청년 자살과 사회 구조의 통계적 연관성 분석

20233027 산업시스템공학과 이강한

Ⅰ. 서론

1. 연구의 배경과 문제 제기

**많은 사람들이 자살을 개인의 나약한 성격이나 실패한 사람들의 도피**로 인식하고 있습니다. 하지만 저는 자살이 단순히 개인의 문제가 아니라, 보다 구조적인 사회 문제일 수 있다는 생각을 막연히 가지고 있었습니다. 그러던 중 사회학 강의 시간에 뒤르켐의 저서 『자살론』에 대한 소개와 설명을 들으며, 이 문제를 보다 체계적으로 분석해보고 싶다는 생각이 들었습니다. 특히 제가 전공 수업에서 배운 통계적 분석 기법을 접목하여, 한국의 매우 높은 자살률이 개인의 문제가 아니라 사회 구조적 문제임을 통계적으로 입증하고, 이를 시각적으로 전달해보고자 이번 연구를 시작하게 되었습니다.

1. 연구 방법 및 통계 출처

본 연구는 R Studio를 활용하여 통계 분석과 시각화를 수행하였습니다. 사용된 통계 자료는 이후 각 분석 파트에서 구체적인 출처와 함께 제시하겠지만, 전반적으로 한국은행, 통계청, 고용노동부, 보건복지부, 법무부 등 신뢰할 수 있는 공공기관의 데이터를 바탕으로 분석을 진행하였습니다.

1. 선행 연구 검색 및 연구 방향성 수립

자살의 다양한 원인 중에서도 사회 구조적인 문제가 큰 비중을 차지한다고 생각한 저는 관련 선행 연구들을 탐색하였습니다. 특히, 고려대학교 의료원 산학협력단의 『자살예방 통계체계 구축방안 연구』(2018) 용역 최종 보고서와 김현수, 이현정, 장숙랑, 이기연, 주지영 외 1인의 저서 『가장 외로운 선택』(2022)을 참고하였고, 이러한 연구 들에서 제시한 구조적 요인들을 더 발전시켜 저만의 연구를 시도해보고자 하였습니다.

이를 바탕으로 저는 자살률을 단순한 개인적 문제가 아닌 사회적 지표 들과의 관계 속에서 바라보고자 하였으며, 자살률을 종속변수로 설정하고 여러 사회경제적 요소들을 독립변수로 두어 유의미한 설명력을 가지는 다중회귀분석 모델을 구축하고자 하였습니다.

Ⅱ. 본론

1. 통계데이터 설명 및 출처

이번 연구에서 종속 변수로 사용한 자살률은 통계청의 「사망원인통계」와 행정안전부의 「주민등록인구현황」 통계를 기반으로 산출하였습니다. 단위는 인구 10만 명당 자살자 수(명/10만 명)로, 정확히는 자살률이 아닌 "자살자 비율"이라는 표현이 더 엄밀하나, 사회적으로 통용되는 용어임을 고려하여 본 보고서에서는 자살률이라는 용어를 사용하였습니다.

독립 변수로는 몇가지 사회경제적 지표를 선정하였습니다.

경제 불황이나 공황기에 자살률이 상승한다는 선행 연구들을 참고하여 첫 번째 독립 변수로 실업률을 채택하였습니다. 해당 통계는 통계청의 「경제활동인구조사」를 참고하였고, 산출 공식은 다음과 같습니다.

실업률 = (만 15세 이상 실업자 수 ÷ 만 15세 이상 경제활동인구) × 100

소득이 공정하게 분배되지 않거나 성장의 과실이 특정 계층에만 집중되는 사회일수록 자살률이 높아질 수 있다는 가설을 바탕으로 지니 계수를 두 번째 독립 변수로 선택하였습니다. 지니 계수는 분배의 불균형을 측정하는 대표적 지표로, 통계청의 「가계금융복지조사」 중 균등화 가처분소득 기준 지니 계수 통계를 사용하였습니다. 물론 지니 계수가 갖는 대표성과 해석상의 한계는 존재하지만, 본 연구의 분석 목적상 유의미한 설명력을 가진다고 판단하여 사용하였습니다.

가계의 부채가 소득에 비해 과도한 경우, 심리적·경제적 압박이 자살 위험을 높일 수 있다는 전제 하에 세 번째 독립 변수로 가계부채 비율을 포함하였습니다. 해당 수치는 통계청의 「가계금융복지조사」에서 제공하는 가구 가처분소득 대비 부채 비율 통계를 참고하였으며, 계산식은 다음과 같습니다.

가계부채 비율 = (가구 부채 총액 ÷ 가구 가처분소득) × 100

또한, 근로 노동자의 경우 과도한 근무 시간이 흔히 말하는 일과 삶의 균형(Work-Life Balance, 워라밸)을 무너뜨리고, 과로로 인한 스트레스가 자살을 유발할 수 있다는 가정 아래, 고용노동부의 「월별 근로시간 통계」를 참고하여 분석에 포함하였습니다.

마지막으로, 사회적 관계의 단절 또한 자살의 주요 원인 중 하나로 자주 언급되는 점을 고려하여, 이를 정량적으로 나타낼 수 있는 지표를 고심한 끝에 1인 가구 비율을 선택하였습니다. 이는 인간 관계의 희박함을 반영할 수 있는 간접적인 변수로 판단하였으나, 분석 결과(후술 예정) 설명력과 통계적 유의성이 모두 낮게 나타나, 본 연구에서는 결정적인 설명 변수로 활용되지는 못하였습니다.

1. 통계적 분석 기법 설명

각 통계 자료는 자살률의 경우 ‘28.1’, ‘27.3’과 같은 실수 지표로, 지니 계수는 ‘0.387’, ‘0.370’과 같은 비율로 표현되는 등 단위와 범위가 상이하여, 변수 간 비교 및 분석의 정확성을 확보하기 위해 Z-점수(Z-score) 정규화를 통해 모든 변수를 동일한 단위로 변환하였습니다.

본 연구에서는 통계 기간을 2011년부터 2023년까지로 통일하였으며, 세대별로 자살의 주요 원인이 다르다는 점에 착안하여, 20~30대 청년 세대의 자살률에 집중하여 분석을 수행하였습니다.

1. 통계적 분석 코드 제공 및 설명

다음은 본 연구에서 사용한 R Studio 코드입니다. 각 변수는 해당 통계량에 맞게 임의로 변수명을 선언하고, 벡터 형태로 나열하여 입력하였습니다. 이후, 변수 간의 비교를 위해 각각의 Z-점수(Z-score)를 계산하는 과정을 거쳤습니다.

텍스트, 스크린샷, 문서, 폰트이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

이렇게 계산된 Z-점수를 바탕으로 데이터프레임을 생성한 후, 자살률을 종속 변수로, 나머지 변수들을 독립 변수로 설정하여 다중 회귀 분석(Multiple Linear Regression) 모델을 구성하였습니다.

텍스트, 폰트, 라인, 스크린샷이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

1. 자살에 대한 통계적 분석 결론

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

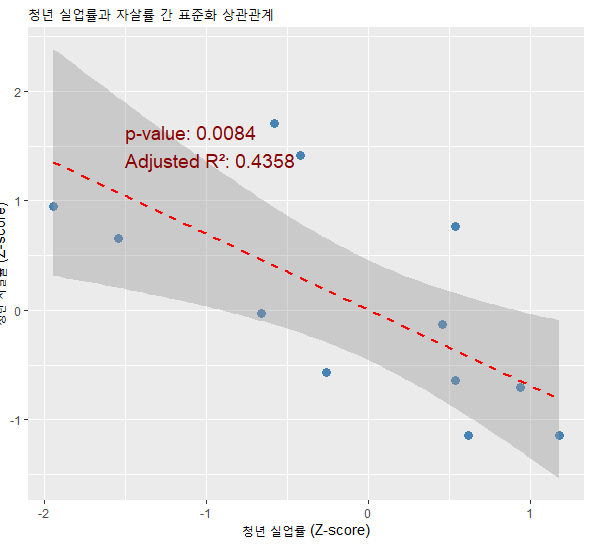
AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

다중회귀 분석 결과, 각 변수 간의 다중 공선성 검정 결과는 모두 한 자릿수로 나타나, 각 독립 변수들이 서로 과도하게 중복되지 않고 독립적인 설명력을 가진다는 점을 시사합니다. 또한, 본 모형의 조정 결정계수(Adjusted R²)는 0.5065로, 제시한 네 가지 변수(청년 실업률, 근무시간, 가계부채 비율, 지니 계수)가 청년 자살률의 약 50%를 설명할 수 있음을 보여줍니다.

이는 자살이 단지 개인의 나약함이나 실패에 기인한 행위라는 통념과는 다른 해석을 가능하게 합니다. 만일 자살이 오직 개인적인 성향이나 특성에 의해 발생하는 것이라면, 통계적으로 유의미한 설명 모형이 성립되기 어려웠을 것입니다. 그러나 본 연구에서 도출된 유의확률(p-value)은 0.04317로, 이는 해당 회귀 결과가 단순히 우연히 나타날 확률이 약 4.3%에 불과하다는 것을 의미하며, 통계학적으로 일반적인 유의수준(α = 0.05) 내에서 충분히 의미 있는 결과로 받아들여질 수 있습니다.

따라서 이 분석 결과는 자살을 개인의 문제가 아니라, 사회 구조적 맥락 속에서 이해하고 접근할 필요가 있음을 뒷받침해주는 근거라고 볼 수 있습니다.

4-1) 연구 결과 상세 분석



네 가지 독립 변수(청년 실업률, 근무시간, 가계부채 비율, 지니계수) 중 청년 실업률이 청년 자살률에 대해 가장 높은 설명력과 가장 낮은 유의확률을 보였습니다. 이는 실업률이 높아질수록 자살률이 증가한다는 기존 연구 결과와도 일치합니다.

구체적으로, 청년 실업률 하나만을 독립 변수로 설정한 단순 회귀분석 모형에서 설명력(Adjusted R²)은 43.58%, 유의확률(p-value)은 0.0084(=0.84%)로 나타났습니다. 이는 단일 변수임에도 불구하고 자살률 변동의 약 40% 가까이를 설명하며, 해당 결과가 단순한 우연일 확률이 매우 낮음을 의미합니다.

따라서 청년 자살률 문제를 해결하기 위해서는 무엇보다도 청년층의 고용 안정성과 실업률 개선이 우선되어야 할 것으로 판단됩니다. 이는 정책적 측면에서도 청년 일자리 창출 및 고용 지원 정책이 자살 예방에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 시사하는 바입니다.

1. 추가 연구 \_ 감정은 어떻게 전염되고 왜 자살에 관심을 가져야 하나?

구글 트렌드 자료와 VAR 분석을 중심으로

앞선 분석을 통해 자살은 단순히 개인의 나약함이나 도피성 선택으로만 설명되기 어렵다는 점을 확인할 수 있었습니다. 그럼에도 불구하고 여전히 많은 사람들은 자살을 자신과 무관한, 혹은 일부 극단적인 상황에 처한 사람들에게만 해당되는 문제로 인식하는 경향이 있습니다. 그러나 인간의 감정은 본질적으로 상호 영향을 주고받는 특성이 있으며, 특히 부정적인 감정은 긍정적인 감정보다 더 빠르고 광범위하게 확산된다는 점에서 이 문제는 결코 개인적인 영역에만 머물러 있지 않습니다.

실제로 Kramer et al. (2014)이 수행한, 약 69만 명의 페이스북 사용자 데이터를 분석한 감정 전염 실험에서는 부정적인 콘텐츠에 노출된 이용자들이 이후 부정적인 감정을 더 자주 표현한다는 사실이 확인되었습니다. 이는 감정 전염이 직접적인 접촉이나 언어적 소통 없이도 가능하며, 단순한 온라인 게시물이나 이미지와 같은 간접적 매체를 통해서도 감정이 쉽게 공유될 수 있다는 점을 보여줍니다.

이러한 감정 전염의 특성을 바탕으로, 저는 최근 묻지마 범죄, 특히 칼부림 사건이 사회적 불안과 부정적 감정의 확산을 촉진하고, 이로 인해 자살률과 관련된 심리적 환경에도 영향을 줄 수 있다는 가설을 떠올리게 되었습니다.

이를 검증하기 위해, 구글 트렌드에서 "칼부림"과 "자살"이라는 키워드의 검색량 추이를 분석하고, 이 두 시계열 변수 간에 시간적 인과관계가 존재하는지를 VAR(Vector Autoregression) 분석을 통해 탐색하고자 합니다.

물론 이 과정에는 논리적 비약의 가능성이 존재하며, 두 키워드 간의 검색량이 반드시 실제 감정의 확산이나 행동으로 이어지는 것은 아닐 수 있습니다. 그럼에도 불구하고, 사회적으로 충격적인 사건 이후 대중의 감정이 어떻게 변화하고 그 파급 효과가 어디까지 영향을 미치는지를 통계적으로 분석해 보는 것은 충분히 의미 있는 작업이라고 판단됩니다.

텍스트, 스크린샷, 라인, 도표이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

위의 구글 트렌드 시계열 그래프에서 확인할 수 있듯이, ‘자살’과 ‘칼부림’이라는 두 키워드는 시기적으로 유사한 검색량 증가 패턴을 보이며 직관적으로도 상관성을 가지는 것으로 관찰됩니다. 이를 토대로 저는 두 변수 간의 시간적 선후 관계를 파악하고자 했습니다.

이를 위해 VAR 분석을 실시하여 두 변수 중 어떤 것이 선행변수이고, 어떤 것이 후행변수인지 파악하고자 했습니다. 시계열 데이터를 통해 선후 인과 관계가 드러난다면, 그다음 단계로는 FEVD (예측 오차 분산 분해) 분석을 통해 선행 변수가 후행 변수의 변동성에 기여하는 비중을 수치적으로 분석하였습니다.

이 분석의 궁극적인 목적은 다음과 같은 제가 임의로 세운 사회학적 가설을 탐색적으로 검증하는 데 있습니다:

“**부정적인 사건이 빈번하게 발생하는 사회에서는 그 사건 자체가 하나의 촉매 역할을 하여, 보다 극단적이고 비극적인 사건들이 연쇄적으로 일어나는 부정적 피드백 루프(negative feedback loop)를 유발할 수 있다**.”

이러한 ‘음의 감정 피드백 사회’에 대한 가설을 통계적으로 접근함으로써, 자살 문제

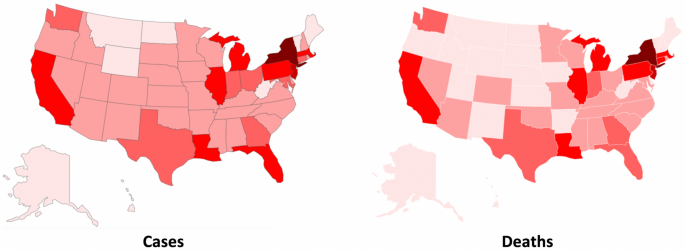
를 단순한 개인의 선택이나 심리적 일탈로 보기보다는 사회 전체의 정서적 구조와 그 안에서 일어나는 감정의 확산 메커니즘으로서 해석하려는 시도를 해보았습니다.

5-1) 검색과 실제 현상의 발생은 무관하다는 주장에 대한 반론

일각에서는 검색 트렌드가 실제 사건의 발생 빈도나 사회적 현실을 1:1로 반영하지 않는다는 비판을 제기합니다. 예컨대, 누군가가 ‘자살’이나 ‘칼부림’이라는 키워드를 검색했다고 해서, 그 사람이 실제로 자살을 시도했거나 폭력적 범죄를 저질렀다는 결론을 내리는 것은 분명한 인과의 오류이며, 이러한 주장은 정당한 비판입니다.

그러나 본 연구에서 주목한 바는 사건의 직접 발생 여부가 아니라, 그 사회가 특정 주제에 대해 얼마나 높은 감정적, 심리적 관심을 가지는지를 측정할 수 있는 간접적 정서 지표로서 ‘검색량’의 기능입니다. 이를 뒷받침하는 선행 연구는 이미 다수 존재합니다.

예를 들어, 미국 국립보건원(NIH)의 연구팀은 Nature에 2025년에 발표한 “Utilizing Google Trends data to enhance forecasts and monitor long COVID prevalence” 논문을 통해, 구글 검색 트렌드 데이터를 활용하여 미국 내 코로나 유병률의 예측력을 높이고 코로나의 장기 추이를 모니터링하는 방법을 제시한 바 있습니다. 해당 연구는 실제 확진자 수와 검색량 간의 유의미한 상관관계를 도출하였고, 검색량이 단순 관심 수준을 넘어, 사회적 건강 위협을 조기에 감지할 수 있는 정량적 지표로서 활용 가능함을 실증했습니다.

이처럼 검색량은 사회 전체가 어떤 주제에 대해 얼마나 강한 인지적,정서적 반응을 보이고 있는지를 추적할 수 있는 실시간 신호(signal)로 기능할 수 있으며, 이는 감정 전염 가설을 실증적으로 접근하는 데 있어 충분히 유의미한 분석 도구가 될 수 있습니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

구글 트렌드에서의 주(State)별 코로나 유관 검색 트래픽과 실제 코로나 발생이 유의미한 상관관계가 있다는 것을 보여주는 시각 자료입니다.

5-2) 두 키워드 검색량 데이터 전처리

구글 트렌드에서 추출한 검색 데이터를 CSV 형식으로 저장한 후, 자살 관련 검색 트래픽 데이터를 VAR1, 칼부림 관련 검색 트래픽 데이터를 VAR2로 명명하고, 두 시계열 데이터의 길이와 형식을 통일하여 분석을 준비했습니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

본격적인 분석에 앞서, 두 시계열 데이터가 통계적으로 유의미한 특성을 가지는지를 검증하기 위해 ADF (Augmented Dickey–Fuller) 단위근 검정을 수행했습니다. 그 결과, 두 변수는 각각 정상성(stationarity)을 만족하며, 시계열 간의 관계를 분석할 수 있는 기반이 갖춰졌음을 확인했습니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

5-3) 초기의 궁금증이었던 자살과 칼부림 검색의 유의성

텍스트, 스크린샷, 라인, 도표이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

구글 트렌드에서 관찰된 2023년 7~8월경의 자살과 칼부림 검색량의 동반 상승은 매우 인상적이었습니다. 특히 자살 키워드의 검색량이 먼저 증가하고, 이후 칼부림 검색이 증가한 것으로 보여, 초기에는 극단적인 정서 상태(자살 검색)가 사회적 폭력성(칼부림 검색)으로 이어지는 것이 아닐까 하는 가설을 세웠습니다.

그러나 Granger Causality Test (그레인저 인과성 검정)을 실시한 결과, 예상과는 다른 통계적 인과 관계가 드러났습니다. 자살 검색량(VAR1)이 칼부림 검색량(VAR2)을 예측하는 것이 아니라, 오히려 칼부림 검색량(VAR2)이 자살 검색량(VAR1)의 변화를 유의미하게 선행하는 것으로 나타난 것입니다.

텍스트, 스크린샷, 폰트, 번호이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

앞서 Granger 인과성 검정을 통해 칼부림에 대한 검색량이 자살 관련 검색량의 변동을 선행하는 변수라는 사실을 확인했습니다. 그러나 이와 같은 선행 관계가 얼마만큼의 시간 지연(Lag)을 두고 영향을 미치는지를 확인하기 위해 추가적으로 충격반응함수(IRF: Impulse Response Function) 분석을 실시했습니다.

RF 분석은 특정 변수에 충격이 가해졌을 때, 다른 변수에 시간에 따른 반응이 어떻게 나타나는지를 시계열적으로 파악할 수 있는 유용한 방법입니다.

분석 결과, 아래 코드 및 시각화 자료에서 확인할 수 있듯이, 칼부림 검색량이 급증한 후 약 13~14일 경과 시점에서 자살 검색량이 최초로 의미 있는 양(+)의 반응을 보였으며, 16일째에 반응의 정점(최대 상승폭)을 기록하였습니다. 이후 약 19일 정도까지 상승 효과가 유지되다가 점차 소멸되는 형태를 보였습니다.

텍스트, 폰트, 스크린샷이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

다음은 위 코드에 따라서 IRF를 시각화한 자료입니다. 앞서 밝힌 바와 같이 13~14일에 양의 값을 가지고, 16일에 최댓값을 가진다는 것을 확인할 수 있습니다.

텍스트, 도표, 라인, 그래프이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

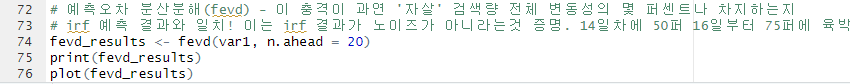
5-4) 증가한 자살에 대한 검색량 중 칼부림에 대한 검색이 미치는 영향은?

앞선 Granger 인과성 검정 및 충격반응함수(IRF) 분석을 통해, 칼부림에 대한 검색량이 선행적으로 증가한 후 약 16일 경과 시점에서 자살에 대한 검색량이 증가한다는 사실을 확인하였습니다. 이로써 부정적인 사회적 사건이 시간차를 두고 감정적 반응의 확산 또는 전염을 유발할 수 있다는 정성적, 정량적 근거를 마련했습니다.

하지만 여기에서 한 걸음 더 나아가, 실제로 자살 관련 검색량의 변동 중 얼마나 많은 부분이 칼부림 검색량의 변화에 의해 설명되는지가 궁금해졌습니다. 즉, 칼부림 검색량이 자살 검색량의 예측오차에 기여하는 비중을 정량적으로 확인해보기 위해 예측오차 분산분해(FEVD: Forecast Error Variance Decomposition) 분석을 실시했습니다.

FEVD 분석은 VAR 모델에서 특정 변수의 미래 변동성이 어떤 다른 변수의 충격으로부터 얼마나 영향을 받는지를 비율로 정량화해주는 분석 기법으로, 각 변수 간 구조적 영향력의 비중을 파악할 수 있는 방법입니다.

다음이 제가 해당 분석을 위해서 짠 R 코드입니다.



텍스트, 폰트, 스크린샷, 문서이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.앞선 VAR 분석과 같이 16일부터 급증하기 시작합니다.

텍스트, 스크린샷, 도표, 라인이(가) 표시된 사진

AI가 생성한 콘텐츠는 부정확할 수 있습니다.

앞선 Granger 인과성 검정과 충격반응함수(IRF) 분석을 통해, 칼부림 관련 검색량의 증가는 약 16일 이후 자살 관련 검색량의 상승을 유의미하게 예측한다는 사실을 확인했습니다. 이에 따라 자살 검색량의 변동 중, 실제로 칼부림이라는 선행 변수의 영향력이 얼마나 큰지를 정량적으로 분석하고자 예측오차 분산분해(FEVD) 분석을 수행하였습니다.

그 결과, 16일 경과 시점에서 자살 관련 검색량의 약 75%가 칼부림 검색량의 충격에 의해 설명되는 것으로 나타났습니다. 물론 앞서 밝힌 바와 같이 검색과 행동(발생)은 1:1로 대응되지도 않고 1:1로 대응된다고 주장하면 그것은 논리적인 비약일 것입니다. 하지만 칼부림이라는 충격적인 사회적 사건이 단기적인 관심을 넘어서 약 2주 동안 사회 전반에 부정적인 감정을 축적·재생산 시키고, 결국 자살이라는 극단적인 키워드에 대한 사회적·개인적 탐색으로 이어질 수 있음을 시사합니다.

이를 통해 단지 한 사건의 보도에 국한되지 않고, 그 사건이 불러오는 감정적 여파가 시간차를 두고 사회적 수준에서 확산되며, 구체적인 형태로 행동(검색, 탐색, 고립 등)으로 드러나는 경로를 통계적으로 설명할 수 있는 기초 모델을 구성했다고 평가할 수 있습니다.

Ⅲ. 결론

자살률을 낮추기 위해서는 단기적인 대책이나 일회성 캠페인으로는 한계가 있으며, 국가 차원의 장기적이고 체계적인 접근이 필요합니다. 지금의 대한민국은 다양한 사회적·경제적 문제에 의해 자살이 삶의 문제를 해결하는 하나의 선택지로 여겨지는 구조 속에 놓여 있으며, 이는 반드시 개선되어야 할 현실입니다.

본 보고서에서 분석한 바와 같이, 자살은 결코 나약한 개인의 도피성 선택으로 단순화할 수 있는 문제가 아닙니다. 청년 실업, 과중한 노동, 불평등한 분배, 높은 가계부채와 같은 구조적 요인들은 자살률에 유의미한 영향을 미치고 있으며, 또한 칼부림과 같은 극단적인 사건들이 감정적으로 사회 전체에 전염되어 2차적인 정서적 위기를 촉발할 수 있음이 통계적으로 확인되었습니다.

매년 저출산 문제를 해결하기 위해 막대한 예산이 투입되고 있는 것과는 달리, 이미 태어나 살아가고 있는 사람들이 36분마다 한 명씩 생명을 끊는 사회적 현실은 그에 비해 심각하게 다뤄지고 있지 않습니다. 이러한 현실에 문제의식을 느껴, 학부생의 수준에서나마 통계적 분석을 통해 자살이 단지 개인의 문제가 아니라는 점, 그리고 왜 사회 전체가 이 문제에 관심을 가져야 하는지를 밝히고자 했습니다.

이 보고서가 자살 문제에 대한 사회적 인식 전환과 정책적 관심의 확장을 위한 작은 계기가 되기를 바랍니다.

Ⅳ. References

Kramer, A. D. I., Guillory, J. E., & Hancock, J. T. (2014). Experimental evidence of massive-scale emotional contagion through social networks. Proceedings of the National Academy of Sciences, 111(24), 8788–8790.

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/24889601>

National Institutes of Health. (2025). Utilizing Google Trends data to enhance forecasts and monitor long COVID prevalence. Nature.

<https://www.nature.com/articles/s43856-025-00896-6>

Rosenquist, J. N., Fowler, J. H., & Christakis, N. A. (2011). Social network determinants of depression. Molecular Psychiatry, 16(3), 273–281.

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC3832791/>

통계청. (2011-2023). 사망원인 통계. https://kostat.go.kr

고용노동부. (2011-2023). 경제활동인구조사. https://www.moel.go.kr

한국은행. (2011-2023). 국민계정: 국민소득 통계. https://bok.or.kr

보건복지부. (2023). 자살예방백서 2023. https://www.mohw.go.kr

김현수, 이현정, 장숙랑, 이기연, 주지영 외. (2022). 가장 외로운 선택: 자살에 대한 한국사회 보고서. 사계절출판사.