

[2025 제안논문]

통계 모델을 활용한 COVID-19 팬데믹 이후 북미사망보험 사망률 증장기 개선효과 추정

목차

제 1 장 서론 (Introduction)	5
1. 연구 배경	5
제 2 장 연구 방법 (Materials & Methods)	7
1. 활용 데이터	7
2. 장래 사망률 Projection 방법론	7
3. 데이터 Smoothing 방법론	8
4. 신뢰도 기법 적용 방법론	9
제 3 장 결과 (Results)	10
1. 인구통계를 사용한 사망개선율 Projection	10
1.1) HMD 기반 북미 성별 및 연령별 사망률 Projection 모델 선정	10
1.2) APC 모델을 이용한 2020 ~ 2035 년 사망개선율 추계	14
1.3) Smoothing 적용 및 결과 Summary	15
2. 자사통계(Primerica)를 사용한 사망개선율 Projection	18
2.1) 자사통계 기반 북미 성별 및 연령별 사망률 Projection 모델 선정	18
2.2) 최적 모델을 이용한 2020 ~ 2035 년 사망개선율 추계	22
3. 인구통계 및 자사통계 기반 Projection 결합 결과	24
제 4 장 결론 (Conclusion)	27
Appendix	30

표 목차

- [표 1.1 적용구분 별 당사 현행 사망개선을 산출 모형(값)]
- [표 3.1 35-65세 연령의 연도별 평균 사망개선을 비교]
- [표 3.2 40-69세 연령의 연도별 평균 사망개선을 비교]
- [표 3.3 신뢰도 반영 사망개선을, 남성]
- [표 3.4 신뢰도 반영 사망개선을, 여성]
- [표 3.5 2035년 시점 사망개선을 요약, 남성]
- [표 3.6 2035년 시점 사망개선을 요약, 여성]
- [표 4.1 사망개선을 산출 현행 및 제안 모형(값)]
- [표 4.2 사망개선을 안에 따른 Pricing 영향도]

그림 목차

- [그림 3.1 북미 연도별 인구수, 사망자수, 출처: HMD]
- [그림 3.2 대표연령(45, 65)에 대한 사망개선을 실제값(Actual)과 예상값(Future)]
- [그림 3.3 주요 연령별 사망개선을 변화(Smoothing 전/후 비교)]
- [그림 3.4 Heat-Map 비교(남성, 여성)]
- [그림 3.5 자사통계(Primerica) 유지, 사망자수]
- [그림 3.6 대표그룹 (45, 65)에 대한 사망개선을 실제값(Actual)과 예상값(Future)]
- [그림 3.7 40~69세 연령군에 대한 2025 ~ 2035년 사망개선을 비교, 남성]
- [그림 3.8 40~69 세 연령군에 대한 2025 ~ 2035 년 사망개선을 비교, 여성]

논문요약

통계 모델을 활용한 북미사망보험 사망개선을 추정

본 연구는 COVID-19 팬데믹 이후 사망보험 시장에서의 사망개선율(Mortality Improvement)을 정량적으로 추정하고, 이를 실무적으로 활용 가능한 계리적 가정으로 정립하기 위한 방법론을 제시한다. 사망개선율은 보험계약의 장기 현금흐름을 결정하는 핵심 추세 변수로서, 상품 가격 산출, 자본 적정성, 그리고 리스크 관리 전반에 중요한 영향을 미친다. 특히 IFRS17 및 K-ICS 체계 하에서는 사망개선율 가정의 변동이 계약서비스마진(CSM), 위험조정(RA), 지급여력비율에 직접적으로 반영되므로, 합리적이고 일관된 추정이 필수적이다.

사용 데이터로는 북미 인구통계 자료(Human Mortality Database, HMD)와 당사 보유 경험 통계(Primerica 계약 데이터, 이하 '자사통계')를 병행하여 활용하였다.

연구 방법론으로는 HMD 데이터를 기반으로 회귀모형, GLM, ARIMA, APC 모형을 적용하여 학습, 검증 과정을 거쳤으며, 예측력이 우수한 모형을 선정하여 장래 사망개선율을 추정하였다. 자사통계 역시 동일한 절차로 모형을 적용, 비교한 후, 성별 및 연령별로 최적 모형을 채택하여 장래 사망률을 추정하였다. 다만, 일부 연령, 기간 구간에서는 표본 수가 부족하여 변동성이 크게 나타났으므로, 이를 보완하기 위해

Bühlmann-Straub 신뢰도 이론을 적용하였다. 이를 통해 자사통계를 주축으로 하되, 표본이 불충분한 영역은 인구통계(HMD) 추정치를 보조적으로 결합함으로써 안정성과 현실성을 동시에 확보하였다.

본 연구는 COVID-19 팬데믹 이후의 사망률 패턴을 추정하며, 자사통계를 활용한 실질에 가까운 가정과 실증분석결과를 제시한다는 점에 의의가 있다. 나아가 제시된 추정 결과는 북미 사망보험 재보험 수재 전략, 자본 관리, IFRS17 및 K-ICS 보고 체계에서의 리스크 관리 및 수익성 평가에 실질적으로 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

제1장 서론 (Introduction)

1. 연구 배경

사망개선을(Mortality Improvement)이란 동일 연령 집단의 사망률이 시간의 흐름에 따라 증가 또는 감소하는 것을 의미하며, 일반적으로는 의학의 발달, 보건 환경의 개선, 생활 수준의 향상 등 사회적 요인으로 인해 나타나는 구조적 추세이다. 즉, 일정 시점의 사망률 수준뿐만 아니라, 시간이 지남에 따라 어떤 방향과 속도로 변해가는가를 포착하는 것이 사망개선을이다. 이러한 추세를 계리적으로 어떻게 반영하는지에 따라 보험상품의 가격 산출, 자본 적정성, 리스크 관리 등 당사의 재무 건전성과 경영 전략 전반에 장기적인 영향을 미치게 된다.

첫째, 가격 산출 측면에서 사망개선을 장기보험의 수익성을 결정하는 핵심 요인이다. 사망보장 상품에서는 사망률 개선이 기대 사망 건수를 감소시켜 재보험료 인하 요인으로 작용한다. 따라서 동일한 사망률 수준을 가정하더라도, 사망개선을 추정치의 미세한 차이가 장기 상품의 재보험료, 그리고 신계약가치 산출에 상당한 영향을 미칠 수 있다.

둘째, IFRS17과 K-ICS 관점에서 사망개선을 보험부채와 자본에 직결되는 가정이다. IFRS17은 미래 현금흐름의 최적추정치(BEL)를 산출할 때, 사망개선을 입력 값으로 사용하며, 가정 변경은 계약서비스마진(CSM)의 크기와 손익 인식 시점에 직접적인 영향을 준다. 또한 사망개선의 불확실성은 위험조정(RA)에 반영되어 결과적으로 손익 변동성과 자본 효율성을 좌우하게 된다.

그러므로 사망개선을 단순히 사망률 수준을 보완하는 보조적 가정이 아니라, 보험상품의 가격 경쟁력 및 수익성 평가에 직접적으로 관여하는 가정이며, 재무보고 및 지급여력 체계 모두에서 중요한 역할을 하는 가정이다.

당사는 북미 사망보험 재보험 수재 업무에 있어 사망개선을 가정을 수립하기 위해 Society of Actuaries(SOA)에서 제공하는 사망개선을 산출 도구(이하, MIM

Tool)를 활용하고 있다. 해당 도구는 과거 통계 데이터를 기반으로 연령, 성별, 소득 수준 등에 따른 사망개선율을 추정할 수 있는 기능을 제공한다. 다만, 실무 적용 과정에서 다음과 같은 구조적 및 기술적인 제약이 있으므로 본 연구의 결과를 기반으로 사망개선율 산출 모형의 다양한 선택지를 제시하고자 한다.

- 1) 북미 전체 인구 통계와 보험 가입자 집단은 위험 속성이 다르며, 거래사별로 계약자 특성이 상이하기 때문에, 자사 보유 데이터를 기반으로 한 경험적 모델 구축이 필요하다.
- 2) SOA Tool의 단기적인 사망개선율은 데이터 기반으로 산출할 수 있으나, 장기 사망개선율(Long-Term Mortality Improvement Rate, 이하 LTR)의 경우 계리사의 주관적 판단이 개입될 수밖에 없으며 현재 당사의 경우 외부 컨설팅에서 제시한 고정 값을 사용하고 있다.
- 3) 북미 인구의 사망개선율은 2010년 이후 구조적인 둔화 추세를 보이고 있으며, COVID-19 팬데믹을 거치면서 그 변동성이 크게 확대되었다. 이는 향후 사망개선율을 예측함에 있어 노이즈를 증가시키는 요인으로 작용한다.

이러한 배경 속에서 본 연구는 당사의 실무적 요구를 충족하기 위하여, 장기 사망개선율 추정 및 COVID-19 이후의 불확실성을 반영할 수 있는 데이터 기반 대안 모델을 제시하는 것을 목적으로 한다. 더 나아가 다양한 추정 방법론을 실증적으로 비교하여, 당사에 최적화된 사망개선율 추정 프레임워크를 구축하고자 한다. 이는 향후 당사의 재보험 수재 전략, 자본 관리, 그리고 IFRS17 및 K-ICS 체계하에서의 재무 보고의 안정성 확보에 기여할 것으로 기대한다.

[표 1.1 적용구분 별 당사 현행 사망개선율 산출 모형(畝)]

적용 구분	Primerica ¹	Primerica외 ²
Pricing	0%	SOA MIM Tool (L&E제안 장기 사망개선율 ³ 적용)
Valuation	0%	0%

¹ 북미 수재 보험료(2025.6월)기준 약 71% 비중의 거래사

² Prudential, NY Life, Lincoln 등의 거래사

³ 사망개선율 가정 수립 프로젝트 당시 L&E 컨설팅사 제안

제2장 연구 방법 (Materials & Methods)

1. 활용 데이터

본 연구에서 사용한 데이터는 아래와 같다.

- 외부 인구통계: HMD(Human Mortality Database) 통계의 북미 성별, 연령별 1995년~2023년 사망자수, 인구수, 코로나로 인한 사망자수
- 내부 자사통계: 당사의 북미 사망보험⁴ 보유계약 및 청구 이력 데이터를 2010년 ~ 2025년 2분기까지 활용함. 사망 시점 및 COVID 사망 여부 등 세부 정보 포함됨.

2. 장래 사망률 Projection 방법론

본 연구에서는 우선 HMD(Human Mortality Database) 통계를 활용하였다. 데이터를 학습용(Training set), 검증용(Test set)으로 나눠 모형의 예측력을 비교, 평가하여 각 모형의 성능을 체계적으로 검증한 후, 가장 적합한 모형을 선정하였다. 이후 최종 선정된 모형을 이용하여 장래 사망자 수를 추정하였다.

사망률 추정에는 회귀모형(Regression Model), GLM(Generalized Linear Model), ARIMA(Autoregressive Integrated Moving Average), APC(Age Period Cohort) 모형을 활용하였다.

자사통계를 활용한 장래 사망률 추정에도 GLM, ARIMA, APC 모형을 동일하게 적용하여 성능을 비교, 검증한 뒤, 가장 예측력이 우수한 모형을 선정하여 이를 활용해 장래 사망률을 추정하였다. 본 연구에서는 장래 사망개선을 추정을 위해 자사통계를 주요 데이터 원천으로 활용하였다. 자사통계는 실제 계약자의 위험 특성을 직접적으

⁴ Primerica, National Benefit, Primerica Canada 계약자 정보 사용

로 반영한다는 점에서 가장 적합한 기준이 될 수 있으나, 일부 연령대나 특정 기간에 대해서는 표본 규모가 제한적이어서 추정의 변동성이 크게 나타나는 한계가 존재한다.

이를 보완하기 위하여, 본 연구에서는 신뢰도 기법을 적용하였다. 구체적으로, 데이터가 충분한 구간에서는 자사통계를 중심으로 사망개선율을 산출하되, 데이터가 부족하거나 표본 변동성이 큰 구간에서는 인구통계(HMD)기반 사망개선율을 보조적으로 활용하여 결합하였다. 이때 결합 비율은 해당 연령, 기간별 데이터의 신뢰도 수준에 따라 조정함으로써, 자사통계를 최대한 반영하면서도 안정적인 추정 결과를 도출할 수 있도록 하였다. 모형 및 신뢰도 기법에 대한 세부 내용은 다음에 기술하였다. (세부 방법론은 Appendix 4-1 참조)

3. 데이터 Smoothing 방법론

장래 사망률 추정 후 실무 적용 가능성을 높이기 위해 연령(행)×연도(열) 격자 상의 사망개선율 표면에 평활화를 수행하였다. 본 연구는 2D 가우시안 커널(분리가능 커널) 과 테일 1D 가우시안(마지막 연도 경계 완화)를 적용하였으며 기본 대역폭은 연령축 $\sigma=2.5$, 기간축 $\sigma=1.2$ 로 설정하였고, 최종연도(2035)는 현실적 제약을 반영하여 -1% 미만이면 -1% 로, 1% 초과면 1% 로 클램프한 뒤 마지막 4개 연도(2032-2035)에 대해 연도축 1D 가우시안($\sigma=1.0$)으로 재-스무딩하여 경계 단절을 완화하였다. 팬데믹 추가 보정은 적용하지 않았다. (세부 방법론은 Appendix 4-2 참조)

4. 신뢰도 기법 적용 방법론

인구통계 기반 사망개선율과 자사통계 기반 사망개선율을 결합하기 위해 Bühlmann–Straub 신뢰도 이론을 적용하였다. 자사통계는 주요 연령집단별로 집계하였으며, 각 집단의 사고건수가 1,082건 이상인 경우 Full Credibility를 부여하고, 그 외에는 부분 신뢰도를 부여하는 방식으로 조합하였다. 최종 사망개선율은 신뢰도가중평균 형태로 산출하였다. (세부 방법론은 Appendix 4-3 참조)

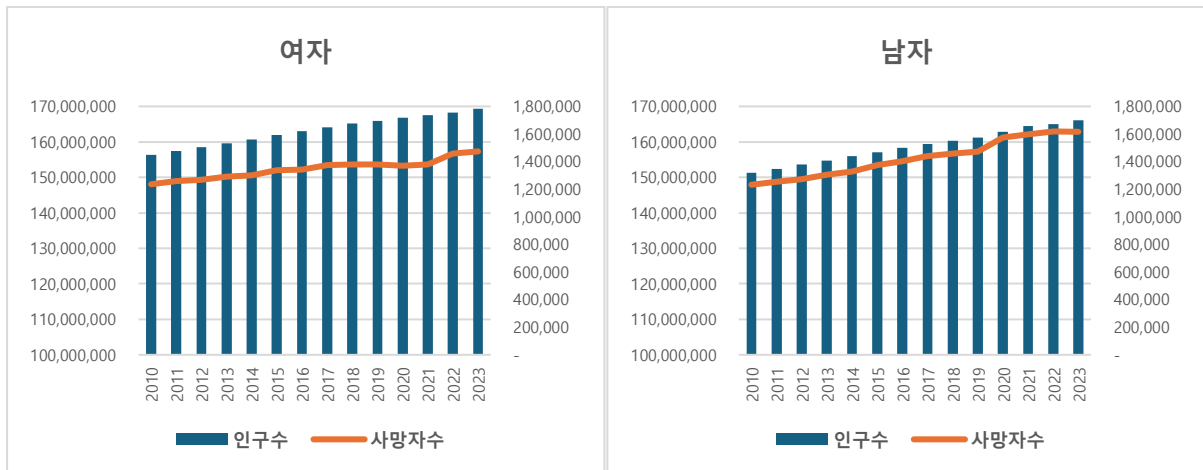
제3장 결과 (Results)

1. 인구통계를 사용한 사망개선율 Projection

1.1) HMD 기반 복미 성별 및 연령별 사망률 Projection 모델 선정

Data Source	HMD 1995년 ~ 2023년 사망자수 통계
Training Year	1995 ~ 2015
Test Year	2016 ~ 2023 (COVID 사망 제외)
Model 검증 지표	<ol style="list-style-type: none"> 1. RMSE: 예측 오차의 상대적 크기 비교 $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$ 2. MAE: 예측값과 실제값의 절대 오차 평균 $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i$ 3. R square: 모델 설명력 $R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$

[그림 3.1 복미 연도별 인구수, 사망자수, 출처: HMD]

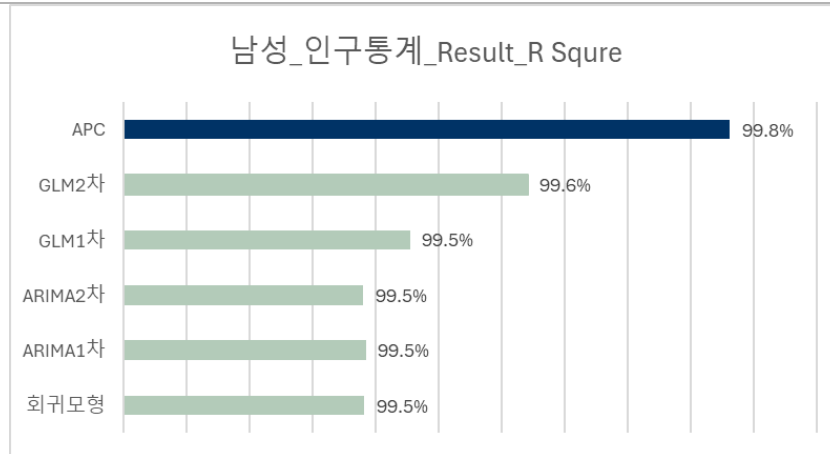


[남성 인구통계 Test Result]

구분	Test Result (2016 ~ 2023)		
	RMSE	MAE	R ²
1) 회귀모형	0.00728	0.00344	99.49%
2) ARIMA 1차	0.00727	0.00327	99.49%
3) ARIMA 2차	0.00728	0.00345	99.49%
4) GLM 1차	0.00701	0.00311	99.53%
5) GLM 2차	0.00628	0.00268	99.62%
6) APC	0.00477	0.00185	99.78%

구분	결과														
1. RMSE	<p>남성_인구통계_Result_RMSE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th> <th>RMSE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>0.0048</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0063</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0070</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0073</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0073</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0073</td> </tr> </tbody> </table>	구분	RMSE	APC	0.0048	GLM2차	0.0063	GLM1차	0.0070	ARIMA2차	0.0073	ARIMA1차	0.0073	회귀모형	0.0073
구분	RMSE														
APC	0.0048														
GLM2차	0.0063														
GLM1차	0.0070														
ARIMA2차	0.0073														
ARIMA1차	0.0073														
회귀모형	0.0073														
2. MAE	<p>남성_인구통계_Result_MAE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th> <th>MAE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>0.0019</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0027</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0031</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0035</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0033</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0034</td> </tr> </tbody> </table>	구분	MAE	APC	0.0019	GLM2차	0.0027	GLM1차	0.0031	ARIMA2차	0.0035	ARIMA1차	0.0033	회귀모형	0.0034
구분	MAE														
APC	0.0019														
GLM2차	0.0027														
GLM1차	0.0031														
ARIMA2차	0.0035														
ARIMA1차	0.0033														
회귀모형	0.0034														

3. R²



[여성 인구통계 Test Result]

구분	Test Result (2016 ~ 2023)		
	RMSE	MAE	R ²
1) 회귀모형	0.00709	0.00224	99.25%
2) ARIMA 1차	0.00761	0.00227	99.14%
3) ARIMA 2차	0.00707	0.00223	99.26%
4) GLM 1차	0.00712	0.00217	99.25%
5) GLM 2차	0.00787	0.00287	99.08%
6) APC	0.00558	0.00165	99.54%

구분	결과														
1. RMSE	<p>여성_인구통계_Result_RMSE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>모델</th> <th>RMSE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>0.0056</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0079</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0071</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0071</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0076</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0071</td> </tr> </tbody> </table>	모델	RMSE	APC	0.0056	GLM2차	0.0079	GLM1차	0.0071	ARIMA2차	0.0071	ARIMA1차	0.0076	회귀모형	0.0071
모델	RMSE														
APC	0.0056														
GLM2차	0.0079														
GLM1차	0.0071														
ARIMA2차	0.0071														
ARIMA1차	0.0076														
회귀모형	0.0071														
2. MAE	<p>여성_인구통계_Result_MAE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>모델</th> <th>MAE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>0.0016</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0029</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0022</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0022</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0023</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0022</td> </tr> </tbody> </table>	모델	MAE	APC	0.0016	GLM2차	0.0029	GLM1차	0.0022	ARIMA2차	0.0022	ARIMA1차	0.0023	회귀모형	0.0022
모델	MAE														
APC	0.0016														
GLM2차	0.0029														
GLM1차	0.0022														
ARIMA2차	0.0022														
ARIMA1차	0.0023														
회귀모형	0.0022														
3. R ²	<p>여성_인구통계_Result_R Squire</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>모델</th> <th>R²</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>99.5%</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>99.1%</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>99.2%</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>99.3%</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>99.1%</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>99.3%</td> </tr> </tbody> </table>	모델	R ²	APC	99.5%	GLM2차	99.1%	GLM1차	99.2%	ARIMA2차	99.3%	ARIMA1차	99.1%	회귀모형	99.3%
모델	R ²														
APC	99.5%														
GLM2차	99.1%														
GLM1차	99.2%														
ARIMA2차	99.3%														
ARIMA1차	99.1%														
회귀모형	99.3%														

해석 및 모델 선택

모든 지표에서 남성과 여성 모두 APC(Age-Period-Cohort) 모델이 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 사망개선을 추정에 있어 연령, 시기, 코호트 효과가 중요한 기여 요인임을 시사한다. 이에 따라, 사망률 예측 모형으로 APC 모델을 채택하였다.

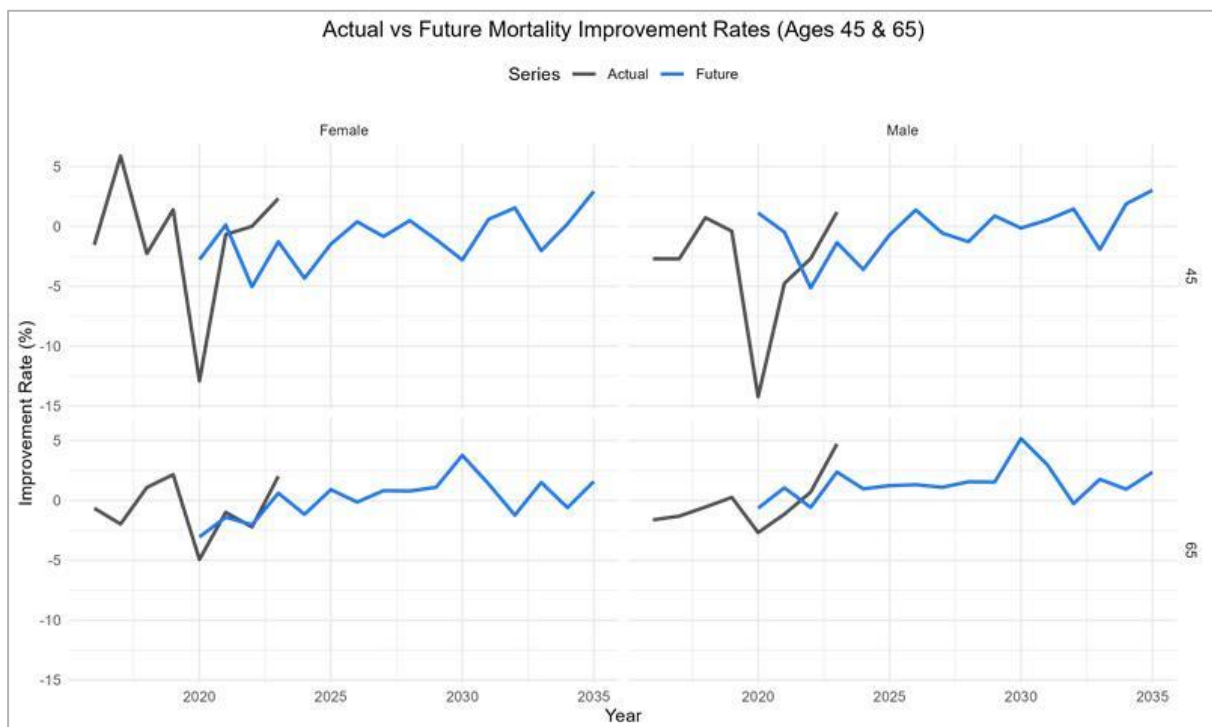
1.2) APC 모델을 이용한 2020 ~ 2035년 사망개선을 추계

Data Source	HMD 1995년~2023년 사망자수 통계
Training Year	1995 ~ 2019
Projection Year	2020 ~ 2035 (COVID 사망 제외)
적용 모델	APC

훈련 기간 설정 근거

COVID-19 사망을 제외했음에도 불구하고 2020-2021년에는 초과 사망(Excess Mortality)이 관측되었으며, 2022-2023년에는 Mortality Harvest 현상이 나타났다. 해당 시기의 데이터는 사망률 추세에 왜곡을 유발할 가능성이 있어, 최종 모델 훈련에는 2019년까지의 자료만 활용하였다.

[그림 3.2 대표연령(45, 65)에 대한 사망개선을 실제값(Actual)과 예상값(Future)]



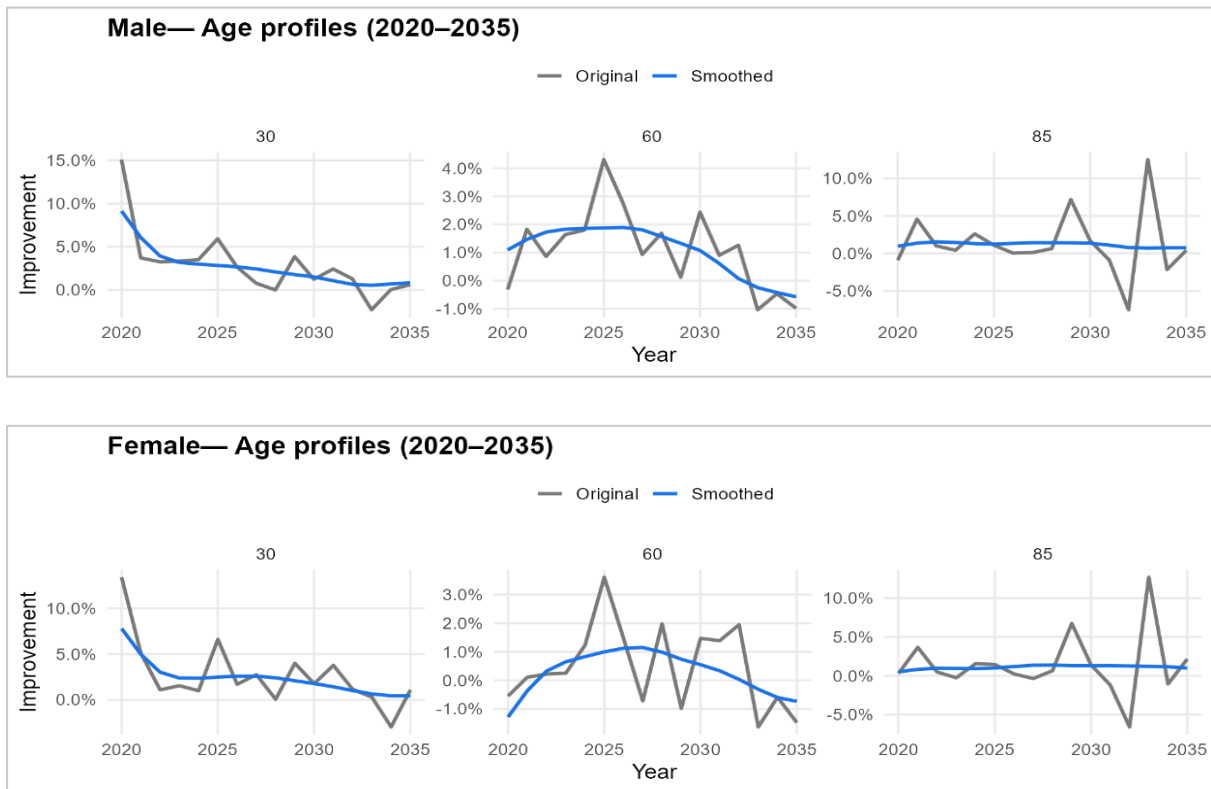
1.3) Smoothing 적용 및 결과 Summary

APC 모델 산출 값을 기반으로, 2024 ~ 2035년의 사망개선을 표면(연령 × 연도)에 대해 **2D 가우시안 스무딩 (Separable Kernel)**을 적용하였다. 이는 시계열 및 연령 단면에서 발생하는 단기 잡음을 제거하고, 장기적 구조적 형태를 유지하기 위함이다. 2035년 이후에 대해서는 불확실성을 감안하여 사망률 가정을 0%로 적용하고자 한다.

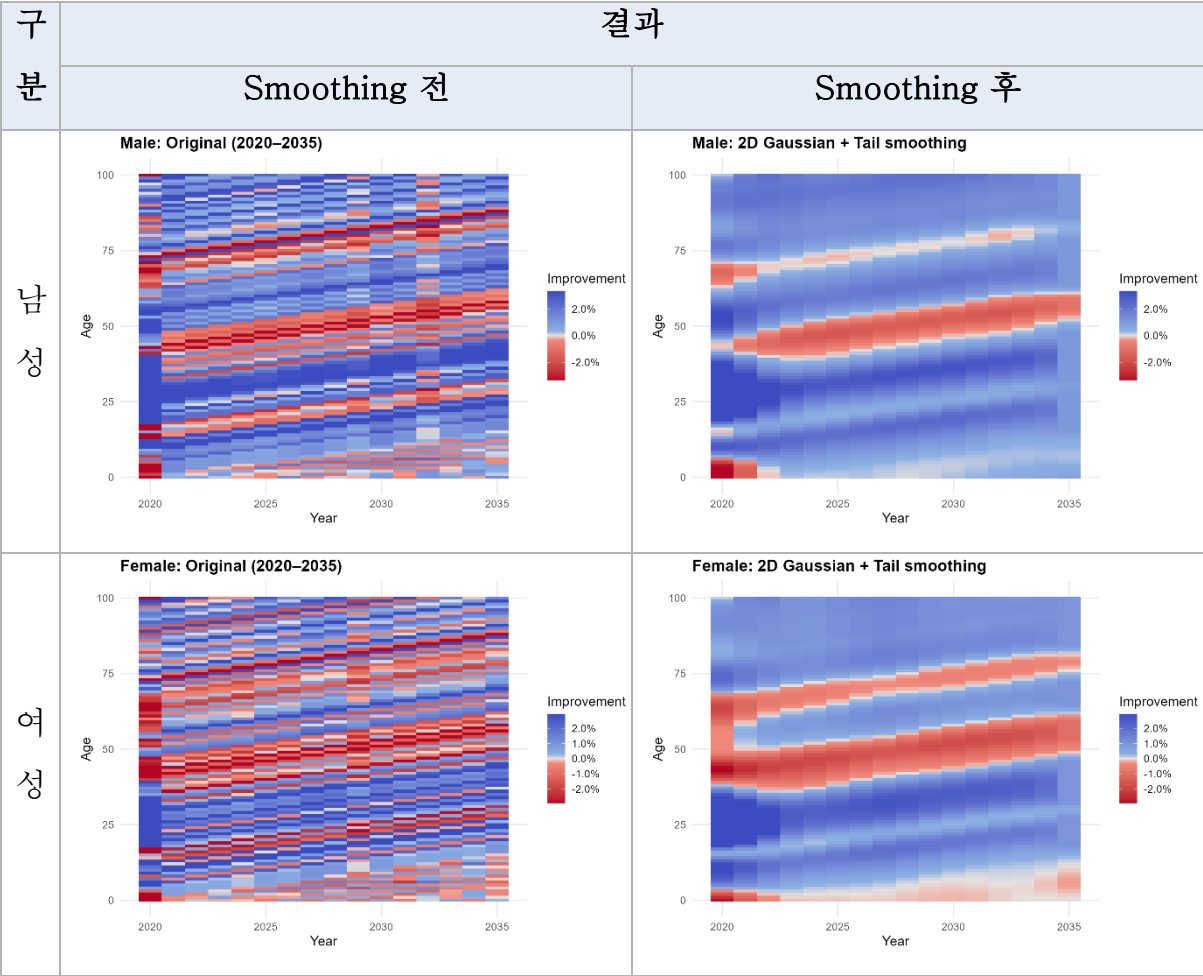
<추가 Tail Smoothing>

연령 하단이 2035년으로 종료되는 구간에 대해, 마지막 4개 연도(2032-2035)에 대해 연도축 방향 1D 가우시안 스무딩($\sigma=1.0$)을 재적용하여 2034→2035 전이 시 발생할 수 있는 급격한 변화(단절)를 완화하였다.

[그림 3.3 주요 연령별 사망개선을 변화(Smoothing 전/후 비교)]



[그림 3.4 Heat-Map 비교 (남성, 여성)]



* Heat-Map 상 "음수=악화(붉은계열), 양수=개선(푸른계열)"

아래 표는 35-65세 연령대의 연도별 평균 사망개선을 나타낸 것이다. HMD 관측치, APC 모형 예측치(스무딩 전·후), 그리고 현행 당사 가정(SOA MIM Tool Default)을 함께 제시하여, 모델 적용 전후의 변화를 직관적으로 비교할 수 있도록 하였다.

(참고) 사망개선이 음수인 경우 전년 대비 사망률이 악화함을 의미한다.

➔ 예를 들어, 2024년 사망자수 1명, 2025년 사망자수 2명인 경우 개선율은 $\triangle 50\%$

[표 3.1 35-65세 연령의 연도별 평균 사망개선율 비교]

구분	인구통계 (HMD)		APC 모형 (Smoothing 전)		APC 모형 (Smoothing 후)		SOA MIM Tool (현행 당사 가정 ⁵)	
	남성	여성	남성	여성	남성	여성	남성	여성
2016	$\triangle 3.1\%$	$\triangle 2.2\%$						
2017	$\triangle 1.0\%$	0.0%						
2018	0.3%	1.4%						
2019	$\triangle 0.4\%$	0.6%						
2020	$\triangle 10.4\%$	$\triangle 8.1\%$						
2021	$\triangle 3.8\%$	$\triangle 3.7\%$						
2022	2.0%	2.2%						
2023	3.5%	3.6%						
2024			0.2%	$\triangle 0.6\%$	0.3%	$\triangle 0.3\%$	0.2%	0.6%
2025			0.1%	0.0%	0.3%	$\triangle 0.1\%$	0.4%	0.7%
2026			0.4%	$\triangle 0.1\%$	0.4%	0.1%	0.6%	0.8%
2027			0.8%	0.5%	0.6%	0.2%	0.8%	0.8%
2028			0.6%	0.5%	0.6%	0.2%	0.9%	0.9%
2029			0.2%	$\triangle 0.4\%$	0.6%	0.2%	1.0%	0.9%
2030			1.4%	0.6%	0.7%	0.1%	1.0%	0.9%
2031			0.9%	0.0%	0.6%	0.2%	1.0%	0.9%
2032			$\triangle 0.3\%$	0.2%	0.6%	0.2%	1.0%	0.9%
2033			0.7%	0.2%	0.7%	0.3%	1.0%	0.9%
2034			1.1%	0.2%	0.7%	0.3%	1.0%	0.9%
2035			1.2%	0.8%	0.4%	0.2%	1.0%	0.9%

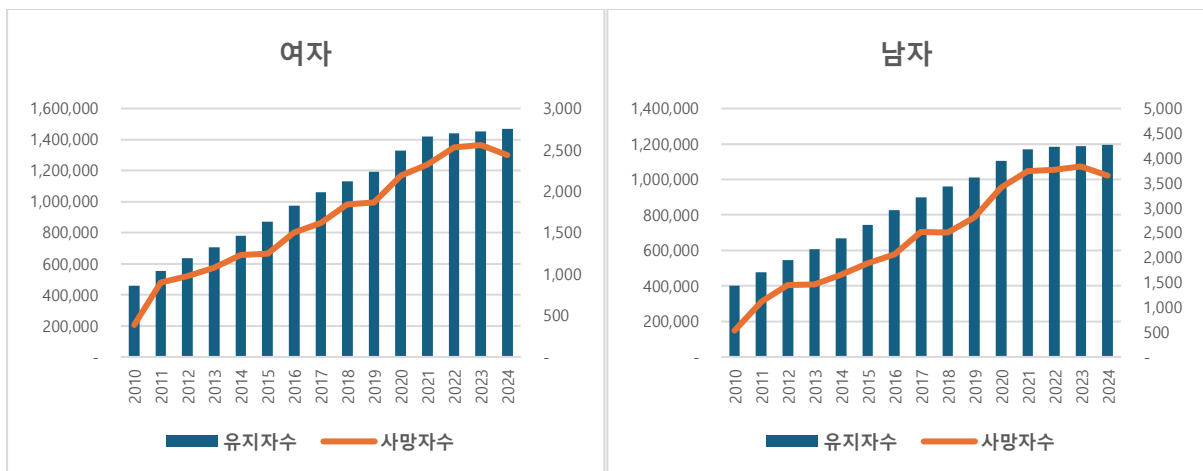
⁵ 당사 가정은 L&E 제안 중 Moderate Long-Term Rate 적용

2. 자사통계(Primerica)를 사용한 사망개선율 Projection

2.1) 자사통계 기반 복미 성별 및 연령별 사망률 Projection 모델 선정

Data Source	Primerica 2011년~2023년 사망자수, 유지자수 건 별 자료
Training Year	2011 ~ 2020 (COVID 사망 제외)
Test Year	2021 ~ 2023 (COVID 사망 제외)
Model 검증 지표	1. RMSE: 예측 오차의 상대적 크기 비교 $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$
	2. MAE: 예측값과 실제값의 절대 오차 평균 $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $
	3. R square: 모델 설명력 $R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$

[그림 3.5 자사통계(Primerica) 유지, 사망자수⁶⁾



⁶⁾ '24년 자료도 있으나, 이전 연도 대비 충분한 진전이 이뤄지지 않았다고 판단하여 '23년까지 사용

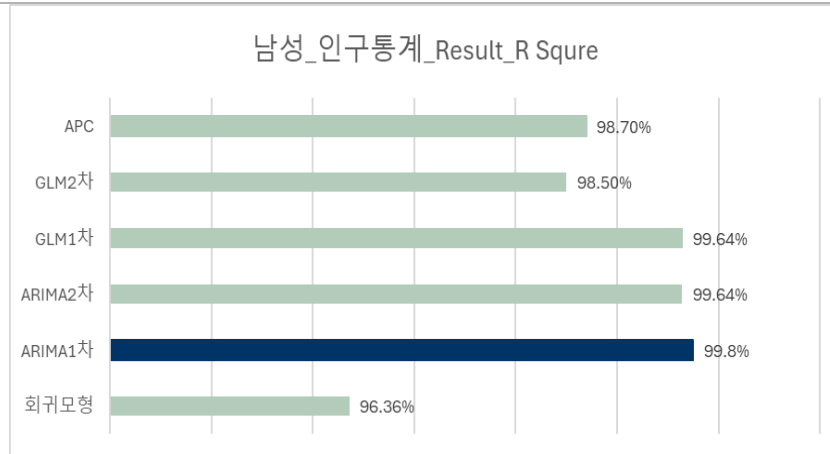
사망 건수가 충분치 않은 경우 검증 지표 및 최종 결과에 왜곡이 생기므로, 연령을 그룹화 하여 분석 진행함. (18~39세, 40~49세, 50~59세, 60~69세, 70세 이상)

[남성 자사통계 Test Result]

구분	Test Result (2021 ~ 2023)		
	RMSE	MAE	R ²
1) 회귀모형	0.00113	0.00070	96.36%
2) ARIMA 1차	0.00030	0.00026	99.75%
3) ARIMA 2차	0.00036	0.00028	99.64%
4) GLM 1차	0.00035	0.00027	99.64%
5) GLM 2차	0.00073	0.00047	98.50%
6) APC	0.00068	0.00050	98.70%

구분	결과														
1. RMSE	<p>남성_인구통계_Result_RMSE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th> <th>RMSE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0011</td> </tr> <tr> <td>APC</td> <td>0.0007</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0007</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0004</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0004</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0003</td> </tr> </tbody> </table>	구분	RMSE	회귀모형	0.0011	APC	0.0007	GLM2차	0.0007	GLM1차	0.0004	ARIMA2차	0.0004	ARIMA1차	0.0003
구분	RMSE														
회귀모형	0.0011														
APC	0.0007														
GLM2차	0.0007														
GLM1차	0.0004														
ARIMA2차	0.0004														
ARIMA1차	0.0003														
2. MAE	<p>남성_인구통계_Result_MAE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>구분</th> <th>MAE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0007</td> </tr> <tr> <td>APC</td> <td>0.0005</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0005</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0003</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0003</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0003</td> </tr> </tbody> </table>	구분	MAE	회귀모형	0.0007	APC	0.0005	GLM2차	0.0005	GLM1차	0.0003	ARIMA2차	0.0003	ARIMA1차	0.0003
구분	MAE														
회귀모형	0.0007														
APC	0.0005														
GLM2차	0.0005														
GLM1차	0.0003														
ARIMA2차	0.0003														
ARIMA1차	0.0003														

3. R²

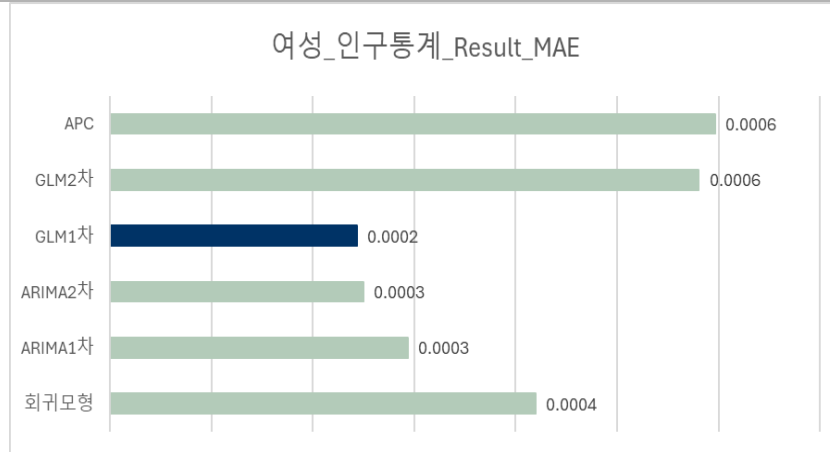


[여성 인구통계 Test Result]

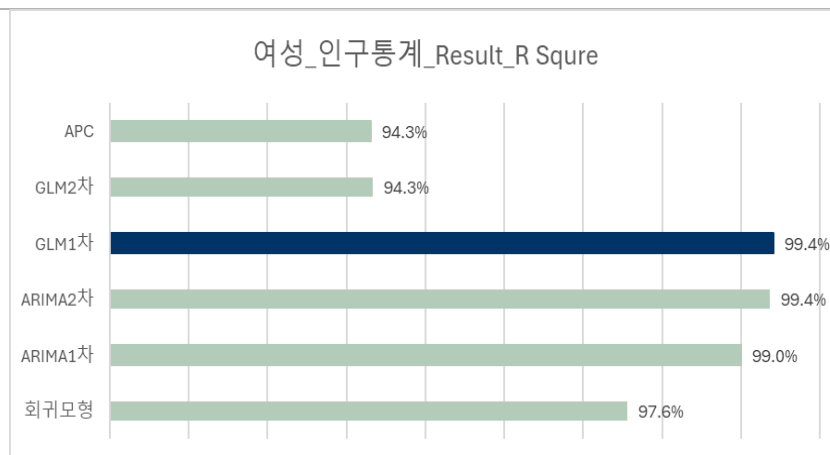
구분	Test Result (2021 ~ 2023)		
	RMSE	MAE	R ²
1) 회귀모형	0.00068	0.00042	97.56%
2) ARIMA 1차	0.00044	0.00029	99.01%
3) ARIMA 2차	0.00035	0.00025	99.37%
4) GLM 1차	0.00034	0.00024	99.41%
5) GLM 2차	0.00104	0.00058	94.44%
6) APC	0.00105	0.00060	94.31%

구분	결과														
1. RMSE	<p>여성_인구통계_Result_RMSE</p> <table border="1"> <thead> <tr> <th>모델</th> <th>RMSE</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>APC</td> <td>0.0010</td> </tr> <tr> <td>GLM2차</td> <td>0.0010</td> </tr> <tr> <td>GLM1차</td> <td>0.0003</td> </tr> <tr> <td>ARIMA2차</td> <td>0.0003</td> </tr> <tr> <td>ARIMA1차</td> <td>0.0004</td> </tr> <tr> <td>회귀모형</td> <td>0.0007</td> </tr> </tbody> </table>	모델	RMSE	APC	0.0010	GLM2차	0.0010	GLM1차	0.0003	ARIMA2차	0.0003	ARIMA1차	0.0004	회귀모형	0.0007
모델	RMSE														
APC	0.0010														
GLM2차	0.0010														
GLM1차	0.0003														
ARIMA2차	0.0003														
ARIMA1차	0.0004														
회귀모형	0.0007														

2. MAE



3. R²



해석 및 모델 선택

남성의 경우 ARIMA 1차 모델이 가장 우수한 성능을 보였고, 여성의 경우 GLM 1차 모델이 가장 우수한 성능을 보였다. 이에 따라, 자사통계를 활용한 장래 사망률 예측 모형으로 남성은 ARIMA 1차 모델, 여성은 GLM 1차 모델을 채택하였다.

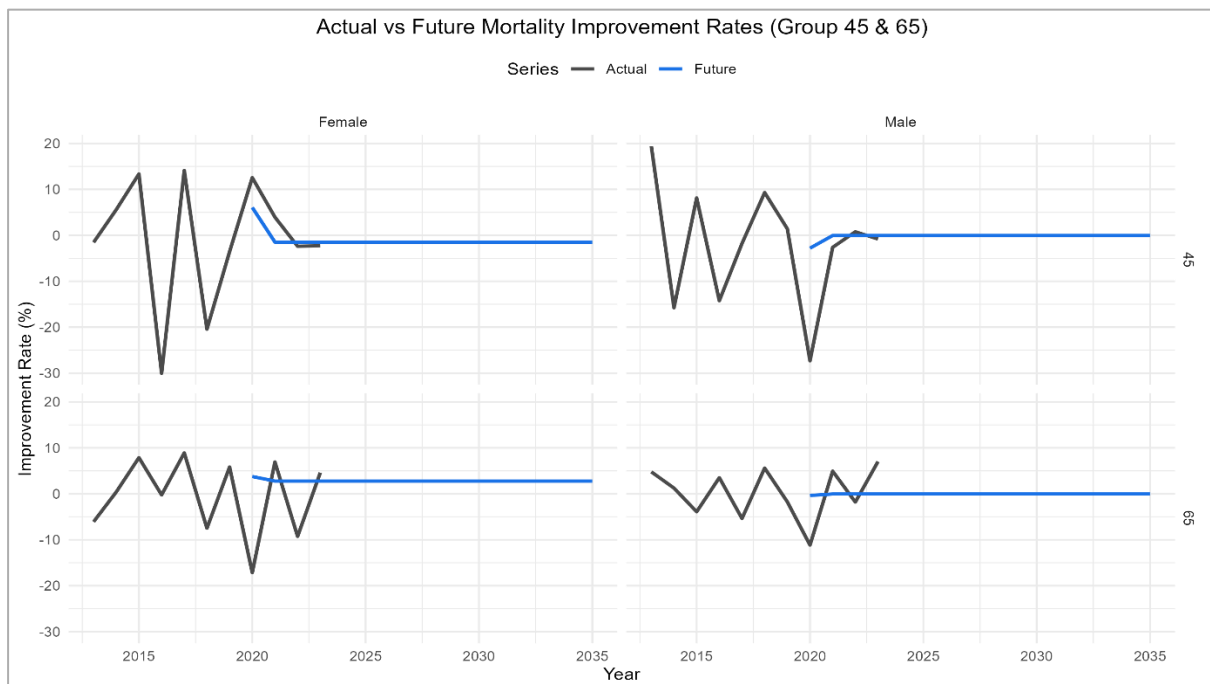
2.2) 최적 모델을 이용한 2020 ~ 2035년 사망개선을 추계

Data Source	Primerica 2011년~2023년 사망자수, 유지자수 건 별 자료
Training Year	2011 ~ 2019
Projection Year	2020 ~ 2035 (COVID 사망 제외)
적용 모델	ARIMA 1차(남성), GLM 1차(여성)

훈련 기간 설정 근거

HMD(Human Mortality Database) 데이터와 동일하게 COVID-19 사망을 제외했음에도 불구하고 2020-2021년에는 초과 사망(Excess Mortality)이 관측되었으며, 2022-2023년에는 Mortality Harvest 현상이 나타났다. 해당 시기의 데이터는 사망률 추세에 왜곡을 유발할 가능성이 있어, 최종 모델 훈련에는 2019년까지의 자료만 활용하였다. 추가로 2010년은 계약 초년도이므로 데이터가 충분치 않다고 판단하여 제외하였다.

[그림 3.6 대표그룹⁷(45, 65)에 대한 사망개선을 실제값(Actual)과 예상값(Future)]



⁷ 그룹 45: 40~49세, 그룹 65: 60~69세를 의미

아래 표는 40-69세 연령대의 연도별 평균 사망개선을 나타낸 것이다. 자사통계관측치, 최종 모형 예측치(남성: ARIMA1차, 여성: GLM), 그리고 현행 당사 가정(SOA MIM Tool Default)을 함께 제시하여, 모델 적용 전후의 변화를 직관적으로 비교할 수 있도록 하였다.

[표 3.2 40-69세 연령의 연도별 평균 사망개선을 비교]

구분	자사통계 (Primerica)		최종 모형		SOA MIM Tool (현행 당사 가정 ⁸)	
	남성	여성	남성	여성	남성	여성
2016	△0.4%	△2.4%				
2017	△8.4%	0.2%				
2018	5.8%	△1.7%				
2019	△0.6%	7.3%				
2020	△14.5%	△7.0%				
2021	△2.2%	3.6%				
2022	2.7%	△5.3%				
2023	0.5%	4.0%				
2024			△0.1%	0.8%	0.3%	0.8%
2025			△0.1%	0.8%	0.5%	0.9%
2026			△0.1%	0.8%	0.7%	0.9%
2027			△0.1%	0.8%	0.9%	0.9%
2028			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2029			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2030			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2031			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2032			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2033			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2034			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%
2035			△0.1%	0.8%	1.0%	1.0%

⁸ 당사 가정은 L&E 제안 중 Moderate Long-Term Rate 적용

3. 인구통계 및 자사통계 기반 Projection 결합 결과

본 절에서는 앞서 산출된 인구통계 기반 Projection(APC 모델)과 자사통계 Projection 결과를 신뢰도 기법으로 결합한 결과를 제시한다. 결합 과정에서 핵심적인 역할을 하는 것은 Bühlmann–Straub 신뢰도 이론으로, 연령·성별 집단별 표본 규모에 따라 자사통계와 인구통계를 가중 결합하였다.

결합 절차

- 연령군별(40세 미만, 40~49, 50~59, 60~69, 70세 이상) 사고건수를 집계한 후, 사고건수가 1,082건 이상인 경우 Full Credibility를 부여하여 자사통계를 그대로 반영하였다.
- 표본이 불충분한 연령군은 부분 신뢰도를 적용하여, 자사통계와 인구통계 기반 사망개선율을 가중평균으로 조합하였다.
- 결과적으로, 데이터가 풍부한 주요 연령대(예: 60~69세)에서는 자사통계가 상당 역할을 하고, 표본이 제한적인 연령대에서는 인구통계 기반 추정치가 보정 역할을 수행하였다.

[표 3.3 신뢰도 반영 사망개선율, 남성]

연령군 구분	사고 건수	자사통계 신뢰도	결합 전 사망개선율			결합 후 사망개선율		
			2025	2030	2035	2025	2030	2035
40세 미만	217	45%	△2.8%	△2.4%	△2.2%	△0.5%	△0.3%	△0.5%
40~49	283	51%	△0.1%	△0.1%	△0.1%	△0.5%	0.2%	0.5%
50~59	510	69%	△0.1%	△0.1%	△0.1%	0.1%	△0.3%	△0.2%
60~69	549	71%	△0.1%	△0.1%	△0.1%	0.3%	0.5%	0.2%
70세 이상	272	50%	△0.1%	△0.1%	△0.1%	0.6%	0.6%	0.4%

[표 3.4 신뢰도 반영 사망개선율, 여성]

연령군 구분	사고 건수	자사통계 신뢰도	결합 전 사망개선율			결합 후 사망개선율		
			2025	2030	2035	2025	2030	2035
40세 미만	114	32%	0.9%	0.9%	0.9%	1.0%	1.0%	0.6%
40~49	205	44%	△1.5%	△1.5%	△1.5%	△1.4%	△0.7%	△0.2%
50~59	378	59%	1.2%	1.2%	1.2%	0.8%	0.3%	0.4%
60~69	375	59%	2.8%	2.8%	2.8%	1.7%	1.9%	1.8%
70세 이상	225	46%	0.3%	0.3%	0.3%	0.6%	0.5%	0.5%

2035년(Long-Term Rate) 사망개선율을 비교하면, 신뢰도 가중 결합으로 자사통계와 인구통계의 중간값으로 수렴한다. 예를 들어, 여성 40~49세의 경우 자사 Projection이 $\Delta 1.5\%$ 로 나타난 반면 인구통계 Projection은 0.8% 였으며, 결합 결과는 약 $\Delta 0.2\%$ 수준으로 조정되었다. 이는 신뢰도 기법이 자사통계를 우선시하면서도 외부 인구통계의 안정성을 보완적으로 반영했음을 보여준다.

[표 3.5 2035년 시점 사망개선율 요약, 남성]

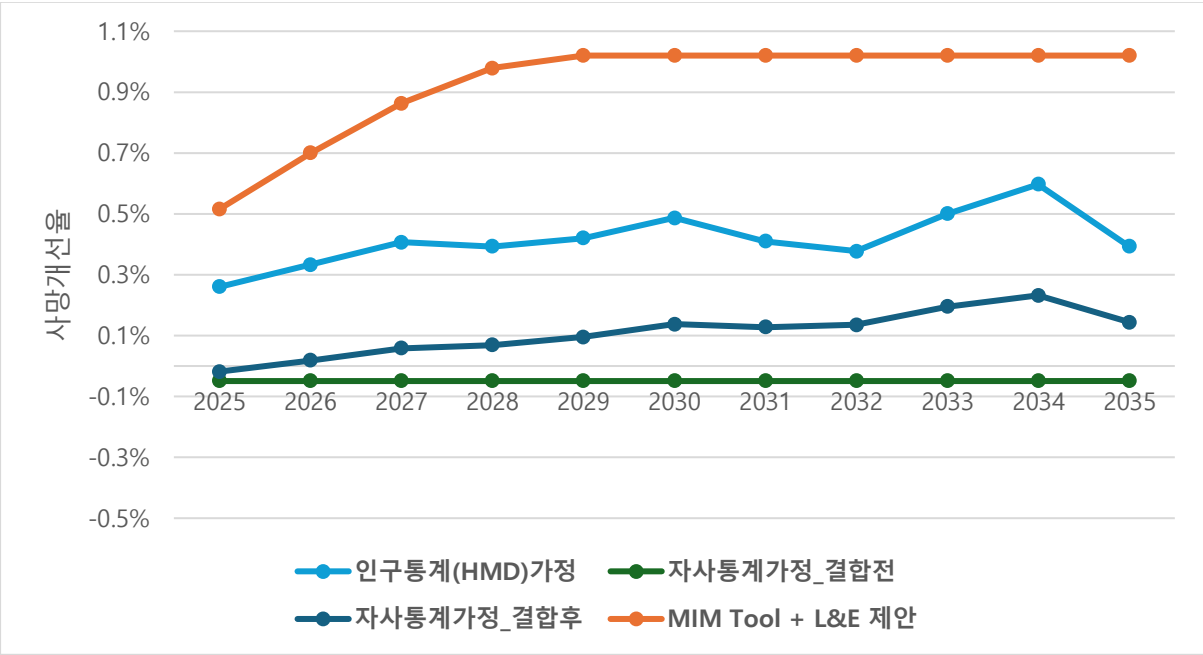
연령군 구분	인구통계 APC	자사통계		L&E 제안 장기 사망 개선율 ⁹		
		결합 전	결합 후	Con	Mod	Agg
40세 미만	0.8%	$\Delta 2.2\%$	$\Delta 0.5\%$	0.7%	0.7%	1.2%
40 ~ 49	1.0%	$\Delta 0.1\%$	0.5%	0.8%	0.9%	1.2%
50 ~ 59	$\Delta 0.5\%$	$\Delta 0.1\%$	$\Delta 0.2\%$	0.9%	1.1%	1.3%
60 ~ 69	0.7%	$\Delta 0.1\%$	0.2%	1.0%	1.1%	1.4%
70세 이상	0.9%	$\Delta 0.1\%$	0.4%	0.4%	0.5%	0.8%

[표 3.6 2035년 시점 사망개선율 요약, 여성]

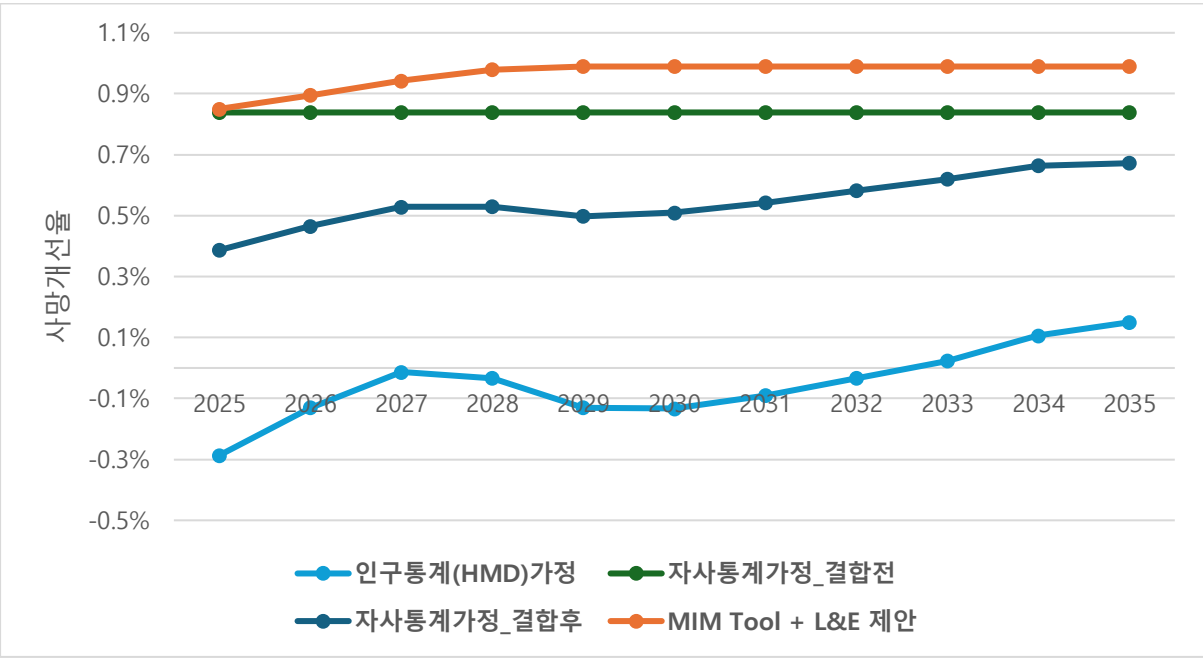
연령군 구분	인구통계 APC	자사통계		L&E 제안 장기 사망 개선율		
		결합 전	결합 후	Con	Mod	Agg
40세 미만	0.5%	0.9%	0.6%	0.5%	0.5%	0.8%
40 ~ 49	0.8%	$\Delta 1.5\%$	$\Delta 0.2\%$	0.6%	0.8%	1.0%
50 ~ 59	$\Delta 0.8\%$	1.2%	0.4%	0.7%	1.1%	1.2%
60 ~ 69	0.5%	2.8%	1.8%	0.8%	1.1%	1.4%
70세 이상	0.7%	0.3%	0.5%	0.3%	0.5%	0.7%

⁹ Con: 보수적, Mod: 중립, Agg: 공격적 개선을 가정

[그림 3.7 40~69 세 연령군에 대한 2025 ~ 2035 년 사망개선을 비교, 남성]



[그림 3.8 40~69 세 연령군에 대한 2025 ~ 2035 년 사망개선을 비교, 여성]



제4장 결론 (Conclusion)

본 연구를 통해 COVID-19 팬데믹 이후의 불확실한 사망률 환경 속에서 북미 사망 보험 시장에 적합한 장래 사망개선을 추정 프레임워크를 제시하고자 했다. 인구통계(HMD)와 자사통계를 결합하고, 신뢰도, 스무딩 기법을 적용함으로써 단기적 잡음을 줄이는 사망개선을 산출하였다. 분석 결과를 바탕으로 아래와 같이 제안하는 바이다.

[표 4.1 사망개선을 산출 현행 및 제안 모형(畝)]

하단 표 내의 각 숫자표는 장기 사망개선을 의미함

→ 현행: L&E 제안 Long-Term Rate, 제안: 2035 년 사망개선을

구분		Primerica	Primerica 외		
현행	Pricing	0%	SOA MIM Tool 활용 모형 ¹⁰		
			연령	남성	여성
			40 ~ 49	0.9%	0.8%
			50 ~ 59	1.1%	1.1%
			60 ~ 69	1.1%	1.1%
제안 ¹¹	1 안	자사 & HMD 통계 활용 모형	HMD 통계 활용 모형		
			연령	남성	여성
			40 ~ 49	0.5%	△0.2%
			50 ~ 59	△0.2%	0.4%
			60 ~ 69	0.2%	1.8%
			+ 10 년 이후 FMI 0%		
	2 안	(상 동)	SOA MIM Tool 활용 모형 ¹²		
			+ 10 년 이후 FMI 0%		

자사통계의 활용은 실제 계약자의 위험 특성을 반영한다는 점에서 큰 의의가 있으나, 일부 연령, 기간 구간의 표본 제약으로 변동성이 확대되는 한계가 있었다. 본 연구에서는 신뢰도 기법을 도입하여 이를 보완하였으며, 자사통계를 중심으로 하면서도 외부 인구통계(HMD)의 안정성을 결합하는 방식으로 보다 현실적이고

¹⁰ L&E 제안 장기개선을 적용

¹¹ Pricing, Valuation 동일 가정 적용 제안

¹² MIM Tool입력변수인 Long-Term Rate를 HMD기반 모형에서 도출되는 값으로 정기 업데이트

일관성 있는 사망개선율을 도출하였다. 또한 스무딩 기법을 적용하여 단기적 잡음을 제거하고 장기적 구조를 보존함으로써, 실제 실무에서 활용 가능한 사망개선율을 제시하였다. 이러한 방법론은 단순한 통계적 산출을 넘어 IFRS 17 과 K-ICS 체계 하에서 실질적인 의미를 지닌다.

실제 적용 사례로, 본 연구에서 제안한 사망개선율 가정을 2024 년 상반기 북미 Primerica 계약 요율 인상안에 반영하여 Pricing 영향도를 분석한 결과, **손해율 $\Delta 1.4\%p$, VNB $+1.2\%p$, CSM $+17$ 억원**의 방향성을 확인하였다(상세는 [표 4.2]). 이는 제안된 프레임워크가 단순한 이론적 시도가 아니라, 재무적 성과 개선과 리스크 관리 측면에서 실질적 효용을 가질 수 있음을 의미한다.

[표 4.2 사망개선율 안에 따른 Pricing 영향도]

구분	현행 당사 가정 (FMI = 0%)	논문 제안 가정 (자사통계 + 인구통계)
보험료现价	1,195 억원	(좌 동)
보험금现价	948 억원	931 억원
손해율	79.3%	77.9%
순수지现价(%)	206 억원 (17.2%)	222 억원 (18.6%)
세후손익现价(%)	167 억원 (14.0%)	182 억원 (15.2%)
VNB 마진(%)	89 억원 (7.5%)	104 억원 (8.7%)
CSM 금액	153 억원	170 억원

* 결과 비교를 위하여 FMI 제외한 계리적 가정 및 모델은 동일 유지 및 '35 년 이후 사망개선율 0% 적용

다만 본 연구에는 몇 가지 한계가 존재한다. 첫째, COVID-19 팬데믹 기간의 초과사망(Excess Mortality)과 이후의 보상효과(Mortality Harvest)를 완전히 분리하지 못해 장래 추정의 불확실성이 잔존한다. 둘째, 자사통계는 계약자 특성을 반영하는 장점이 있으나, 일부 연령, 성별 집단에서 표본 규모가 충분하지 않아 연령 그룹으로 묶어 산출하는 한계가 있었다.

향후 연구에서는 딥러닝 및 베이지안 계량모형 등 최신 기법을 도입하여, 장기 예측의 불확실성을 정량적으로 축소해볼 수 있을 것이다. 또한, 본 연구를 통해

산출한 사망개선율의 재무적인 영향도를 Valuation 과 지급여력측면으로 확장시키는 연구를 진행해보는 것도 좋을 것이다.

결론적으로 본 연구는 자사 계약자 속성을 직접적으로 반영하여 포트폴리오에 특화된 사망개선율 산출을 가능하게 한다. 또한 기존 산출 모형(SOA MIM Tool)을 계속 사용하더라도, 입력 변수인 장기 사망개선율(Long-Term Rate)을 HMD 기반 모형에서 도출되는 사망개선율로 정기 업데이트 함으로써, 최신 경험을 지속적으로 반영할 수 있도록 한다.

Appendix

[Appendix 1-1. 사망개선을 Projection_인구통계_남성_APC모형]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
0	0.20%	0.20%	0.10%	0.10%	0.10%	0.20%	0.30%	0.40%	0.50%	0.60%	0.70%
1	0.20%	0.20%	0.10%	0.10%	0.10%	0.20%	0.30%	0.40%	0.50%	0.50%	0.70%
2	0.20%	0.20%	0.20%	0.10%	0.10%	0.20%	0.20%	0.30%	0.40%	0.50%	0.60%
3	0.30%	0.30%	0.20%	0.10%	0.10%	0.20%	0.20%	0.30%	0.40%	0.40%	0.50%
4	0.40%	0.40%	0.30%	0.20%	0.10%	0.10%	0.20%	0.30%	0.30%	0.40%	0.40%
5	0.60%	0.50%	0.40%	0.20%	0.20%	0.20%	0.20%	0.20%	0.30%	0.30%	0.30%
6	0.70%	0.60%	0.50%	0.30%	0.20%	0.20%	0.20%	0.20%	0.30%	0.30%	0.20%
7	0.90%	0.70%	0.60%	0.50%	0.30%	0.30%	0.20%	0.20%	0.20%	0.30%	0.20%
8	1.00%	0.90%	0.80%	0.60%	0.50%	0.40%	0.30%	0.30%	0.20%	0.30%	0.20%
9	1.20%	1.10%	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%	0.40%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%
10	1.40%	1.30%	1.20%	1.00%	0.80%	0.70%	0.50%	0.40%	0.30%	0.30%	0.30%
11	1.70%	1.50%	1.40%	1.10%	1.00%	0.80%	0.60%	0.40%	0.40%	0.40%	0.40%
12	1.90%	1.80%	1.60%	1.30%	1.20%	1.00%	0.80%	0.50%	0.50%	0.50%	0.50%
13	2.20%	2.00%	1.80%	1.60%	1.40%	1.20%	1.00%	0.70%	0.60%	0.60%	0.60%
14	2.30%	2.20%	2.10%	1.80%	1.60%	1.40%	1.10%	0.80%	0.70%	0.80%	0.80%
15	2.20%	2.40%	2.30%	2.10%	1.80%	1.60%	1.30%	1.00%	0.90%	0.90%	1.00%
16	2.00%	2.30%	2.40%	2.30%	2.10%	1.90%	1.50%	1.30%	1.20%	1.10%	1.00%
17	1.60%	2.10%	2.40%	2.40%	2.30%	2.10%	1.80%	1.50%	1.40%	1.20%	1.00%
18	1.20%	1.70%	2.20%	2.40%	2.40%	2.30%	2.00%	1.70%	1.60%	1.40%	1.00%
19	0.70%	1.30%	1.80%	2.10%	2.40%	2.50%	2.20%	2.00%	1.80%	1.60%	1.00%
20	0.50%	0.80%	1.30%	1.80%	2.20%	2.40%	2.40%	2.20%	2.00%	1.70%	1.00%
21	0.40%	0.50%	0.90%	1.30%	1.80%	2.20%	2.30%	2.30%	2.20%	1.90%	1.00%
22	0.50%	0.40%	0.60%	0.90%	1.30%	1.80%	2.10%	2.20%	2.30%	2.00%	1.00%
23	0.70%	0.50%	0.50%	0.60%	0.90%	1.40%	1.70%	2.00%	2.20%	2.00%	1.00%
24	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%	0.60%	0.90%	1.30%	1.70%	2.00%	2.00%	1.00%
25	1.30%	1.10%	0.80%	0.60%	0.50%	0.60%	0.80%	1.20%	1.70%	1.70%	1.00%
26	1.60%	1.40%	1.10%	0.80%	0.60%	0.50%	0.50%	0.90%	1.20%	1.40%	1.00%
27	2.00%	1.70%	1.50%	1.10%	0.80%	0.60%	0.40%	0.60%	0.90%	1.10%	1.00%
28	2.30%	2.00%	1.80%	1.40%	1.10%	0.90%	0.50%	0.50%	0.60%	0.90%	1.00%
29	2.60%	2.40%	2.10%	1.80%	1.50%	1.20%	0.80%	0.60%	0.60%	0.70%	1.00%
30	2.80%	2.70%	2.40%	2.10%	1.80%	1.50%	1.10%	0.60%	0.50%	0.70%	0.80%
31	3.00%	2.90%	2.70%	2.40%	2.10%	1.80%	1.40%	1.00%	0.80%	0.80%	0.80%
32	2.90%	3.00%	3.00%	2.70%	2.40%	2.20%	1.70%	1.40%	1.20%	1.10%	1.00%
33	2.70%	3.00%	3.10%	3.00%	2.70%	2.50%	2.00%	1.70%	1.50%	1.30%	1.00%
34	2.30%	2.80%	3.00%	3.10%	3.00%	2.80%	2.40%	2.00%	1.80%	1.50%	1.00%
35	1.90%	2.40%	2.80%	3.00%	3.10%	3.00%	2.70%	2.30%	2.10%	1.80%	1.00%
36	1.40%	2.00%	2.50%	2.80%	3.00%	3.10%	2.90%	2.60%	2.40%	2.00%	1.00%
37	1.00%	1.50%	2.00%	2.40%	2.80%	3.10%	3.00%	2.80%	2.60%	2.20%	1.00%
38	0.60%	1.10%	1.60%	2.00%	2.50%	2.90%	3.00%	2.90%	2.80%	2.40%	1.00%
39	0.30%	0.70%	1.10%	1.60%	2.00%	2.50%	2.80%	2.90%	2.90%	2.50%	1.00%
40	0.10%	0.40%	0.80%	1.10%	1.60%	2.10%	2.40%	2.70%	2.80%	2.50%	1.00%
41	△0.10%	0.20%	0.50%	0.80%	1.10%	1.60%	2.00%	2.30%	2.60%	2.40%	1.00%
42	△0.40%	0.00%	0.20%	0.50%	0.80%	1.20%	1.50%	1.90%	2.30%	2.20%	1.00%
43	△0.60%	△0.30%	0.00%	0.20%	0.50%	0.80%	1.10%	1.50%	1.90%	1.90%	1.00%
44	△0.90%	△0.50%	△0.20%	0.00%	0.20%	0.50%	0.70%	1.10%	1.50%	1.60%	1.00%
45	△1.30%	△0.90%	△0.50%	△0.20%	0.00%	0.30%	0.40%	0.70%	1.10%	1.30%	1.00%
46	△1.60%	△1.20%	△0.80%	△0.50%	△0.20%	0.10%	0.20%	0.40%	0.80%	1.00%	1.00%

47	△1.70%	△1.50%	△1.10%	△0.80%	△0.50%	△0.20%	0.00%	0.20%	0.50%	0.80%	1.00%
48	△1.80%	△1.70%	△1.40%	△1.10%	△0.80%	△0.40%	△0.30%	△0.10%	0.20%	0.60%	1.00%
49	△1.60%	△1.70%	△1.60%	△1.40%	△1.10%	△0.70%	△0.50%	△0.40%	0.00%	0.40%	0.80%
50	△1.30%	△1.50%	△1.60%	△1.60%	△1.40%	△1.10%	△0.80%	△0.70%	△0.30%	0.20%	0.60%
51	△0.80%	△1.20%	△1.50%	△1.60%	△1.60%	△1.40%	△1.20%	△1.00%	△0.50%	0.00%	0.30%
52	△0.40%	△0.80%	△1.10%	△1.50%	△1.60%	△1.50%	△1.50%	△1.30%	△0.80%	△0.30%	0.10%
53	0.10%	△0.30%	△0.70%	△1.20%	△1.50%	△1.60%	△1.70%	△1.60%	△1.20%	△0.60%	△0.20%
54	0.50%	0.20%	△0.20%	△0.70%	△1.10%	△1.40%	△1.70%	△1.80%	△1.50%	△0.90%	△0.50%
55	0.90%	0.60%	0.30%	△0.20%	△0.70%	△1.10%	△1.50%	△1.80%	△1.60%	△1.20%	△0.90%
56	1.20%	1.00%	0.70%	0.20%	△0.20%	△0.70%	△1.20%	△1.50%	△1.50%	△1.40%	△1.00%
57	1.40%	1.30%	1.00%	0.70%	0.30%	△0.20%	△0.80%	△1.20%	△1.40%	△1.30%	△1.00%
58	1.70%	1.50%	1.30%	1.00%	0.70%	0.30%	△0.30%	△0.80%	△1.10%	△1.10%	△1.00%
59	1.80%	1.70%	1.60%	1.30%	1.00%	0.70%	0.20%	△0.40%	△0.70%	△0.90%	△1.00%
60	1.90%	1.90%	1.80%	1.60%	1.30%	1.10%	0.60%	0.10%	△0.30%	△0.40%	△0.60%
61	1.80%	2.00%	2.00%	1.80%	1.60%	1.40%	1.00%	0.50%	0.20%	0.10%	△0.10%
62	1.70%	1.90%	2.00%	1.90%	1.80%	1.60%	1.30%	0.80%	0.60%	0.50%	0.40%
63	1.60%	1.80%	2.00%	2.00%	2.00%	1.90%	1.50%	1.10%	1.00%	1.00%	0.90%
64	1.40%	1.60%	1.90%	2.00%	2.00%	2.00%	1.70%	1.50%	1.30%	1.20%	1.00%
65	1.20%	1.50%	1.70%	1.80%	2.00%	2.10%	1.90%	1.70%	1.60%	1.40%	1.00%
66	1.00%	1.30%	1.50%	1.70%	1.90%	2.00%	2.00%	1.80%	1.80%	1.60%	1.00%
67	0.90%	1.10%	1.40%	1.50%	1.70%	1.90%	1.90%	1.90%	1.90%	1.70%	1.00%
68	0.70%	0.90%	1.20%	1.30%	1.50%	1.70%	1.80%	1.90%	1.90%	1.80%	1.00%
69	0.40%	0.70%	1.00%	1.20%	1.30%	1.60%	1.60%	1.80%	1.90%	1.80%	1.00%
70	0.20%	0.50%	0.80%	1.00%	1.20%	1.40%	1.50%	1.60%	1.80%	1.70%	1.00%
71	0.00%	0.30%	0.60%	0.80%	1.00%	1.20%	1.30%	1.40%	1.60%	1.60%	1.00%
72	△0.10%	0.10%	0.40%	0.60%	0.80%	1.10%	1.10%	1.30%	1.50%	1.50%	1.00%
73	△0.20%	△0.10%	0.20%	0.30%	0.60%	0.90%	0.90%	1.10%	1.30%	1.40%	1.00%
74	△0.10%	△0.10%	0.00%	0.10%	0.40%	0.60%	0.70%	0.90%	1.10%	1.20%	1.00%
75	0.10%	0.00%	0.00%	0.00%	0.20%	0.40%	0.50%	0.70%	1.00%	1.10%	1.00%
76	0.30%	0.20%	0.10%	△0.10%	0.00%	0.20%	0.30%	0.50%	0.80%	1.00%	1.00%
77	0.60%	0.40%	0.20%	0.00%	0.00%	0.10%	0.10%	0.30%	0.60%	0.80%	1.00%
78	0.80%	0.70%	0.50%	0.20%	0.00%	0.00%	△0.10%	0.10%	0.40%	0.70%	1.00%
79	1.00%	0.90%	0.70%	0.50%	0.20%	0.10%	△0.10%	△0.20%	0.10%	0.60%	0.90%
80	1.20%	1.10%	1.00%	0.70%	0.50%	0.30%	0.00%	△0.20%	0.00%	0.40%	0.70%
81	1.30%	1.20%	1.20%	0.90%	0.70%	0.50%	0.20%	△0.10%	△0.10%	0.20%	0.50%
82	1.30%	1.30%	1.30%	1.10%	1.00%	0.80%	0.40%	0.10%	0.00%	0.20%	0.30%
83	1.30%	1.40%	1.40%	1.30%	1.20%	1.00%	0.70%	0.30%	0.20%	0.30%	0.30%
84	1.30%	1.40%	1.40%	1.40%	1.30%	1.20%	0.90%	0.60%	0.40%	0.50%	0.50%
85	1.30%	1.30%	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.10%	0.80%	0.70%	0.70%	0.70%
86	1.30%	1.30%	1.40%	1.40%	1.40%	1.50%	1.30%	1.10%	1.00%	1.00%	1.00%
87	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.50%	1.30%	1.20%	1.20%	1.10%	1.00%
88	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.50%	1.40%	1.30%	1.30%	1.20%	1.00%
89	1.50%	1.50%	1.50%	1.40%	1.40%	1.40%	1.40%	1.30%	1.40%	1.30%	1.00%
90	1.60%	1.60%	1.60%	1.50%	1.40%	1.40%	1.30%	1.30%	1.40%	1.40%	1.00%
91	1.70%	1.70%	1.70%	1.60%	1.50%	1.50%	1.30%	1.30%	1.40%	1.40%	1.00%
92	1.80%	1.80%	1.70%	1.60%	1.60%	1.50%	1.40%	1.30%	1.40%	1.40%	1.00%
93	1.90%	1.90%	1.80%	1.70%	1.60%	1.60%	1.40%	1.40%	1.40%	1.30%	1.00%
94	2.00%	2.00%	1.90%	1.80%	1.70%	1.70%	1.50%	1.40%	1.40%	1.40%	1.00%
95	2.00%	2.00%	2.00%	1.90%	1.80%	1.80%	1.60%	1.50%	1.50%	1.40%	1.00%
96	2.00%	2.10%	2.10%	2.00%	1.90%	1.90%	1.70%	1.60%	1.50%	1.40%	1.00%
97	1.90%	2.10%	2.20%	2.10%	2.00%	2.00%	1.80%	1.60%	1.60%	1.50%	1.00%
98	1.90%	2.00%	2.20%	2.20%	2.10%	2.10%	1.90%	1.70%	1.60%	1.50%	1.00%
99	1.80%	2.00%	2.20%	2.30%	2.20%	2.20%	2.00%	1.80%	1.60%	1.50%	1.00%
100	1.70%	1.90%	2.10%	2.30%	2.30%	2.30%	2.10%	1.80%	1.70%	1.50%	1.00%

[Appendix 1-2. 사망개선을 Projection_인구통계_여성_APC모형]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
0	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.20%	△0.10%	△0.10%	0.00%	0.00%	0.00%
1	△0.10%	0.00%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	0.00%	0.00%	0.00%
2	0.00%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	0.00%	0.00%	△0.10%
3	0.10%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	0.00%	△0.10%	△0.10%
4	0.10%	0.10%	0.10%	0.00%	△0.10%	△0.10%	△0.10%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.20%
5	0.20%	0.20%	0.10%	0.00%	0.00%	△0.10%	0.00%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.20%
6	0.40%	0.30%	0.20%	0.10%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.20%
7	0.50%	0.50%	0.40%	0.20%	0.10%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	△0.10%	△0.20%
8	0.70%	0.60%	0.50%	0.30%	0.20%	0.10%	0.00%	0.10%	0.10%	0.00%	△0.20%
9	0.80%	0.80%	0.70%	0.50%	0.30%	0.10%	0.10%	0.10%	0.10%	0.00%	△0.10%
10	1.00%	0.90%	0.80%	0.60%	0.40%	0.20%	0.20%	0.10%	0.10%	0.10%	△0.10%
11	1.20%	1.10%	1.00%	0.80%	0.50%	0.40%	0.20%	0.20%	0.20%	0.10%	0.00%
12	1.40%	1.40%	1.20%	1.00%	0.70%	0.50%	0.40%	0.30%	0.20%	0.20%	0.00%
13	1.70%	1.60%	1.50%	1.20%	0.90%	0.60%	0.50%	0.40%	0.30%	0.20%	0.10%
14	1.80%	1.80%	1.70%	1.40%	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%	0.40%	0.30%	0.20%
15	1.80%	1.90%	1.90%	1.60%	1.30%	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%	0.40%	0.40%
16	1.50%	1.90%	2.00%	1.80%	1.50%	1.20%	1.00%	0.80%	0.70%	0.60%	0.60%
17	1.20%	1.70%	2.00%	2.00%	1.70%	1.50%	1.20%	1.00%	0.80%	0.70%	0.70%
18	0.80%	1.30%	1.80%	1.90%	1.80%	1.70%	1.40%	1.20%	1.00%	0.90%	0.90%
19	0.50%	0.90%	1.40%	1.70%	1.80%	1.80%	1.70%	1.40%	1.30%	1.10%	1.00%
20	0.30%	0.60%	1.00%	1.40%	1.60%	1.80%	1.80%	1.60%	1.50%	1.30%	1.00%
21	0.40%	0.40%	0.70%	1.00%	1.30%	1.60%	1.70%	1.70%	1.60%	1.40%	1.00%
22	0.60%	0.50%	0.50%	0.60%	0.80%	1.20%	1.50%	1.70%	1.70%	1.50%	1.00%
23	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%	0.50%	0.80%	1.20%	1.50%	1.70%	1.60%	1.00%
24	1.40%	1.20%	0.90%	0.50%	0.40%	0.50%	0.80%	1.20%	1.50%	1.50%	1.00%
25	1.80%	1.60%	1.30%	0.80%	0.40%	0.30%	0.50%	0.80%	1.20%	1.30%	1.00%
26	2.00%	1.90%	1.70%	1.20%	0.70%	0.40%	0.30%	0.50%	0.80%	1.00%	1.00%
27	2.20%	2.20%	2.00%	1.60%	1.10%	0.60%	0.40%	0.40%	0.50%	0.80%	1.00%
28	2.40%	2.40%	2.30%	1.90%	1.50%	1.00%	0.60%	0.40%	0.30%	0.50%	0.80%
29	2.40%	2.50%	2.50%	2.20%	1.80%	1.40%	1.00%	0.60%	0.40%	0.40%	0.50%
30	2.50%	2.60%	2.60%	2.40%	2.10%	1.80%	1.40%	1.00%	0.60%	0.40%	0.40%
31	2.40%	2.60%	2.70%	2.50%	2.30%	2.00%	1.80%	1.40%	1.00%	0.70%	0.60%
32	2.30%	2.60%	2.70%	2.60%	2.40%	2.20%	2.00%	1.70%	1.50%	1.20%	1.00%
33	2.10%	2.50%	2.70%	2.70%	2.50%	2.40%	2.20%	2.00%	1.80%	1.50%	1.00%
34	1.80%	2.30%	2.60%	2.60%	2.50%	2.40%	2.30%	2.20%	2.00%	1.70%	1.00%
35	1.40%	2.00%	2.40%	2.50%	2.50%	2.50%	2.40%	2.30%	2.20%	1.80%	1.00%
36	1.00%	1.60%	2.10%	2.30%	2.40%	2.40%	2.50%	2.40%	2.30%	2.00%	1.00%
37	0.60%	1.20%	1.70%	2.00%	2.20%	2.30%	2.40%	2.40%	2.40%	2.00%	1.00%
38	0.20%	0.70%	1.30%	1.60%	1.90%	2.10%	2.30%	2.40%	2.40%	2.10%	1.00%
39	△0.20%	0.30%	0.80%	1.20%	1.50%	1.80%	2.10%	2.30%	2.30%	2.10%	1.00%
40	△0.50%	0.00%	0.40%	0.80%	1.10%	1.50%	1.80%	2.10%	2.20%	2.00%	1.00%
41	△0.70%	△0.30%	0.10%	0.30%	0.60%	1.00%	1.40%	1.80%	2.00%	1.90%	1.00%
42	△0.90%	△0.50%	△0.20%	0.00%	0.20%	0.60%	1.00%	1.40%	1.70%	1.70%	1.00%
43	△1.10%	△0.70%	△0.40%	△0.30%	△0.10%	0.20%	0.60%	1.00%	1.40%	1.50%	1.00%
44	△1.30%	△1.00%	△0.60%	△0.50%	△0.40%	△0.20%	0.20%	0.60%	1.00%	1.20%	1.00%
45	△1.60%	△1.20%	△0.90%	△0.70%	△0.60%	△0.50%	△0.20%	0.20%	0.60%	0.90%	1.00%
46	△1.70%	△1.40%	△1.10%	△0.90%	△0.80%	△0.70%	△0.50%	△0.20%	0.20%	0.60%	1.00%
47	△1.80%	△1.60%	△1.30%	△1.10%	△1.00%	△0.90%	△0.70%	△0.50%	△0.20%	0.20%	0.60%
48	△1.70%	△1.70%	△1.50%	△1.40%	△1.30%	△1.10%	△0.90%	△0.70%	△0.50%	△0.10%	0.20%
49	△1.50%	△1.60%	△1.60%	△1.60%	△1.50%	△1.30%	△1.10%	△0.90%	△0.70%	△0.40%	△0.10%

50	△1.20%	△1.40%	△1.50%	△1.60%	△1.70%	△1.60%	△1.30%	△1.10%	△0.90%	△0.60%	△0.30%
51	△0.70%	△1.00%	△1.30%	△1.50%	△1.80%	△1.70%	△1.60%	△1.30%	△1.10%	△0.80%	△0.50%
52	△0.30%	△0.60%	△0.90%	△1.30%	△1.70%	△1.80%	△1.70%	△1.60%	△1.30%	△1.00%	△0.70%
53	0.00%	△0.20%	△0.50%	△1.00%	△1.50%	△1.70%	△1.80%	△1.80%	△1.60%	△1.30%	△0.90%
54	0.30%	0.20%	△0.10%	△0.60%	△1.10%	△1.50%	△1.70%	△1.70%	△1.70%	△1.40%	△1.00%
55	0.50%	0.50%	0.30%	△0.10%	△0.70%	△1.20%	△1.50%	△1.70%	△1.70%	△1.50%	△1.00%
56	0.70%	0.70%	0.60%	0.20%	△0.30%	△0.70%	△1.20%	△1.40%	△1.60%	△1.50%	△1.00%
57	0.80%	0.80%	0.80%	0.50%	0.10%	△0.30%	△0.70%	△1.10%	△1.40%	△1.40%	△1.00%
58	0.90%	0.90%	0.90%	0.70%	0.40%	0.10%	△0.30%	△0.70%	△1.10%	△1.20%	△1.00%
59	1.00%	1.10%	1.00%	0.90%	0.60%	0.30%	0.00%	△0.30%	△0.70%	△0.90%	△1.00%
60	1.00%	1.10%	1.10%	1.00%	0.70%	0.50%	0.30%	0.00%	△0.30%	△0.60%	△0.70%
61	0.90%	1.10%	1.20%	1.10%	0.90%	0.70%	0.50%	0.30%	0.10%	△0.20%	△0.30%
62	0.80%	1.10%	1.20%	1.20%	1.00%	0.80%	0.70%	0.50%	0.40%	0.20%	0.10%
63	0.60%	0.90%	1.20%	1.20%	1.00%	0.90%	0.80%	0.70%	0.60%	0.50%	0.50%
64	0.30%	0.70%	1.00%	1.10%	1.10%	1.00%	0.90%	0.80%	0.70%	0.70%	0.70%
65	0.10%	0.50%	0.80%	1.00%	1.00%	1.00%	1.00%	0.90%	0.80%	0.80%	0.90%
66	△0.20%	0.20%	0.60%	0.80%	0.80%	0.90%	1.00%	1.00%	0.90%	0.90%	1.00%
67	△0.30%	0.00%	0.30%	0.50%	0.60%	0.80%	0.90%	1.00%	1.00%	1.00%	1.00%
68	△0.50%	△0.20%	0.10%	0.30%	0.40%	0.60%	0.80%	0.90%	1.00%	1.00%	1.00%
69	△0.50%	△0.30%	△0.10%	0.00%	0.10%	0.30%	0.60%	0.80%	0.90%	1.00%	1.00%
70	△0.50%	△0.40%	△0.20%	△0.20%	△0.10%	0.10%	0.30%	0.60%	0.80%	0.90%	1.00%
71	△0.40%	△0.40%	△0.30%	△0.30%	△0.30%	△0.10%	0.10%	0.30%	0.60%	0.80%	1.00%
72	△0.20%	△0.30%	△0.30%	△0.40%	△0.40%	△0.30%	△0.20%	0.10%	0.30%	0.70%	1.00%
73	0.10%	△0.10%	△0.20%	△0.30%	△0.50%	△0.50%	△0.30%	△0.20%	0.10%	0.40%	0.70%
74	0.40%	0.20%	0.00%	△0.20%	△0.50%	△0.50%	△0.50%	△0.40%	△0.10%	0.20%	0.50%
75	0.80%	0.60%	0.30%	0.00%	△0.40%	△0.50%	△0.50%	△0.50%	△0.30%	△0.10%	0.20%
76	1.00%	0.90%	0.70%	0.30%	△0.20%	△0.40%	△0.50%	△0.60%	△0.50%	△0.30%	0.00%
77	1.20%	1.20%	1.00%	0.60%	0.10%	△0.20%	△0.40%	△0.50%	△0.50%	△0.40%	△0.20%
78	1.30%	1.40%	1.30%	1.00%	0.50%	0.10%	△0.20%	△0.40%	△0.50%	△0.50%	△0.30%
79	1.30%	1.40%	1.50%	1.20%	0.80%	0.40%	0.10%	△0.20%	△0.40%	△0.40%	△0.30%
80	1.30%	1.40%	1.50%	1.40%	1.10%	0.80%	0.40%	0.10%	△0.20%	△0.30%	△0.30%
81	1.20%	1.40%	1.50%	1.50%	1.30%	1.10%	0.80%	0.40%	0.10%	△0.10%	△0.10%
82	1.20%	1.40%	1.50%	1.50%	1.30%	1.20%	1.00%	0.80%	0.50%	0.20%	0.10%
83	1.10%	1.30%	1.50%	1.50%	1.30%	1.30%	1.20%	1.00%	0.80%	0.60%	0.50%
84	1.00%	1.30%	1.40%	1.40%	1.30%	1.30%	1.30%	1.20%	1.10%	0.90%	0.90%
85	1.00%	1.20%	1.40%	1.40%	1.30%	1.30%	1.30%	1.30%	1.20%	1.20%	1.00%
86	1.00%	1.20%	1.30%	1.30%	1.20%	1.30%	1.30%	1.30%	1.30%	1.20%	1.00%
87	1.00%	1.20%	1.30%	1.20%	1.20%	1.20%	1.20%	1.30%	1.30%	1.30%	1.00%
88	1.10%	1.20%	1.30%	1.20%	1.10%	1.10%	1.20%	1.20%	1.30%	1.20%	1.00%
89	1.10%	1.20%	1.30%	1.20%	1.10%	1.00%	1.10%	1.20%	1.20%	1.20%	1.00%
90	1.10%	1.30%	1.30%	1.20%	1.10%	1.00%	1.00%	1.10%	1.20%	1.20%	1.00%
91	1.10%	1.20%	1.40%	1.30%	1.10%	1.00%	1.00%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%
92	1.10%	1.20%	1.30%	1.30%	1.10%	1.10%	1.00%	1.00%	1.10%	1.10%	1.00%
93	1.10%	1.20%	1.30%	1.30%	1.20%	1.10%	1.00%	1.00%	1.00%	1.10%	1.00%
94	1.10%	1.20%	1.30%	1.30%	1.20%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%	1.00%	1.00%
95	1.10%	1.20%	1.30%	1.30%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%
96	1.10%	1.30%	1.30%	1.30%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%
97	1.20%	1.30%	1.40%	1.30%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%
98	1.20%	1.30%	1.40%	1.30%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%
99	1.20%	1.30%	1.40%	1.30%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%	1.00%	1.10%	1.00%
100	1.20%	1.40%	1.40%	1.40%	1.10%	1.10%	1.10%	1.00%	1.00%	1.00%	1.00%

[Appendix 2-1. 사망개선을 Projection_자사통계_남성_신뢰도 결합 전]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
40세미만	△2.78%	△2.71%	△2.64%	△2.57%	△2.50%	△2.44%	△2.39%	△2.33%	△2.28%	△2.23%	△2.18%
40~49	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%
50~59	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%
60~69	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%
70세이상	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%	△0.05%

[Appendix 2-2. 사망개선을 Projection_자사통계_여성_신뢰도 결합 전]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
40세미만	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%	0.86%
40~49	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%	△1.48%
50~59	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%	1.23%
60~69	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%	2.77%
70세이상	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%	0.30%

[Appendix 3-1. 사망개선을 Projection_자사통계_남성_신뢰도 결합 후]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
40세미만	△0.49%	△0.42%	△0.37%	△0.37%	△0.35%	△0.32%	△0.36%	△0.39%	△0.37%	△0.39%	△0.54%
40~49	△0.51%	△0.38%	△0.23%	△0.09%	0.05%	0.23%	0.34%	0.48%	0.64%	0.69%	0.45%
50~59	0.13%	0.04%	△0.04%	△0.15%	△0.23%	△0.28%	△0.36%	△0.41%	△0.37%	△0.27%	△0.18%
60~69	0.33%	0.39%	0.44%	0.45%	0.46%	0.46%	0.41%	0.34%	0.31%	0.27%	0.15%
70세이상	0.56%	0.58%	0.59%	0.57%	0.56%	0.57%	0.50%	0.47%	0.50%	0.53%	0.42%

[Appendix 3-2. 사망개선을 Projection_자사통계_여성_신뢰도 결합 후]

Age	2025	2026	2027	2028	2029	2030	2031	2032	2033	2034	2035
40세미만	1.02%	1.11%	1.16%	1.10%	1.02%	0.97%	0.93%	0.90%	0.88%	0.80%	0.63%
40~49	△1.37%	△1.21%	△1.04%	△0.95%	△0.86%	△0.72%	△0.55%	△0.37%	△0.21%	△0.11%	△0.21%
50~59	0.81%	0.77%	0.70%	0.57%	0.41%	0.31%	0.24%	0.21%	0.19%	0.25%	0.38%
60~69	1.72%	1.84%	1.93%	1.97%	1.94%	1.94%	1.94%	1.91%	1.88%	1.85%	1.84%
70세이상	0.64%	0.68%	0.71%	0.66%	0.55%	0.52%	0.49%	0.48%	0.49%	0.50%	0.50%

[Appendix 4-1. 장래 사망률 Projection 방법론 세부내용]

1) 회귀모형

정의 및 수식

- 회귀분석은 하나의 종속 변수 Y와 하나 이상의 독립 변수 X 사이의 관계를 수학적 함수로 모델링하는 통계 기법임.
- 가장 흔한 형태의 선형 회귀 기본 모형은 아래와 같음.

(ε_i 은 오차항, $E[\varepsilon_i]=0$, $\text{Var}(\varepsilon_i) = \sigma^2$ 을 가정)

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i$$

추정 방법

- 가장 보편적인 방법인 최소제곱법 (ordinary least squares, OLS)은 잔차 제곱합 $\sum_i (Y_i - \hat{Y}_i)^2$ 을 최소화하여 $\beta = (\beta_0 \dots \dots \beta_p)$ 를 추정함.

가정 및 진단

- 선형성 (linearity): Y와 X간 관계가 선형일 것
- 독립성 (Independence): 관측치 간 오차가 상관되지 않을 것
- 등분산성 (Homoscedasticity): 모든 i에서 $\text{Var}(\varepsilon_i)$ 가 동일할 것
- 정규성 (Normality): ε_i 가 정규 분포를 따를 것

장단점

- 장점: 해석이 직관적이고 계산이 빠르며, 모형 진단 도구가 잘 발달
- 단점: 비선형 관계나 이분산성, 이상치(outlier)에 민감

2) GLM (Generalized Linear Model)

정의 및 수식

- GLM은 선형 회귀를 지수족 (Exponential Family) 분포¹³와 연결 함수 (Link Function)¹⁴를 통해 확장한 모형임.
- 모형 구성 요소:

¹³ 정규분포, 감마분포, 포아송분포, 지수분포, 다항분포 등

¹⁴ Identity, Log, Reciprocal, Logit, Probit 등

1. 확률 분포: 종속 변수 Y_i 가 지수족 분포를 따름
 2. 선형 예측 변수: $\eta_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j X_{ij}$
 3. 링크 함수: $g(\mu_i) = \eta_i$, 여기서 $\mu_i = E[Y_i]$
(e.g. 로지스틱 회귀, 포아송 회귀 등이 포함)
- 차수(Order) 구분:
GLM 1차: 독립변수의 1차 선형결합을 사용
GLM 2차: 독립변수의 제곱항이나 교호작용항 포함

추정 방법

- 최대우도법 (Maximum Likelihood Estimation)을 사용하며, 일반적으로 반복 가중 최소제곱법 (Iteratively Reweighted Least Squares, IRLS)을 통해 파라미터를 추정함.

장단점

- 장점: 종속 변수 분포(이분산, 범주형 등)에 유연하게 대응 가능, 다양한 링크 함수를 통해 비선형 관계도 모형화
- 단점: 모형 선택 시 링크 함수, 분포 선택이 필요하며, 과대적합 (Overfitting) 주의

3) ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average)

정의 및 수식

- ARIMA(p, d, q) 모형은 비정상 시계열(non-stationary series)을 다루기 위해 ARMA모형을 차분(differencing)단계로 확장한 것임.

$$\phi(B)(1-B)^d Y_t = \theta(B)\varepsilon_t,$$

여기서 B는 시차 연산자(Lag Operator),

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \text{ (AR부분)},$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q \text{ (MA부분)}$$

- 차수(Order) 구분:
ARIMA 1차: $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \varepsilon_t$
(현재 값이 직전 시점의 값에만 의존)
ARIMA 2차: $Y_t = \phi_1 Y_{t-1} + \phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t$

(현재 값이 1시점, 2시점 전 값 모두에 의존)

추정 방법

- 파라미터 ϕ, θ 는 최대우도법 또는 비최소자승법(non-least squares)을 통해 추정하며, 통상적으로 Box-Jenkins절차(식별-추정-진단)로 모형선택

장단점

- 장점: 단변량 시계열 예측에 효과적, 모델 구조가 명확하여 단기 예측에 강점
- 단점: 계절성, 비선형 패턴, 다변량 상호작용 반영 어려우며, 모형 식별 및 차분 차수 결정이 복잡함

4) APC (Age Period Cohort)

정의 및 수식

- APC 모형은 인구 집단의 사망률(또는 발생률) 변동이 연령(Age), 기간(Period), 코호트(Cohort Birth Year or Cohort Index) 세 가지 효과로 구분되어 있을 때, 이들을 동시에 추정, 분리하고자 고안된 통계 모형임.
예를 들어, 70세 자체의 특성(연령 효과), 2025년이라는 시점의 의료, 환경 변화(기간효과), 1955년생 세대의 특성(코호트 효과)를 동시에 고려해 어느 효과가 얼마나 기여했는가를 분석하는 모형임.
- 일반적 형태 (로그 선형 모형)

$$\ln m_{x,t} = \alpha_x + \beta_t + \gamma_c + \varepsilon_{x,t}$$

여기서

- $m_{x,t}$: 연령 x , 시점 t 의 사망률
- α_x : 연령 효과 (age effect)
- β_t : 기간 효과 (period effect)
- γ_c : 코호트 효과 (cohort effect), $c = t - x$
- AC모형은 기간효과를 제외하고 연령, 코호트만 고려

$$\ln m_{x,t} = \alpha_x + \gamma_c + \varepsilon_{x,t}$$

식별성 이슈

- 변수 간 $c=t-x$ 관계로 인해 완전한 식별이 불가능하여, 다음과 같은 제약을 부여함.

$$\sum_x \alpha_x = 0, \sum_t \beta_t = 0, \sum_c \gamma_c = 0$$

또는 선형 추세(linear trend)를 제거하는 방식

추정 방법

- 통상적으로 포아송 회귀 틀에서 GLM을 이용해 로그 선형 추정, 제약사항은 Lagrange multiplier 또는 디자인 매트릭스에 직접 반영하여 해결함.

장단점

- 장점: 각 효과를 분리하여 인과적 해석 가능, 장기 추세 및 세대(cohort) 특성 파악에 유용함

단점: 식별성 문제로 제약 선택에 민감, 과도한 파라미터는 과적합 위험

[Appendix 4-2. 데이터 Smoothing 방법론 세부내용]

1) 2D 가우시안 커널

정의 및 수식

- 연령 a , 연도 t 에서의 사망개선율을 $Y_{a,t}$ 라고 할 때, 2차원 가우시안 커널 $K(u, v)$ 로 평활화한 값 $\tilde{Y}_{a,t}$ 는

$$K(u, v) = k_{age}(u)k_{year}(v), \quad k_{age}(u) \propto \exp\left(-\frac{u^2}{2\sigma_{age}^2}\right),$$
$$k_{year}(v) \propto \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_{year}^2}\right), \quad \tilde{Y}_{a,t} = \sum_i \sum_j K(a-i, t-j) Y_{i,j}$$

- 분리가능(separable) 구조를 이용하여 연령축 1D 가우시안 \rightarrow 기간축 1D 가우시안 순으로 컨볼루션을 적용함. 경계는 끝값 반복(edge replication)으로 처리하여 외삽 왜곡을 최소화함.

추정 방법

- 대역폭(σ) 선택은 민감도 분석을 통해 시각적 매끈함과 구조 보간 간 균형을 찾음: $\sigma_{age} = 2.5$ ($\approx 5\sim 6$ 세 영향), $\sigma_{year} = 1.2$ ($\approx 2\sim 3$ 년 영향)
- 필요 시 교차검증(CV) 또는 정보기준 유사 지표(잔차 제곱합 · 곡률 패널티 병행)로 자동 튜닝 가능함.

가정 및 진단

- 국소 매끈함(local smoothness): 인접 연령/연도 간 사망개선율이 급변하지 않는다는 전제를 둠.
- 등방성 가정은 아님(연령·기간축 각각 다른 σ 사용): 연령단면과 기간추세의 비대칭적 매끈함을 허용.
- 진단: (i) 잔차맵 $R_{a,t} = Y_{a,t} - \tilde{Y}_{a,t}$ 의 평균 · 분산 안정성, (ii) 연령·연도별 1차 기울기/2차 곡률 감소 여부, (iii) 고령대 톱니 제거 여부, (iv) 시계열 자기상관 완화 여부 등을 점검함.

장단점

- 장점: 계산이 빠르고 구현이 단순하며, 연령 · 기간축별 매끈함 조절이 직관

적임. 경계 처리로 외삽 편향을 완화하고, 과도한 미세 변동(잡음)을 효과적으로 억제함.

- 단점: Cohort(대각) 방향의 뚜렷한 구조는 분리가능 커널에서 상대적으로 희석될 수 있음. σ 선택에 민감하며, 지나치게 크면 구조적 신호가 과평활될 위험이 있음.

2) 테일 1D 가우시안 커널(경계 완화)

정의 및 수식

- 정책적 · 실무적 제약을 반영하여 최종연도(2035)의 사망개선을 위한 $b_L = -1\%$ 및 상한 $b_U = 1\%$ 로 클램프:

$$Y_{a,2035}^* = \min\{\max\{Y_{a,2035}, b_L\}, b_U\}$$

- 경계 단절을 줄이기 위해, 마지막 L년(본 연구 L=4, 즉 2032-2035)에 한 해 연도축 1D 가우시안 $g(v)$ 으로 재-스무딩:

$$\tilde{Y}_{a,t}^{(tail)} = \sum_{s=t-L+1}^t g(t-s)Y_{a,s}^*, \quad g(v) \propto \exp\left(-\frac{v^2}{2\sigma_{tail}^2}\right), \quad \sigma_{tail} = 1.0$$

- 마지막 값은 제약을 유지하기 위해 $\tilde{Y}_{a,2035}^{(tail)} \leftarrow b_L$ (하한에 걸린 경우) 또는 $\tilde{Y}_{a,2035}^{(tail)} \leftarrow b_U$ (상한에 걸린 경우)로 재고정함(앵커 고정).

추정 방법

- 2D 스무딩 후, $Y_{a,2035}$ 가 제약(하한 or 상한)에 걸린 연령 a에 대해서만 테일 스무딩을 적용함(불필요한 전역 수정을 방지).
- 꼬리 구간 업데이트는 $t \in \{2032, \dots, 2035\}$ 에 한정하여 수행, 2035는 항상 해당 제약값으로 유지함.

가정 및 진단

- 최종연도에서의 현실적 하한 제약이 합리적이라는 전제.
- 진단: (i) Δ -연속성 지표 $\Delta_a = \tilde{Y}_{a,2035} - \tilde{Y}_{a,2034}$ 의 급변 감소 여부, (ii) 테일 스무딩이 2031 이전 구간에 미치는 영향이 미미함을 확인, (iii) 제약 적용 연령대의 집중도와 규모 점검.

장단점

- 장점: 마지막 연도 경계에서 발생하는 시각적·수치적 단절을 완화하면서 정책 제약(상한 및 하한)을 동시에 만족. 영향 범위를 마지막 L 년으로 제한하여 원자료 구조 보존.

단점: 제약 값 설정에 민감하며, $L \cdot \sigma_{tail}$ 이 과도하면 말기 구간이 지나치게 수렴할 수 있음. 제약을 정식 최적화(QP)로 풀지 않으므로 이론적 최적성은 제한적임.

[Appendix 4-3. 신뢰도 기법 적용 방법론 세부내용]

1) Bühlmann-Straub 신뢰도 이론

정의 및 수식

연령집단 g 에 대해

- m_g : 인구통계 기반 사망개선율 (mortality improvement rate from population statistics)
- c_g : 자사통계 기반 사망개선율 (mortality improvement rate from company statistics)
- Z_g : 연령집단 g 의 신뢰도 (Credibility factor), $0 \leq Z_g \leq 1$

최종 조합 사망개선율 \hat{r}_g 는 다음과 같이 정의함.

$$\hat{r}_g = Z_g \cdot c_g + (1 - Z_g) \cdot m_g$$

Full Credibility를 위한 사고건수 기준 N_0 를 1,082(신뢰수준 $p = 90\%$, 허용오차 $k = 5\%$)건으로 설정하였으며, 각 집단의 사고건수 n_g 에 대해 신뢰도는 다음과 같이 산출함.

$$Z_g = \begin{cases} 1, & n_g \geq N_0 \\ \sqrt{\frac{n_g}{N_0}}, & n_g < N_0 \end{cases}$$

이때, $\sqrt{\frac{n_g}{N_0}}$ 형태는 Classical Credibility Formula에 기반하며, 표본 크기에 따른 불확실성을 반영함.

추정 방법

- 연령집단별 사고건수 집계
- 인구통계 · 자사통계 사망개선율 산출
- Z_g 계산 후 최종 사망개선율 결합

가정 및 진단

- Full Credibility 기준: 신뢰수준 90%, 허용오차 $\pm 5\%$

- 집단 간 사망개선을 추정 오차의 독립성 가정
- 소표본 구간에서는 외부 인구통계 안정성 활용

장단점

- 장점: 표본 크기에 따라 내부 경험과 외부 통계를 유연하게 결합, 구현이 단순
- 단점: Full Credibility 기준 민감도 존재, 외부 통계의 추정 오차는 미반영