정수지는 2023~2032년 기간에 더욱 악화될 것으로 전망된다. [그림 5-13]는 2023~2032년 국민건강보험의 수입, 지출, 재정수지, 누적 준비금을 전망한 것이다. 이 연구는 통계청의 장래인구추계 결과를 토대로 건강보험 재정전망 모형에 따라 체계적으로 건강보험의 수입과 지출을 추계하였다는 점에서 의의가 있으며, 장래인구추계 결과 역시 인구추계 외에 인구 성장률, 기대수명, 사망률까지 활용했다는 점에서 다른 연구들과 차이가 있다. 또한, 통계청 장래인구추계에 대한 내용이 앞선 연구들보다는 자세히 제시되어 있어 이해를 돕고 있다. 다만 장래인구추계에서 중위 기준만을 활용했다는 점에서 한계가 될 수 있으며, 다른 연구들에 비해 다소 짧은 기간(2023~2032년)을 포함하고 있어 향후 같은 모형을 적용하여 추계 기간을 확대한다면 장기적인 시각에서 건강보험 재정에 대해 고민해볼 수 있을 것으로 판단된다(임슬기, 2023).

[그림 5-13] 국민건강보험 재정전망(2023~2032)의 수입, 지출, 누적준비금



주: 1) 준비금은 결산상 잉여금을 뜻하며 음수로 표기된 준비금은 준비금 소진 후 발생한 누적 적자액을 뜻함.  
 2) 2023년과 2024년 건강보험료율은 기결정된 7.09%, 2025~2032년은 매년 2.06%(최근 3년 평균)씩 인상하는 것으로 가정하되, 2030년부터는 8% 상한 유지.  
 자료: 임슬기. (2023). p.44. [그림 13].

### 제5절 인구추계모형 활용 방안

현재 통계청의 장래인구추계 결과는 한국의 미래 인구 전망치를 제공하는 유의미한 자료로서, 향후 우리 사회가 당면할 여러 문제를 추산하고 관련 정책을 선제적으로 수립하는 데 중요한 역할을 하고 있다. 총인구에 대한 추계 이외에도 성별 및 연령, 지역에 따른 인구 전망치뿐만 아니라 저위, 고위 등의 실현 가능한 범위의 시나리오 및 코로나19, 저출산 등의 최근 이슈와 관련성 높은 여러 시나리오들을 제공함으로써, 그 활용도가 높아지고 있다.

이 추계를 활용하여 노동 분야와 관련해서는 여성, 고령, 이민 및 미래 우리나라 인구구조 변화에 대비한 노동력 수급 문제를 다룬 연구가 많았다. 노후소득보장과 관련해서는 공적연금과 더불어 사회보장제도의 평가를

위한 주요 가정으로 활용되고 있었으며, 교육 부문에서는 미래 교육 제도의 설계를 위한 학생 수, 교원 수, 교육 재정 등의 추계 및 지역별 아동 돌봄 등에 대한 수요 및 공급과 관련한 이슈를 다루기 위해 활용되었다. 보건 및 의료 분야에서도 보건·의료 인력에 대한 수급 문제 및 의료비 지출, 건강보험 재정 등의 문제를 선제적으로 파악하고 개선 방안을 도출하는 연구가 주를 이룬다.

이에 본 절에서는 본 연구에서 조사한 각 분야의 연구 주제 및 활용 분야를 요약한다. 이후, 기존 인구추계가 어떻게 활용되었으며, 주된 한계가 무엇인지 다룬다. 본 절의 마지막 소절에서는 이를 토대로 본 연구에서 구축한 KIHASA 인구추계모형의 향후 활용 방안에 대해 정리하고자 한다.

### 1. 활용 사례 요약 및 한계

본 장에서 기술한 각 분야의 인구추계 활용 현황에 대해 정리하면 다음 <표 5-17>과 같다.

<표 5-17> 인구추계 활용 사례 및 활용 방법

분야	연구 주제	인구추계 활용 방법
노동	▶ 총인구, 생산연령인구, 잠재부양비 감소 저지를 위한 대체인민자 추계	▶ 장래인구추계의 정점인구와 향후 예상 되는 인구수와의 차이 도출
	▶ 고령화가 노동 공급 및 공적연금 재정 수지에 끼치는 영향 ▶ 여성 노동력의 질적, 양적 개선이 경제 충격 완화에 미치는 영향	▶ 이론적 모델의 파라미터(모수) 추정 및 해당 모델의 예측력 검증
	▶ 노인일자리사업의 적정 공급량 추계 ▶ 여성 및 노인 경제활동 참가율 변화에 따른 노동력 부족 추계 ▶ 고령층 돌봄 수요, 공급 규모 추계 ▶ 노인장기요양시설 수요 전망 ▶ 외국 인력의 산업별 고용구조 분석	▶ 경제활동 참가율, 일상생활수행능력 제한 비율 등과 같은 특정 비율을 장래인구 추계 결과에 결합하여 노동 공급량, 서비스 공급량, 특정 산업 수요, 부족한 노동력 등을 추산
	▶ 인구구조 변화로 인한 한국의 산업구조 변화 전망 ▶ 인구 규모 및 인구구조가 지역별 물류 수요 변화량에 끼치는 영향	▶ 회귀분석을 통해 도출한 계수를 인구 추계 결과에 적용하여 산업 비중 변화 등을 예측

분야	연구 주제	인구추계 활용 방법
노후 소득 보장	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 노후소득보장제도 재정추계</li> <li>▶ 노후소득보장제도의 평가</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 인구추계 시나리오 외생변수 활용</li> <li>▶ 인구, 거시경제, 제도에 기반한 보험 수리모형, 마이크로시뮬레이션</li> </ul>
교육	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 교육수준별 인구추계</li> <li>▶ 교육수준별 출산, 사망, 이동 추계</li> <li>▶ 부양비 추계</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 외생적 인구추계가 아닌 교육수준별 사망력 격차의 추이 및 교육수준별 이행 확률 등 활용</li> </ul>
	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 돌봄서비스, 및 학생 수 추계</li> <li>▶ 교원 수 추계</li> <li>▶ 교육 재정 추계</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 외생적 인구추계 기반 인원수 추계</li> <li>▶ 전통적 부양비에 교육수준 추가 고려 (EWDR 및 EWDR 수정 모형)</li> </ul>
보건 의료	▶ 의료 인력 추계	▶ 인구추계 결과 외생적 활용
	▶ 건강보험 재정추계	<ul style="list-style-type: none"> <li>▶ 인구추계 시나리오 외생변수 활용</li> <li>▶ 인구, 거시경제, 제도에 기반한 조성법 모형, 마이크로시뮬레이션</li> </ul>

자료: 저자 작성.

노동 분야에서는 저출산과 고령화와 관련된 노동시장의 주요 현안 및 쟁점을 논의한 연구들을 소개하였다. 통계청의 장래인구추계는 한국의 미래 인구 전망치를 제공하는 유일한 공식적 자료로, 향후 우리 사회가 당면할 노동력 수급 문제를 추산하고 관련 정책을 선제적으로 수립하는데 중요한 역할을 하였다. 특히, 총인구에 대한 추계 이외에도 성별 및 연령에 따른 인구 전망치를 제공함으로써, 여성의 경제활동 참가 비율에 따른 노동력 수급 문제, 특정 산업과 시설에 대한 수요 도출 등을 가능하게 하였다. 즉, 장래인구추계를 활용하여 노동시장을 분석한 선행연구는 미래의 불확실성을 줄이고 다른 조건이 동일한 상태에서의 인구 변화 효과를 추정했다는 데 그 의의가 있다고 하겠다.

하지만 향후 보완하거나 개선될 부분 또한 여전히 존재한다. 우선, 경제활동 비율 등과 같이 특정 비율을 고정시킨 상태에서 통계청의 장래인구추계를 적용하는 방식은, 해당 비율이 향후 몇십 년간 변하지 않고 인구수만 변한다는 것을 가정한 방식이기 때문에 노동시장의 임금과 수요 등 다양한 요소의 변화를 간과할 가능성이 높다. 이에 따라 향후 노동시장



참가율 자체를 추계하는 작업이 필요할 것으로 예상된다. 가장 최근 연도의 노동시장 참가율을 미래 시점에 동일하게 부여하지 않고, 매해 예측된 참가율을 적용할 수 있다면 더 현실적인 생산가능인구 전망이 가능할 것으로 기대된다. 그 외에, 앞으로 빠르게 진행될 기술의 진보가 노동 수요에 끼칠 영향을 분석할 필요도 있다. AI, 자동화 등의 기술적 진보는 기술의 발전 속도, 자동화 비용, 기존의 법제도나 규제 등 많은 요소에 영향을 받기 때문에 이를 활용하여 자동화 수준 및 노동 수요를 예측하는 것도 향후 노동시장 전망과 관련한 중요한 주제로 생각된다. 비슷한 이유로, 교육이나 건강 수준에 따른 인구추계 정보가 제공된다면 이 또한 유용한 정보가 될 수 있을 것으로 생각한다. 장래인구추계를 활용하여 노동시장을 분석한 많은 연구에서는 향후 부족하게 될 노동력을 추산하는데 많은 관심을 두고 있다. 하지만 이러한 부분을 단순 생산가능인구의 감소로만 추정하기에는 한계점이 존재한다. 그 이유는 각각의 노동자가 주어진 시간 동안 생산할 수 있는 양, 즉 노동생산성이 성별이나 연령 이외에도 건강 또는 교육 등의 상태에 따라 다를 수 있기 때문이다. 따라서 통계청의 장래인구에서 성별과 연령별 추계 이외에도 질적인 추계를 실시할 수 있다면 향후 노동시장과 관련한 연구에 많은 도움이 될 것이라 생각한다.

마지막으로, 더 세분화된 지역별 인구추계가 향후 연구 및 정책 수립에 도움이 될 것으로 판단된다. 지역별 인구는 그 지역의 소비와 노동력을 결정하는 핵심 요소일 뿐만 아니라, 지방자치단체의 수입과 지출에도 중요한 역할을 한다. 이러한 관점에서, 지방 도시의 인구 소멸과 고령화는 노동력 및 소비를 감소시킬 뿐만 아니라 고령 인구에 대한 사회보장비 등의 지출을 크게 증가시킬 가능성이 있다. 하나의 광역시나 도 내에서도 인구의 유출과 유입이 지역별로 다른 점을 고려할 때, 초고령화 사회에 빠르게 진입하는 지역을 광역시 및 도 수준보다 더 세부적인 시군구 수준에서 사전에 파악하고 관련 대책을 수립할 필요성이 있다.

노후소득보장과 관련한 사례에서는 먼저, 통계청의 장래인구추계를 활용하여 제도의 재정적 지속 가능성을 점검하고 있는 국민연금의 재정 추계 모형에 대해서 살펴보았다. 주목해야 할 점은 지난 5차례에 걸친 재정계산 과정에서 “가정변수로 일컫는 인구변수와 경제변수의 가정에 대한 부분”이 가장 “논란”이 많았다는 점이다. 특히, 인구 변수는 재정계산 모형의 가장 첫 번째 단계에 투입되는 가정일 뿐 아니라 이후 투입되는 타 변수의 전망치에도 결정적인 영향을 미치는 독립변인이었기에 가정에 대한 논쟁이 가장 치열했다. 특히, 재정계산제도가 70년이라는 초장기 추계 기간을 전망하고 있어 단일 값이 가지는 불확실성에 대한 의문 제기는 필연적이었다고 할 수 있다. 이러한 논란에 대처하고자 재정계산의 재정추계 전문위원회에서는 주요 가정 변수가 변동될 가능성을 염두에 두고 여러 시나리오를 추가로 전망하여 그 결과를 보완하고 있다. 그럼에도 불구하고 국민연금 재정추계 모형에서 활용하는 통계청의 장래인구추계에서 전망하고 있는 추가 가정이 소수에 불과하기 때문에 국민연금 장기재정추계에서 미래 인구 전망의 활용도를 높이고 재정 추계 결과를 통해 실효성 있는 제도적 함의를 최대한 도출하기 위해서는 추가적인 방안 검토가 필수적이다.

이에 대한 방안을 모색하고자 EU의 고령화 보고서를 검토하였으나, 검토 결과, 국민연금의 재정계산 모형과 EU의 고령화 보고서에서 미래 인구 전망을 사용하는 방법은 대동소이하다. 하지만 우리나라 재정추계와 EU의 결과에서 명확히 차별화되는 부분은 추계 결과의 비교 가능 여부라고 할 수 있다. 다른 국가와 서로 비교함으로써 제도의 재정적 지속 가능성을 확인할 수 있고, 상대적인 수준에서 재정상태에 대한 평가 정보를 얻을 수 있느냐 없느냐의 문제라 할 수 있다. 즉, 재정적 지속 가능성에 대한 위험도를 살펴보는 데는 예상되는 지출 변화의 전망 결과도 중요하지만 이러한 위험이 정말로 그러한지를 평가하기 위해서는 전반적인 연금 지출의 상대적인 수준도 고려할 필요가 있기 때문이다(EC, 2021: 69). 특히

현재 다른 국가에 비해 연금 급여 지출 수준이 낮은 국가가 다른 사회 지출 수준마저도 낮다면 장기적으로 다른 국가들과 비교해 연금 지출 수준이 비슷한 수준으로 증가하더라도 동일한 위험을 의미하지 않기 때문이다. 예를 들어 현재 기준으로 연금 급여 지출이 다른 국가들에 비해 낮지만 추계 말 기준으로 급여 지출 수준이 다른 국가들의 평균에 근접한 국가를 생각하면 단순하다. 이 국가의 경우, 급여 지출 증가 속도나 양만 본다면 재정적 지속 가능성이 매우 위협적인 상태라고 평가할 수 있을 것이다. 하지만 추계 기간 말 기준 급여 지출 소요 수준이 다른 국가와 유사하다면 재정적 지속 가능성 수준에 대한 평가 결과가 달라질 수 있다.

정리하면, 우리나라만을 고려한 미래 인구 전망도 정책적 함의를 충분히 가지고 있다. 하지만 사회보장제도가 갖는 제도적 함의를 고려할 때, 국민연금 장기재정추계와 같이 제도의 재정 상태를 평가해야 하는 경우 미래 인구 전망은 그 결과를 산출하는 과정이 다른 국가들과 비교 가능한 값이냐에 따라서 함의가 매우 달라질 수 있다. 왜냐하면 가입자 수나 수급자 수, 합계출산율과 기대수명 등을 산출하는 가정들이 상이한 상태에서 산출된 전망치는 비교가 불가하기 때문이다. 따라서 통계청의 장래인구추계에 추가로 해외와 동일한 방식의 인구 전망이 추가될 필요가 있다.

교육 분야와 관련한 활용 사례에서는 교육수준별 인구추계, 학생 수 추계, 교원 수 추계, 교육재정 추계, 교육 수요와 관련한 추계 등 다양한 연구에 활용되고 있다.

그러나 해당 측면의 문제점을 더욱 면밀히 파악하기 위해서는 인구추계 시 추가적인 요인의 고려가 필요하다. 특히 교육수준에 따라 출산력과 사망력이 매우 상이하고, 이러한 영향이 학생 수와 교원 수급, 교육재정 등 교육 분야의 전 영역에 영향을 미치기 때문이다. 앞에서 살펴본 바와 같이 통계청이나 교육부 등의 관련 부처는 교육수준을 반영한 인구추계의 공식적 자료는 발표하지 않고 있으며, 개별 연구자가 각기 상이한 기

준과 방법론을 적용한 추계 결과를 발표하다 보니, 연구 결과의 정확성을 담보하기 어려운 상황이다.

따라서 미래 인구 속성에 대해 좀 더 구체적인 정보와 정확성을 담보할 수 있도록 교육수준을 반영한 인구추계가 개선될 필요가 있으며, 이를 토대로 인구 감소에 대응하기 위한 교육 분야 각 영역(학생 수, 학교 수, 교원 수급, 교육재정 등)에 대한 다양한 시나리오 분석 등의 연구가 수행된다면 더 현실적인 정책 제시로 이어질 수 있을 것이다.

보건·의료 분야에서는 보건의료 인력 수급, 보건의료서비스 수요, 국민 건강보험 재정 추계에 이르기까지 다양한 영역에서 인구 전망을 활용하고 있다. 대다수의 선행연구에서 통계청의 장래인구추계 자료를 활용하였으며, 단순히 인구추계 결과만 활용한 경우에서부터 인구 성장률, 기대수명, 사망률을 활용한 사례까지 다양했다. 또한, 장래인구추계에서 제시하는 고위, 중위, 저위의 인구 가정을 모두 활용하는 사례에서부터 중위의 인구 가정만을 이용하는 사례까지 있었으며, 연구 목적에 따라 다르게 사용되었다. 추계 기간 역시 10여 년의 단기간부터 2060년까지의 장기간을 추계하는 등 다양하게 인구 전망이 활용되고 있다.

한편, 성남시의 노인돌봄서비스 총량을 추계했던 박언아 외(2022)에서만 지자체에 대한 인구추계 자료의 한계로 2035년 성남시 도시기본계획 인구 규모 자료를 이용하였다. 통계청 자료에서 성남시 추계인구는 연 단위로 제공되나 연령별 추계인구는 시도 단위로만 제공하고 있어 이 연구에서 65세 이상 노인의 장래인구추계는 활용할 수 없었다(박언아 외, 2022). 이 연구와 같이 지자체별로 보건의료서비스에 대한 수요를 예측하기 위한 추계에서 연령별 인구구조 추계 자료가 없어서 특정 인구 그룹(예. 노인 인구)에 대한 분석에 한계가 있을 수 있다. 저출산·고령화의 심화로 인해 변화될 수 있는 고령 인구나 영유아 인구에 대한 보건의료서비스 수요 추계가 지자체별로 이뤄지기 위해서는 향후 세부적인 지역 단위의 인구추계 결과가 제공되는 것이 필요하다.

또한, 보건·의료 분야에서 만성질환, 정신질환 등 지속적으로 증가해오고 있고 향후 더욱 증가할 가능성이 높은 질환자에 대한 추계가 부족한 실정이다. 질병에 대한 장·단기적인 부담을 예측하는 데 있어서 미래에 증가할 수 있는 질환자의 규모에 대한 추계는 필요하다. 특히, 각 연령별로 많이 발생하는 질환을 찾고 그것에 맞는 각 질환의 규모에 대한 추계가 이뤄질 필요가 있다. 예를 들어, 노인 인구에서는 심혈관질환, 치매, 낙상 등이 많이 발생할 수 있는데, 이런 각 질환의 규모를 추계하여 질병에 대한 부담을 예측할 수 있을 것이다. 또한, 우리나라에서 소아청소년들 사이에 비만 비율이 증가하고 있는 상황을 고려할 때 이에 대한 추계를 통해 장기적인 관점에서 비만을 효과적으로 예방하고 관리할 뿐 아니라 소아 비만으로 인해 어른으로 성장했을 때 발생할 수 있는 질환들(예를 들어 당뇨와 고혈압)에 대해서도 예측하는 것이 가능할 것이다. 이러한 예측은 질환자 수를 넘어 보건의료서비스에 대한 수요, 건강보험에 대한 의료비 부담 등을 예측하는 데에도 기초자료로 사용될 수 있을 것이다. 이런 주제에 대한 연구에서도 인구구조의 변동은 고려되어야 하며, 인구추계 결과가 활용될 수 있을 것이다.

## 2. KIHASA 인구추계모형 활용 및 개선 방향

앞에서 정리한 내용을 토대로 본 연구에서 구축한 인구추계모형의 활용 방안 및 향후 개선 과제를 크게 네 가지로 구분하여 정리하고자 한다. 각 방안의 중요도를 엄밀하게 정의할 수는 없지만 비교적 실현 가능성이 높은 방안 순서로 정리하였다.

먼저, 각 분야에서 수요 및 공급, 재정과 관련하여 추계할 때, 본 연구에서 구축한 인구추계를 활용하는 방안이다. 특히 우리 원은 사회보장제도 전반의 정책연구를 담당하기 때문에, 여러 제도 간 상호 관계를 고려해야 하는 특징이 있다. 앞선 연구들을 보면, 각 분야에서 주요한 미래 상황을

다루고 있지만 해당 분야의 영역을 넘어서는 부분은 다루지 않고 있다. 예컨대 인구를 토대로 한 노동 수급 문제는 여러 분야의 공통적인 문제임에도 각 연구에서 별도의 방법론을 구축하여 각각 연구하기 때문에 정합성이 떨어질 수 있고, 각 분야에만 국한된 결론으로 다다르기 쉽다. 특정 분야에서 정확한 방법론을 이용하여 정교한 미래를 예측하는 것도 중요하지만, 점점 더 불확실성이 커지고 있는 현 상황에서 다양한 가능성의 시나리오를 생성하되, 시나리오 및 정책 간 정합성을 담보하여 미래 상황에 대비하기 위한 정책 연구를 수행한다면, 관련 연구의 수용성과 활용도가 개선될 수 있을 것이다. 물론 인구추계 결과에 대한 공신력은 통계청의 인구추계에 비해 떨어질 수 있으나, 통계청의 인구추계에서 제공되기 어려운 여러 다양한 상황을 고려할 수 있는 시나리오를 생성하여 이를 정책 연구에 제공할 수 있다면, 본 연구를 통해 구축된 인구추계모형이 정책 연구에 매우 유용한 모형으로 자리 잡을 수 있을 것이다. 이에 본 연구에서 구축한 인구추계모형에 기반한 노동 공급이나 거시경제 전망, 사회보장 및 교육 재정 등의 추계 방법론으로의 확장 연구가 필요하다는 의견이며, 이러한 확장 연구를 통해 동일한 인구추계로 시작하여, 동일한 노동공급, 거시경제 가정 등 정합한 방법론에 기반한 다양한 정책연구, 나아가 주요 정책 방향의 선택 과정이 좀 더 합리적으로 정착될 수 있기를 기대한다.

두 번째는 가구 및 지역과 관련한 추계로 확장하는 방안이다. 본 연구에서 구축한 인구추계모형은 세부 구분 단위를 성, 연령으로만 하고 있어, 가구 및 지역에 대한 정보는 제공할 수 없다. 다만, 미래 기준이 되는 인구를 설정하는 모형이기 때문에 향후 이를 모듈화하여 붙일 수 있다면, 가구와 지역별 인구추계로 확장하는 것이 가능하다. 특히, 최근에는 지역의 인구 소멸에 관한 이슈가 높고, 보육 및 양육, 장기요양 등의 측면에서도 각 지역의 수급을 파악하는 문제가 시급한 과제이다. 현재 통계청에서 가구 및 지역별 인구추계를 제공하고 있지만, 그 시계와 범위가 제한적이

기 때문에 연구에 제약을 받는 상황이 발생하고 있는 점을 감안할 때, 본 연구의 인구추계를 향후 가구와 지역별 인구추계로 발전시켜 이러한 수요에 대응할 필요가 있다고 판단된다.

세 번째는 국제 비교가 가능한 방법론으로 개선하는 방안이다. 우리나라의 미래 상황을 정확하게 예측하는 것도 필요하지만, 우리나라의 상황을 타 국가의 상황과 동등한 저울에 놓고 비교하는 것 역시 중요하다. 앞의 EU의 Aging Report와 같이, 동일한 방법론을 활용하여 모든 국가의 사회보장 제도를 비교할 수 있도록 하는 것은 우리가 지향해야 할 부분이라고 할 수 있다. 본 연구에서도 이러한 것을 구현하기 위해 통계청에서 활용하는 사망률 전망 방법론 외에 추가로 주요 사망률 모형을 선택하여 인구추계를 할 수 있게 모형을 구축하였다. 하지만 이 또한 아직 국내의 인구추계에만 적용이 가능하다. 예컨대 사망률 모형으로 활용한 LL 모형에서 성별 차이는 있을 수 있지만, 우리나라 사람의 공통적 사망 경향을 고려했듯이, 국가별로 차이는 있지만, 각 대륙 혹은 유사한 지역별로 공통적 사망 경향을 고려하는 등의 방법론으로는 아직 한계가 있다고 하겠다. 향후 이러한 부분을 개선하면 앞에서 언급한 국제 비교의 측면에서도 활용도를 더 높일 수 있으리라 생각된다.

마지막으로, 인구추계 시 주요 영향력 변수를 고려하는 방안이다. 현재 활용하는 인구추계 방법론은 인구의 주요 요인별 변화를 조합하는 조성법인데, 사실 요인별 방법론에도 인구의 변동에 주요한 영향을 줄 수 있는 요인이 고려되지 못하는 상황이다. 예컨대, 사망률 추계의 경우에도 과거의 성, 연령별 사망 패턴의 변화만을 고려하고 있고, 출산율에서도 주로 확률 통계적 방법론이 이용될 뿐, 개인들의 사회 경제적 영향력 등이 고려되고 있지 못하다. 앞에서 살펴본 교육수준을 고려한 인구추계 방법론도 연구되고 있듯이, 이러한 인구 변화에 주된 영향을 미치는 요인을 설명변수 등으로 고려하는 방법론에 대해서도 추가 연구가 수행될 필요가 있겠다고 판단한다.





사람을  
생각하는  
사람들



KOREA INSTITUTE FOR HEALTH AND SOCIAL AFFAIRS



# 제6장

## 결론

제1절 주요 결과 및 의의  
제2절 한계 및 향후 개선 방향



## 제 6 장    결론

### 제1절 주요 결과 및 의의

본 연구의 목적은 우리 원에서 수행하는 정책 연구의 주된 분석 도구로 활용할 수 있는 인구추계모형을 구축하는 것과 그 활용 방안을 제시하는 것이다. 특히, 새롭게 인구추계모형을 구축하는 작업이기 때문에, 통계청의 인구추계모형을 우리 원의 연구 환경에 맞게 재구현하는 것이 본 연구의 일차적인 목표였으며, 이를 기반으로 하되, 실제 정책 연구에서의 활용성을 높이기 위한 방안 등이 고려될 수 있도록 각 과정을 모듈화하는 것을 목표로 하였다.

이에 제2장에서는 국내외 인구추계 방법론을 리뷰하여 인구추계모형을 구축하기 위한 기초적인 접근 방법을 탐색하였다. 각 요인의 가정을 요약해 보면, 출산율 가정의 경우, 출산 순위를 고려한 GLG 모형과 전문가 의견 및 과거 추세를 고려하여 연장하는 방법이 활용되는 것을 확인했으며, 사망과 관련해서는 주로 LC류의 방법을 개선하는 형태가 대표적이었다. 국제이동은 주로 내국인과 외국인을 나누어 방법론을 설정하고 있었으며, 각 국가의 상황에 맞게 비율 또는 적정 인원수를 가정하고 있음을 확인하였다. 각 요인의 변동을 조합하는 방법인 조성법은 본 연구의 목적에 맞게 해외 문헌보다는 주로 국내 통계청의 방법론을 자세하게 정리하고 재현하는 형태로 모형 구축 방향을 정하였다.

제3장에서는 이러한 상황을 고려하여, 조성법, 사망률 모듈, 출산율 모듈에 대한 방법론을 구축하였고, 국제이동에 대해서는 2021년도 통계청 장래인구추계의 여러 시나리오 가정을 탄력적으로 적용할 수 있도록 구성하였고, 제4장에서는 이에 대한 검증 작업을 수행하였다.

먼저, 조성법 모듈에서는 우리나라 통계청의 인구추계모형의 방법론과 동일하게 작동하도록 재현하였다. 특히, 0세와 1~99세의 추계 결과는 출생률, 사망률의 유효자릿수인 소수 6자리 이후에서 차이가 발생하는 것으로 나타났다. 다만 100세 이상의 부분은 통계청에서 공개하지 않는 데이터가 활용되기 때문에, 해당 부분에서는 소폭 차이가 발생한다.

두 번째로, 사망률 모듈에서는 사망률 추계에 활용되는 네 가지 LC류의 함수들을 모두 모듈화하였다. 통계청의 공식적인 사망률 추계 공표 자료에는 2070년까지만 제공되고 있고, 그 이후는 방법론에 대해서만 공개하고 있기 때문에 실제 2070년 이후까지의 인구추계를 위해서는 사망률 추계와 관련한 방법론이 필수적이며, 본 연구의 인구추계모형에서도 2070년 이후의 전망이 가능하다. 또한 통계청과 동일한 LLG 모형을 활용할 경우, 사망률의 대표 지표인 기대수명이 2120년 추계 결과까지 최대 -0.1세 차이가 발생했고, 저위와 고위 등의 시뮬레이션에서도 마찬가지로 결과로 나타났기 때문에, 큰 틀에서 통계청의 결과와 유사한 결과가 재현되었다고 할 수 있다. 그 밖에, LC, LC-ER, LL 등의 모형도 전반적으로 유사한 추이를 보였다.

세 번째로 출산율 모듈은 통계청의 방법을 재현하는 대신 합계출산율에 대한 가정과 여성의 평균출산연령을 가정했을 때, GLG 모형에 의해 각 연도, 연령별 출산율 값이 계산될 수 있도록 구현하였다. 출산율을 계산하는 방법론을 더욱 정교하게 하기 위해서는 분포 모형을 활용함과 동시에 여러 변수의 관련성을 고려하는 등 더 개선된 접근 방법이 필요하나, 최근 저출산에 대한 불확실성과 더불어 추가적인 많은 양의 기초자료, 그리고 여러 단계의 복잡한 변수들을 추가 가정하고 조합하는 과정이 수반되기 때문에, 이 과정은 향후 과제로 남겨 두었다. 다만, 본 연구의 출산율 모듈은 합계출산율과 평균출산연령을 외생 변수로 이용하여, 다

양한 시나리오 가정을 모형 내에서 소화할 수 있도록 하였다. 즉, 두 변수의 가정만으로도 비교적 간단하게 미래 인구구성 변화 추이를 시뮬레이션할 수 있도록 구현한 것은 본 연구의 의의라고 하겠다.

마지막 국제이동 모듈의 경우, 국가마다 편차가 크고 공통적으로 활용되는 방법을 찾기 어렵기 때문에 현재 기준으로 가장 최근의 통계청 장래 인구추계의 국제이동 가정이 활용되도록 데이터를 연결해 두었고, 향후 추가적인 개선 작업이 진행될 수 있도록 하였다.

마지막으로, 제5장에서는 인구추계모형 구축 작업을 수행하고, 우리나라 통계청의 현행 인구추계를 활용한 각 분야의 연구 현황을 검토하였다. 각 연구의 해당 과업들을 인구추계모형 구축 작업에서 고려하지는 못했지만, 본 모형의 향후 활용 방안에 대해 정리하고자 해당 작업을 수행하였다. 검토한 바에 의하면 통계청의 장래인구추계는 교육, 노동, 복지, 보건 및 의료 등의 다양한 분야에서, 향후 우리 사회가 직면할 수 있는 인력수급, 재정 문제 등의 추계에 쓰이고 있으며, 관련한 정책을 선제적으로 수립하는 데 중요한 역할을 하고 있다. 노동 측면에서는 여성, 고령, 특정 산업과 시설에 대한 수급 분석에 주로 쓰였고, 노후소득보장 분야에서는 공적연금 재정추계, 제도 평가 등에 인구추계가 활용되었다. 교육 측면에서는 교육의 수급 문제, 교육 재정, 교육수준에 따른 인구변동 등의 연구에, 보건 및 의료 분야에서는 의료 인력 수급 및 건강보험 재정 추계 및 평가 등에 주로 활용되었다. 본 연구를 통해 구축된 인구추계는 앞선 통계청 추계와 유사한 기능이 가능하도록 설계되었기 때문에 관련 연구들에 활용될 수 있다. 특히, 특정 주기마다 통계청의 인구추계가 업데이트되기를 기다리는 것이 아니라 시의적절하게 탄력적으로 관련 인구추계를 활용할 수 있는 환경이 마련되었다고 할 수 있다. 또한 각 분야에서 수요 및 공급, 재정과 관련한 추계 등의 연구가 수행될 수 있으며, 이들 연구에서

활용하는 기초적인 인구 데이터 및 관련 노동, 경제, 교육, 보건, 복지 등의 자료들이 서로 정합성을 갖게 되는 것 역시 강점이 될 수 있다. 또한 불확실성과 관련한 일률적인 시나리오가 아닌 각 분야의 연구마다 추가적으로 설정하는 시나리오에 맞는 인구 시나리오 산출이 가능하기 때문에 더 다양한 정책 분석이 가능해진다는 점 또한 본 모형 구축의 의의라 하겠다.

## 제2절 한계 및 향후 개선 방향

앞에서 인구추계모형을 구축함으로써 활용할 수 있는 방안과 정책 연구 기관으로서 얻을 수 있는 강점에 대해 정리하였다. 그러나 실제 본 연구의 인구추계모형은 구축 첫 단계로서, 통계청 모형에 비해 제한적인 사항들이 많다.

먼저, 본 연구의 인구추계 세부 단위는 우리나라 전국 인구에 대한 연도, 성, 연령까지만 나뉜다. 제5장에서 통계청 인구추계의 한계에서 언급하였듯이 인구추계모형이 더 활발하게 연구에 이용되기 위해서는 우리나라 전국 인구뿐만 아니라 지역별 인구추계나 가구 추계 등으로 확장되어야 한다.

둘째, 국제 비교가 가능한 방법론으로 개선해야 한다 우리나라의 미래 상황을 정교하게 예측하는 것도 중요하지만, EU의 Aging Report와 같이, 동일한 방법론하에서 주변 국가와 비교가 가능하도록 하는 것 역시 필요하다. 사망률 모형에서 활용하는 LL 모형과 같이 주변 국가들의 공통적 특징과 우리나라만의 차별화된 특징을 분석하는 방향도 향후 고민해 봐야 할 과제이다.

셋째, 인구추계 시 주요 영향력 변수를 고려해야 한다. 현재 활용하는 인구추계 방법론은 인구의 주요 요인별 변화를 조합하는 조성법인데, 사실 각 요인의 방법론 역시 인구의 변동에 주요한 영향을 줄 수 있는 요인

은 고려하지 않고 있다. 주로, 과거의 성, 연령별 사망 패턴의 시계열적 변화만을 식별하는 확률 통계적 방법론이 이용될 뿐, 개인들의 사회 경제적 영향력 등이 고려되지 못하고 있다. 우해봉(2022)의 연구에서와 같이 교육수준을 고려한 사망률 등도 연구되고 있으므로, 이러한 방법론을 현재 구축된 인구추계모형에 적용하는 방안에 대해 고민해야 한다.

마지막으로, 본 연구에서 인구추계모형을 구축하긴 했으나, 실제 이를 운영하고, 유지보수할 수 있는 시스템적인 측면에서 한계가 있다. 본 연구에서 인구추계 대시보드와 각 추계 방법론을 모듈화하여 이러한 한계를 극복하기 위해 노력을 기울였지만, 실제 해당 추계를 담당하고, 개선할 수 있는 인력과 시스템은 여전히 부재한 상황이므로 이를 개선하기 위한 논의가 필요하다고 판단한다.







- 강종구. (2017). 인구 고령화에 따른 우리나라 산업 구조 변화. BOK 경제연구, 28. 1-63.
- 교육부. (2023.9.12). 「경제협력개발기구(OECD) 교육지표 2023」 결과발표. 교육부 보도자료. [https://kedi.re.kr/khome/main/announce/selectBroadAnnounceForm.do?selectTp=0&board\\_sq\\_no=3&article\\_sq\\_no=35312](https://kedi.re.kr/khome/main/announce/selectBroadAnnounceForm.do?selectTp=0&board_sq_no=3&article_sq_no=35312)에서 2023.05.24. 인출.
- 국민연금발전위원회. (2003). 2003년 국민연금 재정계산 및 제도개선방안. 국민연금재정계산 연구보고서.
- 국민연금재정추계위원회. (2008). 2008 국민연금 장기재정추계. 국민연금재정추계위원회.
- 국민연금재정추계위원회. (2013). 2013 국민연금 장기재정추계. 국민연금재정추계위원회.
- 국민연금재정추계위원회. (2018). 2018 국민연금 장기재정추계. 국민연금재정추계위원회.
- 국민연금재정추계전문위원회. (2023a). 2023 국민연금 재정계산: 국민연금 장기재정추계.
- 국민연금재정추계전문위원회. (2023b). 재정추계전문위원회 제7차 회의자료. 붙임1. 2021년 장래인구추계와 2016년 추계와의 비교
- 국민연금연구원 재정추계분석실. (2012). 국민연금 장기재정추계모형 2011, 국민연금연구원.
- 국민연금연구원 재정추계분석실. (2022). 국민연금 장기재정추계모형 2021, 국민연금연구원.
- 김수린, 이철희, 변금선, 이승호, 신희균, 김혜진, 민진홍. (2019). 신 노년 세대 노동 시장 전망과 노인 일자리 수요 추계 연구. 한국노인인력개발원, 19-03, 1-244.

- 김선빈, 한중석, 홍재화. (2021). 여성 경제활동을 통한 저출산 고령화 경제적 충격 대응. *경제학연구*, 69(3), 137-177.
- 김수영, 한명직. (2017). 2016년 장래인구추계 사망력 추계 개선 연구. *한국인구학*, 40(3), 1-25.
- 김종태. (2011). 기초자치단체의 학생수 추계를 위한 알고리즘. *한국데이터정보과학회지*, 22(6), 1167-1173.
- 김지윤, 김오석. (2021). 초·중·고 학령인구 감소에 의한 학교 통폐합 잠재성. *한국지역지리학회지*, 27(1), 55-69.
- 김현식, 계봉오, 김현태. (2016). 장래인구추계 출산력·사망력 추계방법 개선 연구. *한국인구학회·통계청*.
- 김현식, 우해봉, 안재혁. (2017). 교육수준별 장래인구추계 개발을 위한 연구. *동국대학교 인구와사회연구소·통계청*.
- 김태정. (2011). 인구 고령화의 파급영향 및 대응 방향 노동공급 및 연금제도를 중심으로. *경제학연구*, 59(2), 5-40.
- 류방란, 김경애, 김근태, 김두환, 남기곤. (2018). 인구절벽 시대 교육정책의 방향 탐색 : 지방별 인구 감소 및 학생수 감소 실태를 중심으로. *한국교육개발원*.
- 박덕규. (2002). 교원 수급 계획 수립 연구(2003~2015). *한국교육개발원*.
- 박상은, 심성현, 권경희, 김재욱, 노현중, 서봉언, ..., 김근우. (2022). 대구광역시 중장기(2022년~2031년) 학생수 전망. *대구미래교육연구원*.
- 박언아, 정애리, 현혜순, 김다솜, 신상수. (2022). 성남시 노인 건강평가 및 돌봄 서비스 수요공급 총량조사 분석연구. *부천대학교 산학협력단·성남시*
- 박유성, 박혜민, 권태연. (2015). 국민건강보험 표본코호트 DB를 이용한 건강보험 재정추계. *응용통계연구*, 28(4), 663-683.
- 박진아, 박창현, 엄지윈. (2015). 유아교육과 보육 중장기 수요 예측 및 재정 지출 전망. *육아정책연구소*.
- 박진아, 강은진, 배운진, 이혜민, 정영모, 장혜원, 이은혜. (2020). 시흥시 초등돌봄 실태조사 및 중장기계획 수립. *시흥시청*.

- 박현정, 김민희, 김병찬, 김왕준, 정동욱. (2013). 2014-2025년 초·중등교원 중 장기 인력수급전망 및 교원의 적정배치방안. 교육부정책연구보고서.
- 선우덕, 이윤경, 김진수, 유근춘, 석재은, 강임옥, ..., 이은진. (2012). 제 1차 장기요양기본계획 수립방안 연구. 보건복지부·한국보건사회연구원.
- 성남시. (2020). 2035년 성남 도시기본계획.
- 송필준, 김종태. (2010). 로지스틱함수모형과 비례이동평균모형에 의한 학생수 추계와 분석. 한국데이터정보과학회지, 21(3), 503-511.
- 신영석, 윤강재, 신정우, 고든솔, 이나경, 이수빈, ..., 황윤숙. (2021a). 의료기사 등 보건의료인력의 중장기 수급 추계 및 적정 수급 방안 연구. 보건복지부·한국보건사회연구원.
- 신영석, 고든솔, 이재은, 문석준, 이진형, 임기웅, 배재용. (2021b). 전문과목별 의사 인력 수급 추계. 보건복지부·한국보건사회연구원.
- 엄문영. (2013). 학생수 전망과 교육재정 기획. 한국교육행정학회 소식지, 115, 10-14
- 엄문영. (2015). 유·초·중등교육 학생수 추계 방법 개선방안 연구. 교육행정학연구, 33(4), 205-231.
- 오진호·김순영. (2018). 우리나라 사망력 모형의 변천과 가정 고찰 - Lee-Carter 료를 중심으로 -. The Korean Journal of Applied Statistics (2018). 31(5), 637-653.
- 우해봉. (2022). 교육 수준별 사망 불평등의 추이와 특징. 보건복지 ISSUE&FOCUS, 427, 1-11.
- 우해봉, 양지윤, 조성호, 안형석. (2016). 인구추계 방법론의 현황과 평가. 한국보건사회연구원.
- 이광현. (2005). 학급당 학생수 예측에 따른 교육재정 효율화 방향 연구. 한국교육, 32(2), 81-105.
- 이광현. (2017). 초·중등교원 수급 추계. 교육정치학연구, 24(4), 189-212.
- 이광현. (2022). 학령인구 수 추계에 따른 초·중등교사 수요 예측. 교육사회학연구, 32(2), 163-186.

- 이길재, 김이경, 김병주, 이정미. (2019). 학령인구 감소에 대응한 중장기 교원수급 방향 및 과제. 교육부.
- 이길재. (2021). 저출산 등 인구변수를 고려한 초등교원 수급전망 및 대책. 충북대 산학협력단.
- 이상엽, 안종석. (2014). 교육재정 수요의 장기 전망 및 정책 방향. 한국조세재정연구원.
- 이영, 한유경, 김이경, 김광호, 정미경, 이기준. (2011). 2011-2020 중장기 교원수급계획 수립 및 교원양성기관 규모 적정화·내실화 방안 마련을 위한 정책연구. 교육과학기술부.
- 이미진, 주은선. (2016). 국공립 노인 장기 요양시설 확대를 위한 국민연금기금 투자 방안. 비판사회정책, 51, 41-91.
- 이상림, 박성재, 마사타카 나카가와. (2011). 한국과 일본의 인구구조 고령화와 노동 시장: 외국인력 수용 환경변화. IOM 이민정책연구원.
- 이상림. (2012). 저출산 고령화에 따른 노동력 부족 전망과 정책적 함의. 한국인구학, 35(2), 1-28.
- 이수연, 문용필. (2018). 국민건강보험의 노인의료비 지출추계 및 장기재정 전망: EU의 '건강한 고령화' 적용을 중심으로. 비판사회정책, 58, 53-93.
- 이신호, 정우식, 강형곤, 김은혜, 김기성, 남성희. (2015). 공중보건의사 중장기 수급추계 및 효율적 배치방안마련, 차의과학대학교 산학협력단·보건복지부.
- 이윤경. (2018). 노인의 건강과 돌봄. 보건복지포럼, 264, 19-30.
- 이철희, 권정현, 김태훈. (2021). 2021년 장래인구추계를 반영한 인구변화의 노동·교육·의료부문 파급효과 전망. 저출산고령사회위원회.
- 이철희, 김규연. (2019). 선진국의 역사적 사례에 기초한 여성 경제활동인구 변화 전망 : 인구구조 변화가 노동 인력 규모에 미치는 영향에 대한 함의. 노동경제논집, 42(4), 1-29.
- 이철희, 김혜진. (2020). 외국인력의 산업별 고용구조분석 : 인구변화 대응에 대한 함의. 노동정책연구, 20(2), 1-31.
- 이철희. (2021). 장래 시군구별 인구변화가 지역 물류 수요에 미치는 영향. 한국

- 경제연구, 39(3), 5-34.
- 입슬기. (2023). 2023~2032년 건강보험 재정전망, 국회예산정책처.
- 임정미, 이윤경, 강은나, 임지영, 김주행, 박영숙, ..., 김혜수. (2019). 인구구조 변화에 대응한 노인 장기 요양 인력 증장기 확보 방안. 한국보건사회연구원.
- 전택련. (2012). 우리나라의 교육수준별 인구추계. 서울대학교 대학원 보건학석사학위논문.
- 정경희, 손창균, 박보미. (2010). 신 노년층의 특징과 정책과제. 한국보건사회연구원.
- 정기선, 전광희, 은기수, 김석호, 강동관, 이정우, 최서리. (2011). 인구구조 변화 등에 대비한 이민 및 사회통합 정책 방향 연구. 법무부.
- 조일환, 김병규, 조진일, 이화룡, 한유경, 김진영. (2012). 교육시설 재정투자의 현황과 쟁점. 2012-2016 국가재정운용계획-교육 분야 보고서, 134-217. 서울: 기획재정부.
- 주은선, 이미진. (2020). 국공립 노인 장기요양시설 장기간 수요 및 적정공급량 추정. 한국사회복지교육협의회, 한국사회복지교육, 49, 1-30
- 최지희, 이상돈, 유한구, 윤여인, 김태홍, 한유경, 정진화. (2009). 2009~2030 초·중등교원 인력수급 전망. 교육부 정책과제.
- 정백근, 임정훈, 이정례, 김영수, 진보영, 박혜미, ..., 진성미. (2020). 의과 공중보건의 추계 및 배치 우선순위 설정에 관한 연구, 경상대학교 산한협력단·보건복지부.
- 주재홍, 장성인, 박은철. (2020). 건강보험 재정현황과 전망, 보건행정학회지, 30(2), 192-198.
- 통계청. (2020). 「생명표」 통계정보보고서.
- 통계청. (2021a). 장래인구추계 작성방법 및 가정(이용자용).
- 통계청. (2021b). 2020년 생명표.
- 통계청 인구동향과. (2011.12.07.). 장래인구추계: 2010~2060년. 통계청 보도자료. [https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301020100&bid=207&tag=&act=view&list\\_no=252623&ref\\_bid=](https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301020100&bid=207&tag=&act=view&list_no=252623&ref_bid=)에서 2023.05.24. 인출.

- 통계청 인구동향과. (2016.12.08.). 장래인구추계: 2015~2065년. 통계청 보도 자료. [https://kostat.go.kr/boardDownload.es?bid=207&list\\_no=357935&seq=3](https://kostat.go.kr/boardDownload.es?bid=207&list_no=357935&seq=3)에서 2023.05.24. 인출.
- 통계청 인구동향과. (2019.03.28.). 장래인구특별추계: 2017~2067년. 통계청 보도자료. [https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301020600&bid=207&act=view&list\\_no=373873](https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301020600&bid=207&act=view&list_no=373873)에서 2023.05.24. 인출.
- 통계청 인구동향과. (2021.12.09.). 장래인구추계: 2020~2070년. 통계청 보도 자료. [https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301010000&bid=207&tag=&act=view&list\\_no=415453&ref\\_bid=](https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301010000&bid=207&tag=&act=view&list_no=415453&ref_bid=)에서 2023.05.24. 인출.
- 통계청 고용통계과. 법무부 외국인정책과. (2021.12.21.). 2021년 이민자체류 실태및고용조사 결과. 통계청, 법무부 보도자료. [https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301030400&bid=11109&act=view&list\\_no=415847](https://kostat.go.kr/board.es?mid=a10301030400&bid=11109&act=view&list_no=415847)에서 2023.05.24. 인출.
- 황남희, 김경래, 이상인. (2017). 교육수준과 적정출산율. 2017년 경제학 공동 학술대회.
- 황라일, 한영란, 박남희, 임지영, 박언아, 정성원, ..., 안나원. (2020). 보건소 방문건강관리사업 전문인력 직무분석 및 추계 연구, 신한대학교 산학협력단·보건복지부.
- Coale, A., P. Demeny., & B. Vaughan. (1983). Regional Model Life Tables and Stable Populations. New York: Academic Press. 41-154.
- European Commission(EC). (2021). The 2021 Ageing Report: Economic & budgetary projections for the EU member states(2019-2070), Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- European Commission(EC). (2020). The 2021 Ageing Report: Underlying assumptions & projection methodologies, Luxembourg: Publications Office of the European Union.
- Federal Statistical Office. (2019). Assumptions and results of the 14 th

- coordinated population projection.
- Goujon, A. and KC, S. (2006). Past and future of human capital in Southeast Asia: From 1970 to 2030. Working Papers 07/2006. Vienna Institute of Demography.
- Hussar, W. J. and Bailey, T. M. (2014). Projections of Education Statistics to 2022.US: National Center for Education Statistics.
- KC, S., & Lutz, W. (2014). Demographic scenarios by age, sex and education corresponding to the SSP narratives. *Population and Environment*, 35, 243-260.
- KC, S., Skirbekk, V., Barakat, B., Sanderson, W., Goujon, A. and Lutz, W. (2010). Projection of populations by level of educational attainment, age, and sex for 120 countries for 2005-2050. *Demographic Research*, 22(15), 383-472.
- Lee, R. D., & Carter, L. R. (1992). Modeling and Forecasting U. S. Mortality. *Journal of the American Statistical Association*, 87(419), 659-671. <https://doi.org/10.2307/2290201>
- Li, N., & Gerland, P. (2011). Modifying the Lee-Carter Method to Project Mortality Changes up to 2100, the Population Association of America 2011 Annual meeting-Washington, DC, Session 125, formal Demography I: Mathematical Models and Methods.
- Li, N., & Lee, R. (2005). Coherent Mortality Forecasts for a Group of Populations: An Extension of the Lee-Carter Method. *Demography*, 42(3), 575-594. <http://www.jstor.org/stable/4147363>에서 2023.06.07. 인출.
- 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), 2037-2051. <http://www.jstor.org/stable/42919969>에서 2023.06.07. 인출.

- Lutz, W., Butz, W., & KC, S. eds. (2014). World population and human capital in the twenty-first century. Oxford University Press.
- Mirowsky, J., & Ross, C. E. (2003). Education, Social Status, and Health. New York: Aldine De Gruyter.
- Preston, S. H., Heuveline, P., & Guillot, M. (2001). Demography: Measuring and modeling population processes. Oxford: Blackwell Publishers Ltd.
- Statistics Canada. (2023a). Population Projections for Canada(2021 to 2068), Provinces and Territories (2021 to 2043): Technical Report on Methodolgy and Assumption.
- Striessnig, E. and Lutz., W. (2014). How Does Education Change the Relationship between Fertility and Age-dependency under Environmental constraints? A Long-term Simulation Exercise. Demographic Research, 30(16), pp.465-492. [http://www.demographic-research.org/Volumes/Vol30/16/DOI: 10.4054//DemRes.2014.30.16](http://www.demographic-research.org/Volumes/Vol30/16/DOI:10.4054//DemRes.2014.30.16) 에서 2023.06.07. 인출.
- United Nations(UN). (2000). "Replacement Migration: Is It a Solution to Declining and Ageing Population?" United Nations Population Division, New York.
- United Nations(UN). (2023). "World social report 2023: Leaving no one behind in an ageing world", United Nations publications Population Division, New York.
- United Nations, Department of Economic and Social Affairs, Population Division(UNDP). (2015), World Population Prospects: The 2015 Revision -Key findings and advance tables. New York, United Nations.
- 国立社会保障・人口問題研究所. (2023). 日本の将来推計人口-令和3(2021)~52(2070)年-附:参考推計 令和 53(2071)~102(2120)年. 人口問題研究資料第347号.



[웹사이트]

행정안전부 주민등록 인구통계: <https://jumin.mois.go.kr/>

KOSIS 국가통계포털: <https://kosis.kr/index/index.do>

KOSIS 온라인간행물: <https://kosis.kr/publication/publicationThema.do>

KESS 교육통계서비스: <https://kess.kedi.re.kr/index>

Statistics Canada. (2019). Population Projections for Canada (2018 to 2068), Provinces and Territories (2018 to 2043): Technical Report on Methodology and Assumptions. HTML version(<https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/91-620-x/91-620-x2019001-eng.htm>) 에서 2023.06.07. 인출.

Statistics Canada. (2023b). Population Projections for Canada(2021 to 2068), Provinces and Territories (2021 to 2043): Technical Report on Methodolgy and Assumptions. HTML version(<https://www150.statcan.gc.ca/n1/pub/91-620-x/91-620-x2022001-eng.htm>) 에서 2023.06.07. 인출.



## 간행물 회원제 안내

### 회원에 대한 특전

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

### 회원 종류

전체 간행물 회원

120,000원

보건 분야 간행물 회원

75,000원

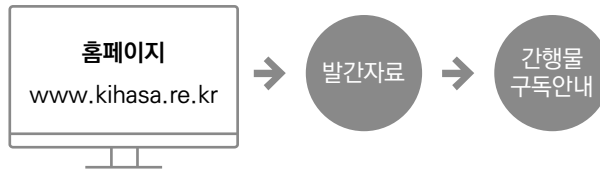
사회 분야 간행물 회원

75,000원

정기 간행물 회원

35,000원

### 가입방법



### 문의처

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

## KIHASA 도서 판매처

- 한국경제서적(총판) 02-737-7498
- 영풍문고(종로점) 02-399-5600
- Yes24 <http://www.yes24.com>
- 교보문고(광화문점) 1544-1900
- 알라딘 <http://www.aladdin.co.kr>