이번 미팅에서는 COVID 이후 업계 전반의 변화와 관련해 더 빠른 데이터 처리의 필요성이 강조되었습니다. 이를 위해 최신 VM 51 데이터, 특히 2023년 데이터를 요청한 상태이며, 해당 데이터는 2024년 말이나 2025년 초까지 받을 수 있을 것으로 예상됩니다. 이는 기존 연구에서 발생했던 7년의 지연보다 훨씬 빠르게 반영될 수 있을 것입니다. 현재 연구는 2018년부터 2022년까지의 데이터를 기반으로 진행 중이며, 약 15%의 데이터가 로드된 상태로, 주요 지표는 사망률, 해약률, 그리고 노출 데이터를 포함하고 있습니다.

데이터 분석에 있어 필터링 기능이 중요한 역할을 하고 있으며, 나이대, 생명보험 유형, COVID 전후 데이터 등을 기준으로 맞춤형 필터링이 가능합니다. 이러한 필터링을 통해 선택된 하위 집합의 데이터를 바탕으로 실제 대 기대 사망률 비율을 분석하고 시각화할 수 있습니다. 특히 COVID 전후의 사망률 변화를 반영한 분석은 중요한 인사이트를 제공할 수 있습니다.

또한, 이 시스템은 사용자 맞춤형 기능을 제공하여 사용자가 가정한 데이터를 백엔드에서 계산할 수 있으며, 연령대나 기타 지표들을 재그룹화할 수 있는 유연성을 가지고 있습니다. 이를 통해 RFP에서 받은 사망률 데이터를 로드하고, 최적의 가정을 도출하는 데에도 활용할 수 있는 가능성이 논의되었습니다.

이번 논의에서는 COVID 이후 데이터를 기반으로 한 사망률 분석과 가정 설정 방법이 중점적으로 다뤄졌습니다. Kramer는 비표준 생명과 흡연자 상태의 영향을 분석하며, 비흡연자를 제외하고 비표준 생명을 포함하여 더욱 도전적인 케이스를 만들 수 있는 방안을 제안했습니다. Alex는 이러한 분석에 필요한 필터링 기능과 데이터 노출량에 따른 이상 현상을 설명하면서, 연령대별 조정과 성별 조정을 통해 데이터의 신뢰도를 높이는 방법을 언급했습니다. 특히, 비표준 생명의 경우 사망률이 일반적인 생명보다 훨씬 높게 나타나며, 이와 같은 분석을 통해 사망률 차이의 주요 원인을 분리할 수 있다는 점을 강조했습니다.

Kramer는 영향 점수를 통해 각 변수의 상호작용을 고려한 예측 모델을 생성할 수 있는 시스템의 기능을 설명하며, 이를 통해 사망률뿐만 아니라 해약 및 항복률 등 다양한 요소의 변화를 분석할 수 있음을 언급했습니다. 또한, Alex는 특정 보험회사별로 타겟 시장을 분리하거나 그룹화할 수 있는 맞춤형 작업이 가능하다고 설명하며, 레벨 터미 이후 해약 경험이 프리미엄 상승과 어떤 연관이 있는지에 대한 논의도 진행되었습니다.

마지막으로, 데이터 분할 방식에 따른 모델 훈련 및 테스트의 비율에 대해 Kramer와 Alex가 논의했으며, Alex는 추가 질문에 대한 응답을 기다리며 세션을 마무리했습니다.

이번 논의에서는 사망률 예측 모델링과 관련된 다양한 접근법과 기술적인 세부사항이 다뤄졌습니다. Alex는 사망자 수를 타겟으로 예측하는 모델을 사용한다고 설명했고, Kramer는 Serotto 모델링보다는 포아송(Poisson) 또는 준포아송(quasi-Poisson) 모델을 사용하는 것이 더 효율적이라고 언급했습니다. 준포아송 모델은 비율 제한 없이 예측이 가능하다는 장점을 지니지만, AIC와 BIC를 수동으로 계산해야 한다는 단점이 있습니다.

데이터의 노출량과 연령대 등을 고려한 조정을 통해 모델 편향을 방지하는 중요성도 강조되었습니다. 특히, 훈련 세트와 테스트 세트를 나누어 과적합을 방지하고, 추가 변수를 도입할 때 성능을 테스트하는 방법에 대해 논의되었습니다. Kramer는 데이터 세트가 클수록 모델 훈련에 더 많은 시간이 소요되지만, 외부 테스트 세트에서 성능을 확인함으로써 모델의 정확성을 높일 수 있다고 설명했습니다.

또한, 장수 데이터 분석에 있어 경험 조정 메커니즘을 활용한 작업이 소개되었으며, 기준 가정과 실제 경험 데이터를 비교해 가정을 상향 또는 하향 조정하는 방법이 설명되었습니다. 이 방식은 제한된 변동성 조정보다 더 정확한 결과를 도출할 수 있었고, 이를 통해 장수 문제뿐만 아니라 다른 가정 설정 작업에도 적용할 수 있음을 강조했습니다.

마지막으로, 참석자들은 과거의 케이스 데이터를 활용해 미래 데이터를 예측하는 데 있어 필터링의 중요성을 언급하며, 유용하지 않은 데이터는 기준 테이블에서 제거할 수 있다는 점도 논의되었습니다.

이번 논의에서는 데이터 분석에서 가정 설정 및 모델링에 대한 심도 있는 토론이 이루어졌습니다. 참석자들은 미래 데이터를 백테스트한 결과, 기준 가정보다 더 나쁜 성능을 보이는 경우는 거의 없었으며, 데이터를 기반으로 가정을 조정해야 하는 상황을 잘 필터링할 수 있음을 확인했습니다. Kramer는 데이터 양과 상관없이 작은 데이터셋에서도 가정을 조정할 필요가 있음을 강조하며, 통계적 평가를 통해 신뢰도를 판단하는 방법을 설명했습니다.

Alex는 100%의 데이터를 훈련 및 테스트한 후, 획득 연령뿐만 아니라 정책 연도 등의 다양한 변수를 분석할 수 있음을 보여주었습니다. Kramer는 나이, 발행 시점 등을 고려한 지속 기간이 중요한 예측 변수일 수 있다고 설명하며, 데이터의 선택 패턴과 그에 따른 모델의 적합성에 대해 논의했습니다. 또한, 영향을 미치는 주요 변수를 식별하고, Lasso 회귀나 AIC 등의 고급 기능을 추가하여 예측 모델의 성능을 확장할 계획도 공유되었습니다.

마지막으로, COVID 이후 데이터를 어떻게 처리할지에 대한 논의가 이루어졌습니다. 참석자들은 2020년 이후의 COVID 데이터를 일단 제외하기로 했으나, COVID가 사망률에 미치는 영향이 줄어들 것이라는 예측에 따라 2026년쯤에는 정상화된 가정이 가능할 것으로 기대했습니다.

이번 논의에서는 COVID가 사망률과 정책 보유자 행동에 미친 영향과 이를 반영한 모델링에 대한 토론이 이루어졌습니다. Kramer는 COVID로 인해 일부 연령대에서 초과 사망률이 발생했지만, 다른 연령대에서는 오히려 개선된 점이 흥미롭다고 언급했습니다. 정책 보유자의 해약 행동도 COVID 이전과 이후에 차이가 있었으며, COVID 이후에는 해약률이 감소하는 경향을 보였습니다.

직접 보험사와 재보험사 간의 관심 차이에 대한 질문도 나왔습니다. 재보험사들은 사망률과 지속성에 대한 정보를 더 많이 수집하는 데 중점을 두는 반면, 직접 보험사들은 시장에서의 경쟁 위치를 이해하고 가격 책정에 미치는 영향을 더 중요하게 생각합니다. 또한, 사망률과 정책 보유자 행동을 개별적으로 분리하여 패키지 형태로 구매할 수 있으며, 회사의 필요에 따라 맞춤형 솔루션을 선택할 수 있습니다.

마지막으로, 정책 연도와 캘린더 연도, 면책 금액 등 다양한 변수를 적용한 분석이 논의되었으며, 특히 5백만 달러 이하의 데이터를 필터링하여 더 흥미로운 결과를 도출할 가능성도 언급되었습니다.

이번 논의에서는 COVID가 사망률과 해약률에 미친 영향, 정책 보유자 행동에 대한 분석, 그리고 다양한 데이터 필터링과 예측 모델링에 관한 내용이 다뤄졌습니다. Kramer는 정책 기간에 따라 해약 패턴을 필터링하는 방안을 제시했고, 큰 정책들이 더 효율적일 것이라는 예상과 달리 작은 면책 금액의 정책들이 더 잘 유지된다는 역설적인 패턴을 발견했습니다.

Alex는 데이터 분석에서 영향 점수를 사용하여 정상화된 비율을 확인하고, 100만~500만 사이의 그룹에서 하락하는 패턴을 설명했습니다. 또한, 다양한 예측 분석 도구와 GLM을 통해 사망률 테이블을 자동으로 생성하는 방법을 모색하고 있으며, 이를 액추어리 소프트웨어와 연계하는 방안도 논의되었습니다.

참석자들은 데이터 분석의 유연성을 높이기 위해 TLU 방식을 도입하고, 여러 차원을 피벗할 수 있는 기능을 추가하는 방안을 제안했습니다. COVID 초과 사망률에 대한 조정을 통해 사망률 데이터를 더 정확히 반영하는 방법이 강조되었으며, 특히 낮은 노출 데이터나 신뢰도가 낮은 데이터를 필터링하거나 조정하는 방식도 논의되었습니다.

마지막으로, 카운트 기반 모델이 금액 기반 모델보다 더 신뢰도 높은 결과를 제공할 수 있으며, 금액을 변수로 추가하여 더 나은 통계적 결과를 얻을 수 있다는 의견이 나왔습니다.

이번 논의에서는 COVID 관련 사망률, 해약률, 그리고 보험 데이터 분석 및 예측 모델링에 대한 심도 있는 대화가 이루어졌습니다. 참석자들은 COVID 이후 사망률과 정책 보유자 행동의 변화에 대한 데이터를 어떻게 처리할지 고민하며, 정책의 발행 연도 및 특정 클라이언트 데이터를 산업 데이터와 비교하는 방법을 논의했습니다. 이를 통해 데이터 부족 문제를 해결하고 보다 정확한 예측을 할 수 있는 방안을 모색했습니다.

Kramer는 보험사의 정책 데이터를 기준으로 한 경험 데이터를 분석하고, 사망률 예측을 위한 다양한 방법론을 소개했습니다. 특히 줄리아(Julia) 기반 프로세스를 사용해 사망률 조정을 자동화하고, 교차 검증을 통해 데이터의 신뢰성을 평가하는 방식에 대해 설명했습니다. 이를 통해 패턴이 명확한 경우, 기존의 제한된 변동성 방식보다 더 빠르게 결과를 도출할 수 있다는 장점이 강조되었습니다.

또한, Bayesian 신뢰도 접근 방식과 Bootstrap 재샘플링을 결합한 방식으로 가정에 대한 신뢰도를 평가하고, 기준 가정의 표준 오차를 반영하는 새로운 접근 방법이 논의되었습니다. 이 방법은 과거 데이터에서 예측 가능성을 찾을 수 있는 경우, 그 데이터를 필터링하여 보다 정확한 결과를 얻는 데 도움이 될 수 있습니다.

마지막으로, 데이터의 양에 따라 신뢰도가 달라지는 현상을 설명하며, 많은 데이터를 보유한 경우 기준 가정을 신뢰할 수 있음을 확인하는 방식도 논의되었습니다.

이번 논의에서는 보험 산업 데이터와 회사 데이터를 비교하고 분석하는 방법, 데이터 표준화, 예측 모델링 등에 대한 심도 있는 토론이 이루어졌습니다. \*\*Alex\*\*는 회사 경험 데이터를 산업 데이터와 비교할 수 있는 방법을 소개하며, 특히 BM 51 형식의 데이터를 사용하는 이유와 그 장점을 설명했습니다. 또한, 데이터 변환 및 정리 과정에서의 어려움과 표준화의 필요성을 강조하며, 위험 클래스나 프리미엄 금액과 같은 변수를 어떻게 처리하는지 설명했습니다.

\*\*참석자 5\*\*는 데이터 표준화 과정에서의 문제점, 특히 회사마다 다른 데이터 형식과 변동성을 고려해야 하는 필요성에 대해 질문했습니다. 이에 \*\*Alex\*\*는 데이터 필터링 기능을 통해 특정 클래스나 연령대별로 데이터를 좁혀 분석할 수 있는 방안을 설명했습니다.

또한, 예측 모델링의 발전 가능성에 대한 논의가 이어졌습니다. \*\*참석자 4\*\*는 보험 계약 데이터를 기반으로 한 예측 분석 도구 개발의 가능성에 대해 언급하며, 이를 통해 미래의 사망률이나 기타 지표를 예측하는 방법을 모색하고 있다고 설명했습니다. \*\*Kramer\*\*는 이러한 기술이 발전할수록 자동화된 예측 모델이 더 많은 가치를 제공할 수 있음을 강조하며, 특히 장수 모델에서의 사망률 개선 요소를 연구하는 방식을 소개했습니다.

마지막으로, \*\*참석자 4\*\*는 특정 국가의 사망률 개선을 연구하는 방법에 대한 새로운 접근법을 제안하며, 사망률 개선을 예측하고, 이를 보험 데이터 분석에 반영하는 것이 중요하다는 점을 강조했습니다.

**경험분석 Tool 설명**

COVID 이후, 보험업계는 변화 속도가 빨라지고 있으며, 이를 따라잡기 위해 더 신속한 데이터 처리 및 분석이 필요하다는 의견이 나왔음. 특히, VM-51 데이터를 활용해 2023년 데이터를 분석하는 작업이 진행 중이며, 해당 데이터는 2024년 말이나 2025년 초까지 받을 수 있을 것으로 보임. 기존 연구에서는 7년의 데이터 지연이 있었으나, 이번에는 이를 대폭 줄여 빠르게 반영할 수 있을 것으로 기대중. 데모 버전에는 2018년부터 2022년까지의 데이터 중 약 15%가 로드되었으며, 주요 분석 대상은 사망률, 해약률, 그리고 노출 데이터임.

데이터 분석 과정에서 필터링 기능이 핵심적인 역할을 하며, 필터링을 통해 나이 대, 생명보험 유형, 그리고 COVID 전후 데이터를 구분하여 맞춤형 분석을 수행할 수 있음. 이를 통해 특정 하위 집합에 대한 사망률 분석과 시각화가 가능하며, COVID 전후의 사망률 변화에 대한 인사이트를 도출할 수 있음. 예를 들어, 비표준 생명의 사망률이 표준 생명보다 높게 나타나며, 필터링을 통해 그 차이를 분리해 분석할 수 있음.

이 시스템은 사용자가 맞춤형 데이터를 Back-End에 업로드하고, 연령대나 기타 변수를 재 그룹화할 수 있는 유연성을 제공하겠다고 말하였음. 이를 통해 특정 데이터를 기반으로 최적의 사망률 가정을 도출할 수 있으며, RFP(제안 요청서)에서 받은 데이터를 활용할 수 있을 것으로 보임. 영향 점수와 상호작용을 고려한 예측 모델을 설명하며, 사망률뿐만 아니라 해약률 등의 다양한 데이터를 분석할 수 있는 방법을 제시하였음.

자사 직원들이 데이터 분석의 유연성을 높이기 위해 여러 차원을 피벗(pivot)할 수 있는 기능을 제안하였음. 이를 통해 특정 상품이나 연령대별로 더 세밀한 분석이 가능하며, 다양한 변수를 추가해 데이터의 신뢰도를 높일 수 있음. 또한, COVID 초과 사망률을 반영해 데이터를 조정하고, 낮은 Exposure 데이터나 신뢰도가 낮은 데이터를 필터링하거나 조정하는 방식도 논의되었음.

특정 보험회사의 타겟 시장을 그룹화하거나 분리할 수 있는 맞춤형 작업의 가능성에 대해 설명했고, 특히 정기보험의 해약 경험과 보험료 상승 사이의 연관성을 설명했음. 데이터 분할을 통해 훈련 세트와 테스트 세트를 나누어 모델의 과적합을 방지하고, 성능을 확인하는 방법도 논의되었음.

원수 보험사와 재보험사가 사망률 분석과 예측 모델링에 접근하는 방식에는 차이가 있음. 재보험사들은 사망률과 지속성에 관련한 데이터를 더 많이 수집하고 이를 분석하는 데 집중하는 반면, 원수 보험사들은 시장에서의 경쟁 위치와 가격 책정에 미치는 영향을 더 중요하게 여김. 이에 따라 회사별로 맞춤형 솔루션을 선택할 수 있으며, 필요에 따라 특정 패키지를 구매하여 사망률 데이터를 분석할 수 있음.

**Predictive Analytics 논의**

앞서 살펴본 경험 데이터를 활용해서 가정 산출을 하는 머신러닝 모델임. 목표변수는 사망자수이고GLM기법을 활용하였음. 반응변수는 직접 선택할 수 있음. COVID 이후 데이터를 반영한 예측 모델링에서는 Poisson 또는 준Poisson 모델을 사용하는 것이 더 효율적이라는 의견이 나왔음. 훈련 세트와 테스트 세트로 데이터를 나누어 모델의 성능을 개선하는 방법을 강조했음. 특히, 장수 데이터 분석에 있어 경험 조정 메커니즘을 활용해 더 정확한 예측을 도출할 수 있음을 설명했음.

또한, COVID 데이터를 분석하면서 초과 사망률의 변화와 그 영향을 반영해 가정 설정을 어떻게 해야 할지 논의되었음. COVID 이후에는 사망률과 해지율이 감소하는 경향이 있었으며, 장기적으로는 정상화될 것으로 예측했음. 이러한 변화가 사망률 모델링에 중요한 변수임을 설명했음.

줄리아(Julia)\* 기반 프로세스를 통해 사망률 조정과 교차 검증을 자동화하는 방법을 설명했음. 이를 통해 기존의 제한 변동성 방식보다 더 빠르고 정확한 결과를 도출할 수 있었다고 함. Bayesian 신뢰도 접근 방식과 Bootstrap 샘플링을 결합해 기준 가정의 신뢰도를 평가하고, 예측 모델의 성능을 개선하는 방법이 논의되었음. 데이터의 양에 따라 신뢰도가 달라지는 현상과 함께, 데이터가 많은 경우 기준 가정을 더 신뢰할 수 있음을 확인하는 방법을 설명했음.

보험 계약 데이터를 기반으로 한 예측 분석 도구 개발의 가능성에 대해 언급하며, 이를 통해 미래의 사망률이나 기타 지표를 예측하는 방법을 모색하고 있다고 설명했음. AI 기술과 통계 기법을 결합한 자동화 예측 도구가 향후 발전할 수 있음을 기대하며, 특히 장수 모델에서 사망률 개선 요소를 연구하는 방식이 매우 유용할 수 있다고 덧붙였음.

이번 미팅에서는 COVID 이후 보험업계의 빠른 변화와 이를 따라잡기 위한 신속한 데이터 처리 및 분석의 필요성이 논의되었습니다. 특히 VM 51 데이터를 활용해 2023년 데이터를 분석 중이며, 2024년 말이나 2025년 초에 결과를 받을 수 있을 것으로 예상됩니다. 기존 연구의 7년 지연을 줄이고, 데이터를 더 빠르게 반영할 수 있을 것입니다. 데모 버전에서는 2018년부터 2022년까지의 데이터 중 약 15%가 로드되었으며, 사망률, 해약률, 노출 데이터를 주요 분석 대상으로 삼았습니다.

**경험 분석 툴**

경험 분석 툴에서 필터링 기능은 매우 중요한 역할을 합니다. 나이대, 생명보험 유형, COVID 전후 데이터를 구분하여 맞춤형 분석을 수행할 수 있으며, 이를 통해 특정 하위 집합의 데이터를 분석하고 시각화할 수 있습니다. 예를 들어, 비표준 생명의 사망률이 표준 생명보다 높다는 결과를 필터링을 통해 도출할 수 있습니다. 또한, 사용자가 맞춤형 데이터를 업로드하여 연령대나 변수를 재그룹화하는 등의 유연한 분석도 가능합니다. 이를 통해 최적의 사망률 가정을 도출하거나, RFP에서 받은 데이터를 활용할 수 있습니다.

데이터 분석의 유연성을 높이기 위한 여러 가지 제안도 나왔습니다. 특정 연령대나 제품별로 세밀한 분석을 위해 피벗(pivot) 기능을 활용하거나, COVID 초과 사망률을 반영해 데이터를 조정하는 방법이 논의되었습니다. 참석자들은 회사 경험 데이터를 산업 데이터와 비교하는 방법, VM 51 데이터를 활용한 데이터 표준화, 그리고 위험 클래스 표준화 문제를 해결하는 방안 등을 논의했습니다. 특정 보험사의 타겟 시장을 그룹화하거나 분리하는 맞춤형 작업이 가능하며, 정기보험 해약 경험과 보험료 상승의 연관성도 분석할 수 있었습니다.

**Predictive Analytics 논의**

예측 분석에서는 Poisson 또는 준Poisson 모델을 사용해 사망률을 예측하는 방식이 논의되었습니다. 이 모델은 비율 제한 없이 예측이 가능하다는 장점이 있으나, AIC와 BIC 계산을 수동으로 해야 한다는 단점이 있습니다. 이를 보완하기 위해 훈련 세트와 테스트 세트로 데이터를 나누어 모델의 성능을 개선하는 방법이 강조되었습니다. 특히 장수 데이터 분석에서는 경험 조정 메커니즘을 활용해 더 정확한 예측을 도출할 수 있음을 설명했습니다.

COVID 데이터를 분석하면서 초과 사망률 변화에 따른 가정 설정 방안도 논의되었습니다. COVID 이후 사망률과 해약률이 감소하는 경향이 있었으나, 장기적으로는 정상화될 것으로 예측되었습니다. 줄리아(Julia) 기반 프로세스를 사용해 사망률 조정과 교차 검증을 자동화하는 방법을 설명하며, 기존 방식보다 더 빠르고 정확한 결과를 도출할 수 있음을 강조했습니다. Bayesian 신뢰도 접근 방식과 Bootstrap 재샘플링을 결합해 기준 가정의 신뢰도를 평가하고 예측 모델의 성능을 개선하는 방안도 제시되었습니다.

보험 계약 데이터를 기반으로 한 예측 분석 도구의 개발 가능성도 논의되었습니다. AI와 통계 기법을 결합한 자동화 예측 도구가 향후 발전할 수 있으며, 특히 장수 모델에서의 사망률 개선 요소를 연구하는 방식이 유용할 수 있다는 의견이 나왔습니다. 마지막으로, 특정 국가의 사망률 개선을 예측하는 새로운 접근법을 통해 글로벌 보험 시장에서의 경쟁력을 높이는 방안이 논의되었습니다.

이번 미팅을 통해, COVID 이후 변화하는 보험업계를 따라잡기 위한 데이터 분석 도구의 발전 가능성과 예측 모델링 기법의 발전 방안이 집중적으로 논의되었습니다.