한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2026, Vol. 45, No. 4, 461-485
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2026.9.45.4.461

OPEN ACCESS

머신러닝 기반 20대 청년의 자살 행동 위험군 분류 모델 구축 및 주요 요인 탐색*

이 덕 희　　이 동 훈†　　신 재 욱　　원 지 혜

성균관대학교

본 연구는 머신러닝 기법을 활용하여 20대 청년의 자살 행동(자살 사고, 자살 계획, 자살 시도) 단계별 위험군을 분류하는 모델을 개발하고, 각 단계별 핵심 위험 요인을 탐색하여 맞춤형 예방 전략 수립을 위한 실증적 근거를 제공하는 것을 목적으로 하였다. 이를 위해 본 연구에서는 828명의 20대 청년 데이터를 분석하였다. 이때, 인구사회학적 변인, 건강 관련 요인, 물질 오남용, 수면, 트라우마, 비자살적 자해, 대인관계, 심리적 변인 등 다양한 영역의 요인들을 포함하였다. 총 10개의 머신러닝 알고리즘(Logistic Regression, LASSO, Ridge, Elastic Net, Random Forest, GRRF, XGB, SVM, Naive Bayes, KNN)을 사용하여 모델을 구축하였으며, 10-fold 교차 검증을 10회 반복하여 모델의 타당성을 검증하였다. 분류 모델 성능 평가 결과, 자살 사고 분류에는 LASSO, 자살 계획과 시도 분류에는 Elastic Net 알고리즘이 가장 우수한 성능을 나타냈다. 주요 요인 탐색 결과, 총 20개의 핵심 위험 요인이 도출되었으며, '자살 모방 관련 요인', '비자살적 자해 관련 요인', '심리적 요인', '인구사회학 및 병력 요인'으로 구분되었다. 본 연구는 20대 청년의 자살 행동을 단계별로 세분화하여 머신러닝 기반의 정밀한 분류 모델을 구축하고 실증적 근거를 제시했다는 점에서 의의가 있다. 특히 자살 행동 단계에 따라 최적의 알고리즘과 핵심 위험 요인이 다를 수 있음을 확인함으로써, 향후 청년층을 위한 단계별 맞춤형 자살 예방 전략 및 위기 개입 시스템 구축에 기여할 것으로 기대된다.

주요어 : 20대 청년, 자살 행동, 머신러닝

* 본 논문은 2021년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2021S1A3A2A02089682).

† 교신저자: 이동훈, 성균관대학교 교육학과, 외상심리건강연구소, 서울시 종로구 성균관로 25-2 호암관 51112호, Tel: 02-760-0558, E-mail: dhlawrence05@gmail.com

Copyright © 2026, The Korean Psychological Association. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial License (https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

한국에서의 자살 문제는 단순한 개인의 비극을 넘어선 심각한 공중 보건 문제로 인식되고 있다. 우리나라 정부는 급증하는 자살률을 낮추고자 2004년부터 현재까지 5년 단위의 중장기 계획인 '자살 예방 기본계획'을 수립하여 자살률 감소를 위해 적극적인 노력을 보이고 있다(보건복지부, 2023). 그러나 이러한 노력에도 불구하고, 2023년 우리나라의 자살 사망자 수는 전년도보다 8.3% 증가한 13,978명으로, 2013년 이후 가장 많은 수치를 기록했다(통계청, 2024). 특히, 2021년 기준 20세부터 34세의 한국 청년 자살률은 인구 10만 명당 24.7명으로 OECD 평균인 10.8명보다 2.3배 높은 압도적인 1위로 보고되었으며, 이 중 20대 사망자의 52.7%가 자살로 인해 사망한 것으로 나타나 20대의 자살에 대한 사회적 경각심이 높아지고 있다(김준수, 2025; 보건복지부, 2024). 그럼에도 불구하고 기존의 자살 예방 정책과 연구들은 주로 청소년과 노인 등 전통적 고위험군을 중심으로 설계되어, 이제 막 성인기로 진입하여 다양한 심리적 및 사회적 스트레스에 노출되는 20대 청년층의 특성과 핵심 위험요인을 충분히 반영하지 못한다는 한계가 있다(전진아 & 채수미, 2023; 조은희 외, 2020). 따라서 20대 청년층을 대상으로 한 자살 행동의 핵심 위험 요인 탐색과 이에 기반한 맞춤형 예방 전략을 마련하기 위한 실증적 연구가 필요하다.

자살 행동은 그 복잡성과 예측의 어려움에도 불구하고 오랜 기간 사회과학 분야에서 중요한 연구 주제로 다뤄져 왔다. 초기 연구들은 자살을 단일 사건으로 파악하는 경향을 보였으나, 이후 연구들은 자살을 자살 사고(suicidal ideation)에서 자살 완료(completed suicide)로 이어지는 연속적 과정으로 보았다(Sveticic & De Leo, 2012). Nock 등(2008)은 자살 완료 이전의 과정을 자살 사고(suicide ideation), 자살 계획(suicide plan), 자살 시도(suicide attempt)로 구분하였다. 그 첫 단계인 자살 사고는 자신을 해칠 방법을 떠올리거나 실제로 죽음을 생각하는 것을 의미하며(Nock et al., 2008), 이는 자살 행동의 출발점으로 볼 수 있다. 자살 사고는 비교적 빈번하게 보고되는 것에 반해, 이를 경험하는 대다수가 실제 자살 시도까지 나아가지는 않는다는 점에서, 자살 사고의 '발생'과 행동으로의 '전환'을 명확히 구분하여 접근할 필요가 있다(Klonsky et al., 2016). 이어지는 단계인 자살 계획은 죽음을 목적으로 한 구체적인 방법이나 절차를 계획하는 단계로(Nock et al., 2008), 단순한 자살 사고에 비해 향후 자살 시도로의 이행 가능성이 현저히 높은 단계이다. 실제로 미국 청소년의 자살 행동 관련 연구에 따르면, 자살 계획을 수립한 집단이 자살 사고만을 보고한 집단보다 자살 시도로 이어질 확률이 유의하게 높게 나타났다(Witte et al., 2008). 마지막 자살 시도 단계는 자살 사고와 계획이 행동으로 전환된 단계로, 죽으려는 의도를 가지고 의도적으로 자신을 해치는 행위로 정의된다(Nock et al., 2008). 선행연구들은 모든 자살 사고가 자살 시도로 이어지는 것은 아니지만, 자살 사고와 계획 단계를 경험한 개인은 그렇지 않은 경우에 비해 자살 시도 및 사망에 이를 위험이 현저히 높다는 점을 보고하고 있다(Klonsky & May, 2015; Nock et al., 2008; Nock et al., 2016). 따라서 자살 행동 위험군 분류의 정확도를 높이고 실효성 있는 개입 전략을 수립하기 위해서는 자살 행동을 단일한 현상이 아닌 자살 사고, 계획, 그리고 시도로 이어지는 연속적 단계로 구분하여 연구할 필요가 있다.

한편, 자살 행동 관련 연구에서 중요하게 다뤄지는 개념 중 하나로 비자살적 자해(Non-Suicidal Self-Injury, 이하 NSSI)가 있다. NSSI는 자살 의도 없이 고의로 자신의 신체 조직을 손상시키는 행위를 의미하며(Nock & Favazza, 2009), DSM-5에서는 이를 자살 행동과 명확히 구분하여 정신건강 문제로 분류하고 있다(APA, 2013). 그러나 NSSI를 경험한 집단에서 자살 시도로의 전환 위험이 유의미하게 증가한다는 연구 결과들이 축적되어 왔으며, Joiner(2005)의 자살에 대한 대인관계 이론(Interpersonal-Psychological Theory of Suicide, 이하 IPTS)에 따르면 반복적인 자해 경험이 죽음에 대한 공포를 감소시켜 실제 자살 시도를 가능하게 하는 습득된 자살 잠재력을 형성한다고 나타났다. 또한, Nock 등(2006)과 Whitlock 등(2013)의 연구는 NSSI 경험이 자살 행동의 유의미한 예측 요인임을 실증적으로 보고하였다. 이러한 선행 연구들이 NSSI와 자살 행동 간의 관계를 확인하였음에도 불구하고, 모든 자해 경험자가 동일한 위험 수준을 보이는 것은 아니라는 점에 주목할 필요가 있다. 본 연구는 NSSI와 자살 행동의 관계를 탐색함에 있어 NSSI 경험자들이 동일한 자살 행동 위험을 지니는 것이 아니라 자해 방법, 빈도, 심각성 등에 따라 자살 행동으로의 가능성이 상이하다는 것을 규명하는 데 초점을 둔다. 이는 NSSI 경험자 집단 내에 존재하는 이질성을 간과하기 쉬운 기존의 접근 방식의 한계를 보완하는 시도로서, 자살 행동 위험이 있는 집단을 보다 정밀하게 식별하기 위한 필요성과 맞닿아 있다.

기존의 자살 행동 위험군 분류 연구는 주로 연령대와 성별과 같은 인구사회학적 특성에 따라 집단을 구분하여 위험 요인의 차이를 탐색하거나 회귀분석을 통해 자살 행동에 대한 위험 요인을 규명하고자 하였다. 하지만 대다수의 연구가 제한된 수의 요인만을 탐색하거나 소규모 표본에 의존하여 수행되었다는 한계가 있다(김소린 외, 2014; 박선영 & 김종운, 2021; 정명희 & 허성희, 2017). 회귀분석과 같은 전통적 통계 기법(traditional statistical methods)은 독립변수 간 상관관계가 높을 경우 모델의 안정성과 해석력을 저해하는 다중공선성 문제가 발생하기 쉽다는 한계를 지닌다(Hair et al., 2019). 특히, 자살 행동과 같이 개인의 내부와 외부 요인이 복합적으로 상호작용하는 현상을 탐색함에 있어, 이러한 전통적 통계 기법의 한계는 더욱 뚜렷하게 나타날 수 있다. 즉, 전통적 통계 기법으로는 자살 행동을 충분히 설명하거나 위험군을 분류하는 데 한계가 있다. 실제로 Franklin 등(2017)은 메타분석 연구를 통해 지난 수십 년간 전통적 통계 기법으로는 자살 행동에 대한 예측력의 실질적인 개선을 이루지 못했음을 지적하며, 이에 따라 새로운 방법론적 접근의 필요성이 제기되고 있다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 최근 연구에서는 머신러닝 기법을 활용하여 자살 행동에 대한 예측력을 높이고자 하는 노력이 지속되고 있다. 머신러닝은 데이터 내의 미세한 패턴과 변인 간의 상호작용을 효과적으로 포착할 수 있을 뿐만 아니라(Linthicum et al., 2019), 전통적 통계 기법으로는 규명하기 어려운 변수 간의 관계를 정밀하게 식별해 낼 수 있다는 강점을 지닌다(Kyriazos & Poga, 2024). 이에 따라 전통적 방법론의 한계를 극복할 수 있는 대안으로 머신러닝 기법을 적용한 자살 행동 연구가 주목받고 있다.

머신러닝을 활용한 연구에서는 일반적으로 다수의 알고리즘을 비교 분석하여, 가장 높은

예측력을 보이는 최적의 알고리즘을 선정하는 방식이 활용된다. 이는 알고리즘에 따라 데이터 특성이나 변수 간의 관계를 학습하는 방식이 상이하여, 동일한 데이터셋이라도 적용된 알고리즘에 따라 분류 성능이 달라질 수 있다는 특징 때문이다. 이러한 비교 기반 접근은 최근 자살 행동 위험군 분류 연구에서도 점차 확산되고 있다. 네덜란드 청소년을 대상으로 한 연구에서는 Random Forest(RF)와 Least Absolute Shrinkage and Selection Operator Regression(LASSO)을 비교하여 자살 시도를 예측하는 최적의 알고리즘을 도출하였으며(Van Vuuren et al., 2021), 튀르키예 대학생을 대상으로 한 연구는 4가지 머신러닝 알고리즘(Logistic Regression[LR], Support Vector Machine[SVM], RF, Naive Bayes[NB])을 활용하여, 자살 사고 위험군을 분류하는 모형의 성능을 비교하였다(Ballı et al., 2025). 뿐만 아니라 한국, 미국, 노르웨이 청소년을 대상으로 한 다국가 연구에서도 XGBoost(XGB), RF, Light Gradient Boosting Machine(LightGBM) 등 4종의 알고리즘을 비교 분석하여 자살 사고 위험군을 분류하는 최적화된 알고리즘을 도출하였다(Kim et al., 2024). 이러한 연구들은 자살 행동 위험군 분류에 있어 단일 알고리즘에 의존하기보다, 다양한 알고리즘을 비교 및 검토하는 접근이 보편적인 연구 방법으로 자리 잡고 있음을 보여준다.

국내에서도 머신러닝 기법을 적용한 자살 행동 위험군 분류 연구가 꾸준히 증가하고 있다. 한국 청소년을 대상으로 한 연구에서는 LR, SVM, Artificial Neural Network(ANN), RF, XGB 등 다양한 알고리즘을 활용하여 최근 1년 이내의 자살 시도 경험 여부를 분류하는 모형의 성능을 비교 검증하였고(Lim et al., 2022), 중·고령층을 대상으로 한 연구에서는 SVM, Naive Bayes(NB), K-Nearest Neighbors (KNN) 알고리즘을 비교하여 최근 1년 이내의 자살 사고를 경험한 집단을 분류하는 최적의 알고리즘을 도출하였다(정현우 & 장진수, 2024). 또한 성인을 대상으로 한 연구에서는 LR과 RF 알고리즘을 비교하여 자살 사고 위험군 분류에 더 효과적인 알고리즘을 확인함으로써 머신러닝 방법론이 자살 행동 위험군 분류에 유용하게 활용될 수 있음을 입증하였다(Kim & Lee, 2025). 이처럼 국내에서는 다양한 연령층의 자살 사고 위험군을 분류하기 위해 다수의 머신러닝 알고리즘을 비교 분석하는 연구가 점진적으로 증가하고 있다. 하지만 기존 연구들은 주로 성인, 청소년, 중·고령자를 대상으로 진행되었으며, 20대 청년층을 독립적인 연구 대상으로 설정한 사례는 부족한 실정이다. 더욱이 국내 연구의 상당수는 자살 행동의 특정 단계에 영향을 미치는 요인을 분류하는 데 초점을 맞추고 있으며, 특히 20대 청년층을 포함한 연구에서는 최근의 자살 행동보다는 생애 전반의 자살 행동 위험군을 분류하는 경향을 보인다. 이러한 연구 동향은 20대 청년층의 자살 행동 위험 요인을 심층적으로 규명하는 데 있어 제한점이 존재함을 시사한다. 이에 20대 청년층을 대상으로 최근 1년 이내 자살 행동 위험군을 분류할 수 있는 연구가 필요하다.

최근 20대 청년층의 자살률이 지속적으로 증가하고 있음에도 불구하고, 이들의 자살 행동에 관한 연구는 여전히 부족한 상황이다. 국내 기존의 자살 행동 연구는 대부분 성인, 청소년, 중·고령자 집단에 집중되어 있으며, 자살 행동의 단일 단계에 대한 영향 요인 규명에 주안점을 두고 있다. 더욱이 이러한 연

구들은 최근의 자살 행동보다는 생애 전체에 걸친 자살 행동 경험의 여부를 분류하는 데 중점을 두는 경향이 있다. 이에 본 연구에서는 20대 청년층을 독립적인 분석 대상으로 설정하여, 자살 사고, 계획, 그리고 시도로 이어지는 자살 행동의 각 단계별 위험 요인을 탐색하고자 한다. 특히 본 연구에서는 자살 행동 위험군 분류에 영향을 미치는 요인을 탐색함에 있어 기존 자살 행동 관련 선행 연구들과 이론적 틀을 기반으로 위험 요인을 선정하였다. 구체적으로 통합적 동기-의지 모형(Integrated Motivational-Volitional Model, IMV; O'Connor, 2011), IPTS(Joiner, 2005), 생물심리사회적 모델(Turecki & Brent, 2016) 등 자살 행동을 설명하는 기존 이론들을 바탕으로 요인을 선정하였으며, 이러한 이론들은 자살 행동이 개인의 심리적 요인, 대인관계적 요인, 정신건강 상태, NSSI 특성 등 다수 요인의 상호작용에 의해 발생함을 제시하고 있다. 따라서 본 연구의 독립변수들은 단순한 차원 축소나 데이터 마이닝 기법에 의해 임의로 추출된 것이 아니라, 다수의 선행 연구를 통해 검증된 이론적 근거를 가진 요인이라 할 수 있다. 이는 특정 표본에서 나타난 우연적 패턴에 대한 학습 가능성을 최소화하고 연구 결과의 일반화 가능성을 높이는 방법론적 장점을 제공한다. 나아가 최근 머신러닝 기반 자살 행동 위험군 분류 연구의 비교 분석 접근법을 적용하여, 선형 기반, 트리 기반, 커널 기반, 생성 기반, 거리 기반 등 상이한 특성을 가진 10개의 머신러닝 알고리즘을 활용하여 분류 성능을 종합적으로 비교 분석한다. 이를 통해 20대 청년층의 자살 행동 위험군 분류에 최적화된 알고리즘을 도출하고 핵심 위험 요인을 규명함으로써, 20대 청년층의 자살 행동 예방을 위한 실증적 근거를 마련하고자 한다.

방 법

연구참여자 및 절차

본 연구에서는 20대 청년층의 최근 1년 이내 자살 행동 위험군 분류 모델을 구축하기 위해 한국사회과학연구(SSK) 지원사업(과제번호: NRF-2021S1A3A2A02089682)의 일환으로 수집된 자료를 활용하였다. 해당 자료의 설문은 86만 명 이상의 패널을 보유한 온라인 설문 업체인 인바이트를 통해 홍보 및 모집이 진행되었으며, 표본의 대표성을 위해 한국 인구센서스에 보고된 인구통계학적 분포(성별, 지역)를 기반으로 한 할당 표집 방법을 사용하여 데이터를 수집하였다. 수집 연령의 경우 20대로 한정하였으며, 설문을 진행하기 이전 연구 목적과 개인정보 보호 방침에 대한 설명을 제공하였다. 또한 설문을 진행하는 동안 심리적 불편감이 발생하는 경우, 즉시 설문을 중단할 수 있었으며 불이익이 발생하지 않음을 사전에 명확히 안내하였다. 모든 응답은 익명으로 수집되었으며, 수집된 데이터는 암호화되어 연구 목적 이외에는 사용되지 않음을 고지하였다. 해당 설문은 2023년 3월 30일부터 5월 15일까지 약 6주간 진행되었다. 해당 설문에는 총 828명이 참여하였으며, 설문을 완료한 참여자에게는 설문 업체를 통해 소정의 적립금을 제공하였다. 본 설문은 연구자 소속기관으로부터 IRB(Institutional Review Board) 승인을 받은 후, 연구 윤리를 준수하여 실시되었다. 연구참여자의 인구사회학적 특성은 표 1과 같다.

표 1. 인구사회학적 특성 (N = 828)

Variables		Frequency (%)	Variables		Frequency (%)
성별	남성	323(39.0)	정신과 치료 경험	유	214(25.8)
	여성	505(61.0)		무	614(74.2)
거주상태	양부모	577(69.7)	심리상담 경험	유	376(45.4)
	한부모	157(19.0)		무	452(54.6)
	조부모	11(1.3)	만성 질환 또는 장애 유무	유	161(19.4)
	친척집	2(0.2)		무	667(80.6)
	보호기관	2(0.2)	최근 1년 이내 자살 행동 경험	자살사고	263(31.8)
	기타	79(9.5)		자살계획	68(8.2)
거주지역	구, 동	762(92.0)		자살시도	36(4.3)
	읍, 면, 리	66(8.0)			

측정변수

본 연구에서는 20대 청년층의 최근 1년 이내 자살 행동 위험군 분류 모델을 구축하기 위해 자살 사고, 계획 및 시도 여부를 종속변수로 설정하였다. 자살 사고의 경우, 발생 여부에 대한 이분형(0, 1) 측정과 더불어 최종 발생 시점에 대한 월 단위 조사를 실시하였다. 이를 바탕으로 최근 12개월 이내에 자살 사고를 경험한 사례를 '자살 사고 유경험' 집단으로 정의하였으며, 자살 계획 및 시도 변인 역시 동일한 절차를 통해 분류하였다. 본 연구에서 활용된 구체적인 요인은 표 2와 같다.

분류 모형

본 연구에서는 20대 청년층 자살 행동 위험군 분류에 최적화된 모형을 구축하기 위해 선형 기반(LR, LASSO, Ridge, Elastic Net), 트리 기반(RF, GRRF, XGB), 커널 기반(SVM), 생성 기반(NB), 거리 기반(KNN) 알고리즘을 통합적으로 탐색하였다. 분석은 R 4.4.2를 통해 수행되었으며, 변수 간의 척도 차이를 통제하고자 모든 독립변수를 Z-점수화하여 표준화하였다. 또한, 자살 계획 및 시도 데이터의 클래스 불균형 문제를 해결하기 위해 SMOTE(Synthetic Minority Oversampling Technique) 기법을 적용하여 분류의 편향성을 최소화하였다. 분류 모형의 견고성과 일반화 성능을 검증하기 위해, 본 연구에서는 10-fold 교차 검증(cross-validation)을 10회 반복 수행하였다. 아울러 모형의 분류 성능을 다각도로 평가하고 특정 클래스에 편향되는 것을 통제하기 위해 정확도(Accuracy), 정밀도(Precision), 재현율(Recall), 특이도(Specificity), F1 점수(F1-score), G-평균(G-mean), 그리고 AUC(Area Under the Curve)를 핵심 성과 지표로 채택하여 분석을 진행하였다. 본 연구에서는 다양한 머신러닝 알고리즘의 분류 성능을 비교하여 도출된 최적의 모형을 기반으로, 결과에 영향을 미치는 핵심 위험 요인을

표 2. 연구 활용 요인

구분	영역	항목	변수유형
독립변수	인구사회학적 변인	성별	이분형
		거주상태	범주형
		거주지역	이분형
		정신과 치료 경험	이분형
		심리상담 경험	이분형
	만성 질환 또는 장애 유무	만성질환	이분형
		스트레스성 복통	이분형
		이명	이분형
		근육통	이분형
		두통	이분형
		가슴통증	이분형
		만성피로	이분형
		과호흡	이분형
		잦은 설사	이분형
		기타	이분형
	약물 오남용 경험	펜타닐	이분형
		수면제 또는 수면유도제	이분형
		진통제	이분형
		식욕억제제	이분형
		고카페인 에너지 드링크	이분형
		기타 약물	이분형
	수면습관	수면시간 부족	범주형(5점척도)
		수면 패턴 불규칙	범주형(5점척도)
		수면 장애로 인한 기능 저하	범주형(5점척도)
	외상 관련 변인	39개 외상사건 경험 여부	이분형
		외상 후 성장	범주형(6점척도)
	자해행동 관련 변인	21개 자해행동 경험 여부	이분형
		자해 기능	범주형(4점척도)
		자해 심각도	범주형(3점척도)

표 2. 연구 활용 요인 (계속)

구분	영역	항목	변수유형
독립변수	대인관계 변인	대인관계 신념	범주형(4점척도)
		양육태도	범주형(4점척도)
		사회적 지지	범주형(5점척도)
	심리 변인	반추	범주형(4점척도)
		심리적 디스트레스	범주형(5점척도)
		무망감	범주형(2점척도)
		자아탄력성	범주형(5점척도)
		사회적 문제해결 능력	범주형(5점척도)
		시간관	범주형(5점척도)
		좌절된 소속감	범주형(7점척도)
		패배감	범주형(5점척도)
		속박감	범주형(5점척도)
		학업소진	범주형(7점척도)
		정서조절곤란	범주형(5점척도)
		분노	범주형(5점척도)
		경험회피	범주형(7점척도)
		자살에 대한 사회적 노출	범주형(4점척도)
종속변수	최근 1년 이내 자살 행동	자살사고	이분형
		자살계획	이분형
		자살시도	이분형

표 3. 연구에 사용된 머신러닝 알고리즘

머신러닝 알고리즘		개념
선형 기반	Logistic Regression	이진 분류 문제에 널리 사용되는 선형 모델로, 각 변수의 영향력을 계수로 확인할 수 있어 해석력이 우수
	Least Absolute Shrinkage and Selection Operator	L1 규제를 적용하여 영향력이 미미한 변수의 계수를 0으로 만듦으로써, 모델 단순화와 변수 선택을 동시에 수행
	Ridge Regression	L2 규제를 통해 변수 간 다중공선성 문제를 완화하고, 계수의 크기를 줄여 모델의 과적합을 방지
	Elastic Net Regression	LASSO와 Ridge의 규제 방식을 결합하여, 상관관계가 높은 변수들이 존재하는 데이터셋에서 안정적인 성능을 보임

표 3. 연구에 사용된 머신러닝 알고리즘 (계속)

머신러닝 알고리즘		개념
트리 기반	Random Forest	다수의 결정트리를 독립적으로 학습시킨 후 투표를 통해 최종 분류를 수행하는 앙상블 모델로, 일반화 성능이 뛰어남
	Guided Regularized Random Forest	랜덤 포레스트에 규제를 더하여 중복되거나 영향력이 낮은 변수를 효과적으로 제거하고 핵심 변수만을 추출
	eXtreme Gradient Boosting	가중치를 순차적으로 업데이트하는 부스팅 기법에 규제화 처리를 더해, 빠른 학습 속도와 매우 높은 분류 정밀도를 나타냄
커널 기반	Support Vector Machine	데이터 간 거리를 최대화하는 최적의 결정 경계를 찾아 분류하며, 고차원 공간의 복잡한 비선형 관계 처리에 효율적
생성 기반	Naive Bayes	각 변수가 독립적이라는 가정하에 조건부 확률을 계산하며, 계산 비용이 적고 희소 데이터 처리에 강점
거리 기반	k-Nearest Neighbors	새로운 데이터와 인접한 K개의 기존 데이터 사이의 거리를 측정하여 가장 빈도가 높은 범주로 할당하는 직관적인 비모수 모델

탐색하기 위해 변수 중요도(Feature Importance)를 산출하였다. 특정 알고리즘의 내부 구조에 국한되지 않고 일관된 기준으로 변수의 기여도를 평가할 수 있는 모형 독립적(Model-agnostic) 변수 중요도 평가 방식은 여러 모형을 비교 및 검증하는 본 연구의 목적에 가장 부합한다. 본 연구에서 활용된 10개의 모형은 표 3과 같다.

결 과

분류모형 성능 평가

20대 청년층 자살 행동 위험군 분류에 최적화된 모형을 선정하기 위해 선형 기반(LR, LASSO, Ridge, Elastic Net), 트리 기반(RF, GRRF, XGB), 커널 기반(SVM), 생성 기반(NB), 거리 기반(KNN) 알고리즘을 통합적으로 탐색하였으며, 그 결과는 표 4와 같다.

자살 사고 위험군 분류 모델의 성능을 평가한 결과, LASSO 알고리즘이 모델의 간결성과 분류 효율성에서 가장 뛰어난 결과를 보였다. LASSO는 전체 알고리즘 중 정확도(0.816)와 정밀도(0.798)에서 높은 수준을 기록했으며, 모델의 종합적 분류 성능을 보여주는 AUC 값 또한 0.862로 최상위권으로 나타났다. 자살 계획 위험군 분류 알고리즘의 성능을 비교한 결과, 모델의 식별 능력과 위험군 탐지 역량을 종합적으로 평가했을 때 Elastic Net이 가장 효과적인 모델로 확인되었다. Elastic Net은 AUC 0.902의 우수한 분류 성능을 보였으며, 특히 실제 자살 계획을 가진 위험군을 정확하게 탐지하는 재현율에서 0.781을 달성하여 모든 알고리즘 중 최고 성능을 나타냈다. 더불어 G-mean 지표에서 0.815를 기록하여 데이터의

표 4. 머신러닝 알고리즘별 분류성능

알고리즘	종속변인	Accuracy	Precision	Recall	Specificity	F1-score	G-mean	AUC
LR	자살사고	0.759	0.632	0.595	0.835	0.609	0.703	0.795
	자살계획	0.858	0.274	0.419	0.898	0.333	0.591	0.689
	자살시도	0.906	0.181	0.316	0.933	0.295	0.459	0.699
LASSO	자살사고	0.816	0.798	0.572	0.930	0.662	0.727	0.862
	자살계획	0.857	0.346	0.770	0.864	0.473	0.810	0.885
	자살시도	0.791	0.156	0.836	0.789	0.262	0.805	0.873
Ridge	자살사고	0.796	0.745	0.551	0.910	0.629	0.705	0.861
	자살계획	0.856	0.346	0.776	0.864	0.474	0.813	0.900
	자살시도	0.852	0.185	0.676	0.860	0.290	0.746	0.863
Elastic Net	자살사고	0.810	0.797	0.546	0.933	0.644	0.711	0.864
	자살계획	0.854	0.342	0.781	0.861	0.471	0.815	0.902
	자살시도	0.842	0.181	0.721	0.847	0.288	0.767	0.878
RF	자살사고	0.800	0.737	0.581	0.901	0.646	0.721	0.855
	자살계획	0.926	0.597	0.391	0.974	0.467	0.595	0.903
	자살시도	0.958	0.606	0.137	0.995	0.449	0.238	0.873
GRRF	자살사고	0.785	0.701	0.574	0.884	0.627	0.709	0.826
	자살계획	0.922	0.550	0.433	0.965	0.474	0.626	0.867
	자살시도	0.942	0.328	0.259	0.973	0.395	0.400	0.787
XGB	자살사고	0.807	0.741	0.612	0.897	0.664	0.737	0.849
	자살계획	0.923	0.575	0.320	0.977	0.430	0.515	0.886
	자살시도	0.958	0.563	0.204	0.993	0.520	0.311	0.820
SVM	자살사고	0.796	0.707	0.624	0.876	0.660	0.738	0.858
	자살계획	0.931	0.598	0.529	0.967	0.544	0.696	0.890
	자살시도	0.954	0.250	0.025	0.996	0.400	0.050	0.803
NB	자살사고	0.714	0.877	0.117	0.992	0.209	0.322	0.847
	자살계획	0.920	0.975	0.023	1.000	0.259	0.058	0.892
	자살시도	0.957	1.000	0.001	1.000	0.400	0.002	0.860
KNN	자살사고	0.759	0.886	0.278	0.983	0.417	0.516	0.842
	자살계획	0.918	NA	0.000	1.000	NA	0.000	0.872
	자살시도	0.957	NA	0.000	1.000	NA	0.000	0.821

클래스 불균형 문제를 성공적으로 해결하고 자살 계획 여부를 안정적으로 구분해 냈다. 자살 시도 위험군 분류 알고리즘의 성능 비교 결과, Elastic Net은 모델의 전체적인 판별력을 나타내는 AUC에서 0.878을 달성하여 모든 알고리즘 중 최상의 성능을 나타냈다. 자살 시도 데이터의 심각한 클래스 불균형 상황에서도 실제 시도자를 식별하는 재현율(0.721)과 집단 간 균형적 분류를 의미하는 G-mean (0.767)에서 모두 우수한 결과를 보였다. 또한 다른 정규화 모델들에 비해 상대적으로 높은 정밀도(0.181)를 확보하여, 오분류로 인한 사회적 비용을 줄이면서도 고위험군을 정밀하게 선별할 수 있는 능력을 입증하였다.

주요 영향 요인 탐색

본 연구는 20대 청년층의 자살 행동 단계별 (사고, 계획, 시도) 위험군 분류 모델에서 가장 높은 설명력을 나타낸 상위 10개 변수를 확인하였으며, 그 결과는 표 5와 같다. 최적의 위험군 분류 모델에서의 변수 중요도를 산출한 결과, 자살 사고 위험군 분류 모델(LASSO)에서는 성별이 가장 강력한 핵심 위험 요인으로 도출되었으며, 자살 미디어 모방과 우울이 차례로 높은 기여도를 보였다. 자살 계획 단계 (Elastic Net)의 경우, 정신과 치료 경험의 설명력이 가장 높았으며, 자살 미디어 모방과 칼 같은 날카로운 물건으로 피부를 긋거나 상처를 내는 자해 행동이 핵심 위험 요인으로 확

표 5. 자살 행동 위험군 분류 상위 10개 위험 요인

자살 사고	변수설명 (LASSO)		자살 계획	변수설명 (Elastic Net)		자살 시도	변수설명 (Elastic Net)	
	변인 명	변수 중요도		변인 명	변수 중요도		변인 명	변수 중요도
1	성별	.741	1	정신과 치료 경험	.113	1	자해 심각도	.157
2	(자살에 대한 사회적 노출) 자살 미디어 모방	.600	2	(자살에 대한 사회적 노출) 자살 미디어 모방	.100	2	정신과 치료 경험	.119
3	(심리적 디스트레스) 우울	.365	3	(자해 행동) 칼 같은 날카로운 물건으로 피부를 긋거나(컷팅) 상처를 낸다.	.097	3	(자해 행동) 칼 같은 날카로운 물건으로 피부를 긋거나(컷팅) 상처를 낸다.	.098
4	(만성 질환) 만성피로	.349	4	(만성 질환) 만성질환이나 장애	.087	4	(자해 행동) 고의로 자신을 손으로 때리거나 벽이나 책상 등에 부딪힌다.	.095
5	(자해 행동) 고의로 자신을 손으로 때리거나 벽이나 책상 등에 부딪힌다.	.330	5	(자살에 대한 사회적 노출) 대인관계 노출	.084	5	(시간관) 과거 부정	.070

표 5. 자살 행동 위험군 분류 상위 10개 위험 요인 (계속)

자살 사고	변수설명 (LASSO)		자살 계획	변수설명 (Elastic Net)		자살 시도	변수설명 (Elastic Net)	
	변인 명	변수 중요도		변인 명	변수 중요도		변인 명	변수 중요도
6	(심리 변인) 내적 속박감	.299	6	자해 심각도	.084	6	(자살에 대한 사회적 노출) 자살 미디어 모방	.068
7	(자해 행동) 자기 비하적인 생각을 해서나 자신을 괴롭힌다.	.291	7	(자살에 대한 사회적 노출) 대인관계 모방	.083	7	(심리 변인) 인식된 짐스러움	.066
8	(자해 행동) 칼 같은 날카로운 물건으로 피부를 긋거나(컷팅) 상처를 낸다.	.225	8	(심리적 디스트레스) 우울	.079	8	수면제 또는 수면유도제 오남용	.060
9	자해 심각도	.216	9	(심리 변인) 분노	.073	9	(심리적 디스트레스) 불안	.053
10	(만성 질환) 이명	.204	10	(자해 기능) 개인 내적 동기	.072	10	(자살에 대한 사회적 노출) 대인관계 노출	.049

인되었다. 마지막으로 자살 시도 단계(Elastic Net)에서는 자해 심각도의 설명력이 가장 높았으며, 정신과 치료 경험과 칼 같은 날카로운 물건으로 피부를 긋거나 상처를 내는 자해 행동이 핵심 위험 요인으로 확인되었다.

논 의

본 연구는 20대 청년층의 최근 1년 이내 자살 행동 고위험군을 분류하기 위해 상이한 특성을 가진 10가지 머신러닝 알고리즘의 분류 성능을 비교하여 최적 모형을 선정하고, 20대 청년층의 자살 행동 여부를 분류하는 데 영향을 미치는 핵심 위험 요인을 탐색하였다. 본 연구에서는 도출된 핵심 위험 요인을 통해 20대 청년층의 자살 행동 개입에 대한 시사점을 제공하고자 하였다. 본 연구의 주요 결과와 논의는 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 20대 청년층의 자살 행동 고위험군 분류를 위한 최적의 모형을 규명하고자 선형(LR, LASSO, Ridge, Elastic Net), 트리(RF, GRRF, XGB), 커널(SVM), 생성(NB), 거리기반(KNN) 알고리즘의 성능을 비교 분석하였다. 분석 결과, 자살 사고 분류 모델로는 LASSO, 자살 계획 및 시도 분류 모델로는 Elastic Net이 가장 우수한 성능을 나타냈다. 이는 머신러닝 기반의 분류 모형이 20대 청년층의 자살 위험군을 식별하고 위험 수준에 따른 개입에 근거를 마련하는 데 유효한 도구로 활용될 수 있음을 시사한다.

둘째, 본 연구에서는 최적의 분류 성능을 보인 알고리즘의 변수 중요도를 기준으로 20대 청년층의 자살 행동에 영향을 미치는 핵심

위험 요인을 탐색한 결과 총 20개의 핵심 위험 요인이 도출되었으며, 이는 '자살 모방 관련 요인', '자해 관련 요인', '심리적 요인', '인구사회학 및 병력 요인'의 네 가지 유형으로 범주화되었다.

먼저, '자살 모방 관련 요인' 중 '미디어 모방'은 자살 사고, 계획, 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났으며, '대인관계 모방'은 자살 계획의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 이러한 결과는 미디어 보도가 개인의 자살 행동을 촉발할 수 있다는 '베르테르 효과(Werther effect)'와 맥락을 같이 한다(Phillips, 1974). 베르테르 효과에 대한 체계적 문헌고찰 연구들에 따르면, 자살 사망자와의 연령 유사성과 자살 사건 보도의 빈도, 자살 방법의 구체적 묘사 등이 자살 모방의 위험을 유의하게 증가시키는 것으로 나타났다(Lee et al., 2023a; Niederkrotenthaler et al., 2020). 즉, 유명인의 자살이 선정적인 제목과 구체적인 자살 방법을 포함하여 반복 보도될 경우, 유사한 연령대의 개인은 자살을 하나의 현실적인 대응 방식으로 인식할 위험이 커질 수 있음을 의미한다(Niederkrotenthaler et al., 2020). 특히, 20대의 자살은 사회적 주목도가 높아 더욱 자극적이고 반복적으로 보도될 가능성이 있으며(Choi, 2023), SNS를 비롯한 디지털 플랫폼 활용도가 높은 20대 청년층의 경우 타인의 자살에 관한 구체적인 정보에 노출될 가능성이 상대적으로 높다. 이는 20대 청년층이 타 연령대와 비교하여 베르테르 효과에 더욱 민감하게 반응하거나 그 영향력을 크게 받을 위험이 높음을 시사한다.

주변인의 자살 시도 또는 자살 사망에 대한 노출 경험을 의미하는 '(자살에 대한 사회적 노출) 대인관계 노출 또한 자살 계획 및 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 자살로 인해 가족 또는 가까운 사람을 잃은 개인은 자살생존자(suicide survivor)로 정의된다(McIntosh, 1987). 자살생존자 관련 선행 연구들에 따르면, 이들은 사별 후 수개월에서 수년에 이르는 기간 동안 복합적인 애도 반응을 경험하며, 우울증 및 외상 후 스트레스 증상의 영향으로 인해 자살 위험도가 증가하는 것으로 나타났다(Pitman et al., 2014; Maple et al., 2018; Levi-Belz & Lev-Ari, 2019). 특히 고인과 정서적으로 가까울수록 심리적 고통이 높게 나타났으며, 적절한 심리적 개입이 부재할 경우 자살 행동 위험이 높아지는 것으로 보고되었다(Cerel et al., 2016; Jordan & McIntosh, 2011). 이에 따라, 자살생존자를 위한 전문적인 심리 지원 시스템의 구축이 요구된다. 이를 위해 학교, 직장, 지역사회에서 자살 사망 사건 발생 시 자살생존자를 대상으로 위기 개입, 애도 상담, 집단 프로그램 등의 심리 지원을 제공할 수 있는 체계를 마련해야 한다. 또한 상담 장면에서는 애도 과정에 대한 심리상담과 감정 표현을 촉진하는 애도 상담 프로그램을 통해, 정신건강의 악화를 예방하고 사회적 기능을 회복할 수 있도록 지원하는 것이 중요하다.

셋째, 본 연구에서 도출된 '자해 관련 요인'은 '자해의 기능', '자해의 방법', '자해 심각도'를 포함한다. 이는 20대 청년층의 자살 행동을 분류함에 있어 자해를 단일 지표로 다루기보다, 기능·방법·심각도라는 서로 다른 차원으로 세분화하여 평가할 필요가 있음을 시사한다(Ammerman et al., 2019; Knorr et al., 2019; Nock & Prinstein, 2004).

먼저, '자해의 기능'은 자해 행동을 통해 부정적 정서를 완화하거나 자해 행동을 자신을

진정시키기 위한 동기로 활용하는 '내적 동기'와, 타인의 관심 또는 지지를 유도하거나 대인관계를 조절하기 위한 동기로 활용하는 '사회적 동기'를 포함한다(Nock & Prinstein, 2004). 본 연구에서는 내적 동기가 자살 계획의 핵심 위험 요인으로 나타났으며, 이는 자해 행동에 내적 동기가 작용하는 경우 자살 계획으로의 이행 가능성이 높아질 수 있음을 의미한다. 스페인 청소년을 대상으로 진행된 선행연구에 따르면 자해 기능에 대한 의존도가 높을수록 자해 심각도와 자살 위험이 함께 증가하는 경향이 보고된 바 있다(Calvete et al., 2015).

한편, '자해의 방법'에는 커팅(cutting), 히팅(hitting), 그리고 자기비하적 사고가 포함되었다. 본 연구에서 커팅은 자살 사고, 계획, 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났고, 히팅은 자살 사고 및 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났으며, 자기비하적 사고는 자살 사고의 핵심 위험 요인으로 확인되었다. 이는 커팅과 히팅 등 특정 자해 방법이 반복될수록 자해 심각도와 자살 위험이 높아진다는 선행연구와 일치하는 결과이다(Allen et al., 2019; Ammerman et al., 2019; Baer et al., 2020; Victor & Klonsky, 2014). 결론적으로, 20대 청년층의 자살 위험성을 평가함에 있어 내담자가 경험한 구체적인 자해 방법은 내담자의 자살 위험 수준을 식별하고 분류하는 핵심적인 지표로 기능할 수 있다.

마지막으로, 자해의 빈도와 충동성을 의미하는 '자해 심각도'는 본 연구에서 자살 사고, 계획, 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 이는 자해의 빈도와 충동성이 자살 행동에 대한 취약성을 나타내는 핵심 지표임을 시사하며, 실제로 미국의 20대 청년층을 대상으로 한 선행연구에서는 자해 심각도가 높을수록 자살 행동의 위험도가 증가하는 것으로 나타났다(Anestis et al., 2015; Knorr et al., 2019).

이러한 결과는 자해 관련 특성이 자살 사고, 계획, 시도 전반과 연관되어 있음을 의미하며, 상담 장면에서 내담자에 대한 자살 행동 위험 평가와 개입의 우선순위를 설정할 때, 자해 관련 특성을 고려해야 함을 시사한다. 이에 따라 자해 행동을 하는 20대 청년층 내담자에게는 다음과 같은 접근이 필요하다. 첫째, 20대 청년층의 자살 위험 평가 시 자해 방법, 빈도, 심각도, 기능을 구체적으로 평가해야 한다. 둘째, 자해 행동의 내적 동기를 평가한 후, 해당 기능에 근거하여 내담자가 대처 전략을 경험할 수 있도록 돕는 개입이 필요하다. 구체적으로, 내담자의 내적 동기가 높은 경우에는 정서적 고통을 견디고 조절할 수 있도록 그라운딩과 같은 안정화 기법 및 감정 허용 중심의 훈련을 제공할 수 있다. 마지막으로 자해 행동이 빈번하거나 강한 자해 충동을 호소하는 내담자에 대해서는 자해 행동의 감소 및 중단을 목표로 한 안정화 기법과 안전계획 수립을 병행함으로써 자해가 자살 행동으로 이행될 위험을 감소시키는 것이 중요하다.

넷째, 본 연구에서 도출된 '심리적 요인'은 '내적 속박감', '인식된 짐스러움', '불안', '우울', '분노', '과거 부정 시간관'을 포함한다. 먼저 '내적 속박감'은 자살 사고의 핵심 위험 요인으로 나타났으며, '인식된 짐스러움'과 '불안'은 자살 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 또한, '우울'은 자살 사고 및 계획의 핵심 위험 요인으로, '분노'는 자살 계획의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 그리고 '과거 부정 시간관'은 자살 시도의 핵심 위험 요인으로 나타났다. 이는 자살 행동이 일시적인 기

분 저하로 인해 발생하는 것이 아닌 현재와 과거에 대한 인지적 해석 및 정서 상태와도 밀접하게 관련되어 있음을 시사한다. 본 연구에서 도출된 '심리적 요인'은 자살 행동의 단계별 영향 요인을 설명하는 IMV 모델의 기본 가정과 대체로 일치하면서도, 일부 핵심 위험 요인에 대한 이해를 확장하는 시사점을 제공한다. IMV 모델에 따르면 자살 행동은 동기적 단계(Motivational-phase)와 실행적 단계(Volitional-phase)로 구분된다. IMV 모델에서 자살 사고의 형성은 주로 '패배감', '속박감', '좌절된 소속감', '인식된 짐스러움' 등 동기 단계 요인과 관련되며, 자살 행동으로의 이행은 '충동성', '자살 수단 접근성', '죽음에 대한 두려움 감소', '과거 자살 행동' 등 실행 단계 요인에 의해 촉진된다(O'Connor, 2011). 또한, 불안의 경우 자살 계획 및 시도와 관련될 수 있다고 설명한다(O'Connor, 2011). 본 연구에서 우울이 자살 사고의 핵심 위험 요인으로 나타난 결과는, 국내 청년층 및 대학생을 대상으로 한 선행연구에서 우울이 자살 사고와 유의하게 관련되는 것으로 보고된 결과와 일치한다(Kang et al., 2024; Lee et al., 2023b). 반면, 본 연구에서는 불안과 인식된 짐스러움이 자살 시도의 핵심 위험 요인으로 확인되었다. 이는 IMV 모델의 실행단계, 즉 자살 사고가 실제 행동으로 이행되는 전환점에서 두 요인이 유의한 영향을 미칠 수 있음을 시사하는 결과이다. IMV 모델을 검증한 초기의 성인 대상 연구에서 인식된 짐스러움은 자살 사고의 위험 요인으로 다루어져 왔으나(Dhingra et al., 2015), 최근에는 자살 시도와의 직접적 관련성을 확인한 연구들이 누적되고 있다(Cleare et al., 2021). 본 연구는 IMV 모델에서 제시된 주요 위험 요인들이 국내 20대 청년층 표본에서도 일관되게 나타남을 확인함으로써 모델의 타당성을 지지하였다. 나아가, 기존에 자살 사고 단계의 위험 요인으로 다루어져 온 불안과 인식된 짐스러움이 실행 단계에서도 유의한 영향을 미치는 것으로 나타나, IMV 모델의 단계별 영향 요인 체계를 확장해야 할 필요성을 제기한다.

또한, 본 연구에서 도출된 '심리적 요인'은 IMV 모델에서 핵심적으로 논의되는 '내적 속박감'과 '인식된 짐스러움'뿐 아니라, '우울', '분노', '과거 부정 시간관'을 포함한다는 점에서 주목할 필요가 있다. 특히 분노는 IMV 모델에서 자살 행동을 설명하는 핵심 구성 요인으로 제시되지는 않았으나, 본 연구에서는 자살 계획의 핵심 위험 요인으로 도출되었다. 이는 자살 계획이 우울뿐 아니라 분노와도 관련될 수 있음을 시사하며, IMV 모델의 영향 요인 체계에 분노를 포함한 확장적 논의의 필요성을 제기한다. 국내 성인을 대상으로 한 연구에서도 분노 관련 특성은 자살 행동과 관련되는 것으로 보고되어 왔다. Kim 등(2023)은 분노가 자살 행동의 위험 요인으로 나타났다고 보고하였으며, 20대 성인을 대상으로 한 Yoon과 Park(2024)의 연구에서는 역기능적 분노표현이 자살 사고와 유의한 관련성을 보였고, 속박감이 역기능적 분노표현을 매개로 자살 사고에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그럼에도 불구하고, 이와 같은 선행연구들은 주로 자살 사고 또는 자살 행동 전반을 다루고 있어, 분노가 자살 계획에 미치는 영향을 직접적으로 검증한 근거는 아직 제한적이다. 따라서 본 연구의 결과는 분노가 자살 사고 수준에 그치지 않고 자살 계획과 같은 구체화된 위험 단계와도 관련될 가능성을 제시한다는 점에서 의의가 있다. 마지막으로 시간관

(time perspective)은 개인이 과거, 현재, 미래를 인식하고 경험하는 방식과 태도를 의미하며, 이 중 '과거 부정 시간관'은 과거 경험을 전반적으로 부정적이고 불만족스럽게 지각하는 경향을 나타낸다(Zimbardo & Boyd, 2014). 과거 부정 시간관이 자살 시도의 핵심 위험 요인으로 확인된 본 연구의 결과는, 성인 표본에서 과거에 대한 부정적 평가 경향이 자살 행동과 연관될 수 있음을 보고한 선행 연구와도 맥락을 같이한다(Sokol et al., 2024). 이에 따라 20대 청년층의 자살 위험 평가 시 현재의 고통에 국한하지 않고 과거 경험에 대한 인식 및 해석 방식을 함께 고려해야 하며, 특히 과거의 자신을 실패자로 규정하거나 자기비난이 두드러지는 내담자의 경우 자살 위험성을 면밀히 평가할 필요가 있다.

다섯째, 본 연구에서 도출된 '인구사회학 및 병력 요인'은 '성별', '만성피로', '이명', '만성 질환 또는 장애', '정신과 치료 경험', '수면제 또는 수면 유도제 오남용'을 포함한다. 이러한 결과는 20대 청년층의 자살 위험이 심리적 고통에 국한되지 않고, 신체적 건강 상태 및 의료 이용 이력과 같은 생물·사회적 맥락과도 긴밀히 연결되어 있음을 보여주며, 자살 위험 평가에서 다차원적 접근의 필요성을 뒷받침한다. 국내 성인을 대상으로 진행된 연구들에 따르면 성별에 따라 자살 사고의 보고가 상이한 것으로 나타났으며(Oh et al., 2020), 만성피로가 있는 집단의 자살 위험이 유의하게 높았다(Ahn et al., 2021). 또한 네덜란드의 16세에서 25세 청소년 및 청년을 대상으로 한 연구에서는 이명과 자살 사고의 동반 양상이 보고되었으며(Vogel et al., 2014), 캐나다의 15세에서 30세의 청소년 및 청년을 대상으로 한 연구에서는 만성 신체질환과 자살 행동의 관련성이 보고되었다(Ferro et al., 2017). 더불어 한국의 자살 시도자를 대상으로 한 연구에 따르면, 자살 의도가 높을수록 자살 시도 당시 정신과 치료를 받고 있었던 비율이 높게 나타났다(Woo et al., 2018). 한편, 본 연구에서 수면제 또는 수면유도제 오남용이 자살 시도의 핵심 위험 요인으로 도출된 결과는 수면 관련 약물의 부적절한 사용이 불면, 급성 심리적 고통, 정신건강 악화, 충동적 대처가 결합된 고위험 상태를 반영할 수 있음을 시사한다. 한국 청소년을 대상으로 한 연구에서는 약물 오남용 경험이 자살 사고, 계획, 시도 전반과 유의하게 관련되는 것으로 보고되었으며(Sim, 2023), 캐나다 퀘벡의 10-24세 청소년 및 청년 입원자료를 분석한 연구에서는 진정제 오남용 관련 입원 및 진정제 관련 자살 시도의 증가가 보고되었다(Auger et al., 2024). 다만 이들 연구는 각각 약물 오남용 전반 또는 진정제 오남용을 다루고 있어, 수면제 또는 수면유도제 오남용 자체가 자살 시도를 직접 예측하는지를 검증한 근거는 아직 제한적이다. 따라서 본 연구의 결과는 수면제 또는 수면유도제 오남용을 자살 시도의 직접 원인으로 해석하기보다, 자살 시도 위험이 높아진 상태를 반영하는 것으로 해석하는 것이 적절하다. 종합하면, 인구사회학 및 병력 요인은 20대 청년층의 자살 위험을 조기에 식별하는 데 활용될 수 있다. 특히 상담 장면에서 신체 증상이나 수면 관련 약물 오남용을 보이는 내담자를 접할 때, 이를 단순한 신체적 문제로 간과하지 않고 자살 행동 위험 평가의 단서로 활용할 수 있을 것이다.

본 연구의 의의 및 시사점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 20대 청년층의 자살 행동 고위험군 분류에 다양한 알고리즘의 성능

을 비교하여 최적의 알고리즘을 확인함으로써 머신러닝 방법론의 실효성을 검증하였다. 구체적으로, 자살 사고 분류에는 LASSO 알고리즘이, 자살 계획 및 시도 분류에는 Elastic Net 알고리즘이 가장 우수한 성능을 보였다. 이는 자살 행동의 각 단계에 따라 서로 다른 최적의 분류 알고리즘을 요구한다는 점을 의미한다. 둘째, '자살 모방 관련 요인', '자해 관련 요인', '심리적 요인', '인구사회학적 및 병력 요인'의 다양한 변인을 머신러닝 알고리즘에 투입하여 자살 행동 단계별 최적의 분류 모형과 핵심 위험 요인을 탐색함으로써 특정 이론에 국한되지 않고 자살 행동에 대한 여러 요인의 복합적인 영향을 규명하였다. 이는 전통적 통계 기법의 변수 투입 및 선택의 한계를 극복하고, 다양한 변인을 동시에 고려하는 방식으로 핵심 위험 요인을 도출했다는 점에서 의의가 있다. 특히, 자살 미디어 모방, 커팅 및 히팅 방식의 자해, 자해 심각도, 우울, 정신과 치료 경험은 자살 행동의 여러 단계에서 일관되게 핵심 위험 요인으로 도출되었다. 이는 자살 행동의 특정 단계에 국한되지 않고 전반에 걸쳐 일관된 영향력을 지니는 위험 요인을 도출하였다는 점에서 학술적 의의를 가진다. 셋째, 본 연구는 20대 청년층의 자살 위험을 조기에 선별하는 데 중요한 단서를 제공하며, 자살 행동의 단계에 따라 요구되는 개입 전략이 달라질 수 있음을 시사한다. 이에 본 연구는 핵심 위험 요인에 기반한 평가 및 개입 방향을 제시했다는 점에서 실무적 의의를 가진다. 나아가 본 연구에서 구축한 머신러닝 모형은 상담 및 정신건강 서비스 현장에서 추가 평가가 필요한 20대 청년을 선별하기 위한 보조적 의사결정 자료로 이해될 필요가 있다. 예컨대 상담자는 내담자의 인구사회학적 특성, 정신건강 상태, 자해 관련 변인 등을 바탕으로 산출된 위험 가능성 또는 분류 결과를 참고하여 내담자의 위험 수준을 보다 신속하게 파악할 수 있으며, 자살 행동 저위험군에서 고위험군에 이르는 단계별 개입 전략을 수립하는 데 활용할 수 있다. 또한 이러한 결과는 향후 대학상담센터나 정신건강복지센터에서 의사결정 지원 시스템(Decision Support System)을 개발할 때 참고할 수 있는 기초 자료가 될 수 있으며, 특히 전문 인력이 부족한 환경에서는 고위험군을 조기에 식별하고 상담 개입으로 연계하는 체계를 보완하는 역할을 할 수 있다.

마지막으로 본 연구의 제한점은 다음과 같다. 첫째, 자료 수집이 응답자의 자기보고 방식에 의존하였다는 점에서 방법론적 제약이 있다. 자기보고 자료는 자살 행동과 같은 민감한 주제에 대해 응답자의 문항 해석 차이나 사회적 바람직성 편향과 같은 영향을 받을 수 있어 측정의 정확성에 한계가 있을 수 있다(Millner et al., 2015; Podsakoff et al., 2003). 다만 본 연구와 같은 익명의 조사방식은 민감한 주제에 대한 심리적 부담을 완화하여 응답을 보다 솔직하게 이끌어낼 가능성도 있으므로, 자기보고 자료를 일률적으로 낮은 타당도의 자료로 보기는 어렵다. 또한 본 연구에서 보고된 20대 청년층의 자살 행동 비율(자살 사고 31.8%, 자살 계획 8.2%, 자살 시도 4.3%)은 동일 연령대의 국가 통계와 비교할 때 상대적으로 높은 수준으로 나타났다. 2022년 기준 우리나라 19~29세 성인의 자살 사고율은 7.3%, 자살 계획률은 1.1%, 자살 시도율은 0.7%로 보고된 바 있다(한국생명존중희망재단, 2024). 이러한 차이는 자기보고 자료의 특성과 조사방식에 따른 응답 경향, 표본 구성의 차

이에서 비롯되었을 가능성을 함께 고려할 필요가 있다. 따라서 후속 연구에서는 자기보고 설문의 장점을 유지하되, 조사방식에 따른 응답 특성을 함께 고려하고 필요에 따라 반복 측정, 심층 면담 및 임상적 관찰과 같은 다각적인 자료 수집 방법을 병행함으로써 응답자의 실제 경험과 자기보고 간의 차이를 보다 정교하게 검토할 필요가 있다. 둘째, 본 연구는 제한된 표본 수와 다수의 독립변수를 활용하였다는 점에서 표본의 특성에 과도하게 적합(overfitting)된 결과가 도출되었을 가능성을 완전히 배제하기는 어렵다. 특히 머신러닝은 복잡한 변수 간 관계를 포착할 수 있다는 장점을 지니는 반면, 데이터의 특수한 패턴이나 우연적 변동까지 함께 학습할 경우 다른 표본이나 모집단에 적용했을 때 분류 성능이 저하될 가능성이 있다. 또한 본 연구에서 제시한 머신러닝 분류 결과는 사용된 독립변수의 구성과 표본 특성에 영향을 받을 수 있으므로 결과의 일반화 가능성에 대해서도 신중한 해석이 요구되며, 동일한 변수 구성이 다른 표본에서도 유사한 분류 성능을 보이는지에 대한 추가적인 검증이 필요하다. 본 연구는 변수 선정에 있어 단순한 데이터 기반 탐색에만 의존하지 않고 선행연구와 이론적 근거를 바탕으로 수행하였으며, 알고리즘 간의 비교를 통해 분류 성능의 안정성을 검토하고자 하였다는 점에서 이러한 제한점을 일부 보완하고자 하였다. 그럼에도 후속 연구에서는 외부 표본을 활용한 검증이나 재현 연구를 통해 모형의 일반화 가능성을 보다 엄밀하게 확인할 필요가 있다. 셋째, 본 연구는 자살 사고, 계획, 시도를 각각 이분형 변수로 설정하고 최근 1년 이내의 발생 여부를 기준으로 측정하였다. 그러나 자살 사고를 측정함에 있어 자살 사고의 빈도, 지속 기간, 침투적 강도와 같은 중요한 정보들이 이분형 분류 과정에서 간과될 수 있으며, 자살 사고 발생 시점에 따른 위험도의 차이 또한 적절히 구분되지 않을 가능성이 있다. 또한, 본 연구에서는 자살 행동의 각 단계에 따른 핵심 위험 요인을 규명하기 위해 자살 사고, 계획, 시도를 독립적인 종속 변수로 설정하였다. 이러한 방식은 자살 행동의 단계별 핵심 위험 요인을 파악하는 데 유용하나, IMV 모델이 전제하는 자살 사고에서 실행으로 이어지는 위계적 과정을 충분히 반영하지 못하였다는 점에서 이론적 정합성이 부분적으로 제약될 수 있다. 넷째, 본 연구는 횡단 자료를 활용하였으므로 설명변수와 결과변수 간의 시간적 선후관계를 확인할 수 없다. 따라서 본 연구에서 구축한 모형은 특정 시점 이후의 자살 행동 발생을 예후적으로 예측하는 모형이라기보다, 동일 조사에서 측정된 변인들을 바탕으로 최근 1년 이내 자살 행동 경험 여부를 분류하는 모형으로 해석되어야 한다. 후속 연구에서는 종단자료를 활용하여 특정 시점의 심리적·대인관계적·자해 관련 변인이 이후 자살 행동 발생을 예측하는지 검증할 필요가 있다. 마지막으로, 본 연구는 20대 전체를 단일 집단으로 간주하고 분석하였으므로 향후 성별 등 세부적 하위 집단에 따른 핵심 위험 요인의 차이를 비교하고 분석하는 후속 연구가 요구된다.

이러한 한계에도 불구하고, 본 연구는 머신러닝 기법을 활용하여 20대 청년층의 자살 행동 관련 핵심 위험 요인을 포괄적으로 규명하고, 조기 선별 및 다차원적 개입의 실증적 근거를 제시했다는 점에서 그 기여가 분명하다.

참고문헌

Ahn, S.-H., Kim, J. L., Kim, J. R., Lee, S. H., Yim, H. W., Jeong, H., Chae, J.-H., Park, H. Y., Lee, J. J., & Lee, H. (2021). Association between chronic fatigue syndrome and suicidality among survivors of Middle East respiratory syndrome over a 2-year follow-up period. *Journal of Psychiatric Research*, 137, 1-6. https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2021.02.029

Allen, K. J. D., Fox, K. R., Schatten, H. T., & Hooley, J. M. (2019). Frequency of nonsuicidal self-injury is associated with impulsive decision-making during criticism. *Psychiatry Research, 271*, 68-75. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2018.11.022

Ammerman, B. A., Hong, M., Sorgi, K., Park, Y., Jacobucci, R., & McCloskey, M. S. (2019). An examination of individual forms of nonsuicidal self-injury. *Psychiatry Research, 278*, 268-274. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2019.06.029

Anestis, M. D., Khazem, L. R., & Law, K. C. (2015). How many times and how many ways: The impact of number of nonsuicidal self-injury methods on the relationship between nonsuicidal self-injury frequency and suicidal behavior. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 45*(2), 164-177. https://doi.org/10.1111/sltb.12120

American Psychiatric Association. (2013). *Diagnostic and statistical manual of mental disorders* (5th ed.). https://doi.org/10.1176/appi.books.9780890425596

Auger, N., Healy-Profitós, J., & Côté-Corriveau, G. (2024). Changing patterns of hospitalization for sedative misuse among youth aged 10-24 years in Quebec, Canada. *Drug and Alcohol Dependence Reports, 12*, 100264. https://doi.org/10.1016/j.dadr.2024.100264

Baer, M. M., Tull, M. T., Forbes, C. N., Richmond, J. R., & Gratz, K. L. (2020). Methods matter: Nonsuicidal self injury in the form of cutting is uniquely associated with suicide attempt severity in patients with substance use disorders. *Suicide and Life-Threatening Behavior, 50*(2), 397-407. https://doi.org/10.1111/sltb.12596

Ballı, M., Dogan, A. E., Senol, S. H., & Eser, H. Y. (2025). Machine learning based identification of suicidal ideation using non-suicidal predictors in a university mental health clinic. *Scientific Reports, 15*(1), 13843. https://doi.org/10.1038/s41598-025-97387-4

Calvete, E., Orue, I., Aizpuru, L., & Brotherton, H. (2015). Prevalence and functions of non-suicidal self-injury in Spanish adolescents. *Psicothema*, 27(3), 223-228. https://doi.org/10.7334/psicothema2014.262

Cerel, J., Maple, M., van de Venne, J., Moore, M., Flaherty, C., & Brown, M. (2016). Exposure to suicide in the community: Prevalence and correlates in one US state. *Public Health Reports, 131*(1), 100-107. https://doi.org/10.1177/003335491613100116

Choi, J. H. (2023). Public perception survey results on suicide-related media reporting. Korea Press Foundation.

Cleare, S., Wetherall, K., Eschle, S., Forrester, R., Drummond, J. & O'Connor, R.C. (2021)

Using the integrated motivational-volitional (IMV) model of suicidal behaviour to differentiate those with and without suicidal intent in hospital treated selfharm. *Preventive Medicine, 152*(Part 1), 106592. https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2021.106592

Dhingra, K., Boduszek, D., & O'Connor, R. C. (2015). Differentiating suicide attempters from suicide ideators using the Integrated Motivational-Volitional model of suicidal behaviour. *Journal of Affective Disorders, 186*, 211-218. https://doi.org/10.1016/j.jad.2015.07.007

Ferro, M. A., Rhodes, A. E., Kimber, M., Duncan, L., Boyle, M. H., Georgiades, K., Gonzalez, A., & MacMillan, H. L. (2017). Suicidal behaviour among adolescents and young adults with self-reported chronic illness. *The Canadian Journal of Psychiatry*, *62*(12), 845-853. https://doi.org/10.1177/0706743717727242

Franklin, J. C., Ribeiro, J. D., Fox, K. R., Bentley, K. H., Kleiman, E. M., Huang, X., Musacchio, K. M., Jaroszewski, A. C., Chang, B. P., & Nock, M. K. (2017). Risk factors for suicidal thoughts and behaviors: A meta-analysis of 50 years of research. *Psychological Bulletin, 143*(2), 187-232. https://doi.org/10.1037/bul0000084

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.

Jeon, J. A., & Chae, S. M. (2023). *Major contents and future tasks of the 5th national suicide prevention master plan.* Sejong, Republic of Korea: Korea Institute for Health and Social Affairs.

Jeong, M. H., & Heo, S. H. (2017). Study on the effects of suicide loss experience on suicidal ideation, plan and attempt of the elderly. *Korean Journal of Gerontological Social Welfare, 72*(1), 305-333. https://doi.org/10.21194/kjgsw.72.1.201703.305

Jo, E. H., Lee, S. J., & Kim, Y. J. (2020). Comparative analysis of factors affecting suicidal ideation among Korean youth (19-34 years old) using the Korea National Health and Nutrition Examination Survey IV (2007-2009) and VII (2016-2017). *The Korean Journal of Health Service Management, 14*(4), 105-116. https://doi.org/10.12811/kshsm.2020.14.4.105

Joiner, T. (2005). *Why people die by suicide.* Harvard University Press. https://doi.org/10.2307/j.ctvjghv2f

Jordan, J. R., & McIntosh, J. L. (Eds.). (2011). *Grief after suicide: Understanding the consequences and caring for the survivors.* Routledge. https://doi.org/10.4324/9780203886045

Jung, H. W., & Jang, J. S. (2024). Predicting and analyzing suicidal ideations in middle and older adults: A hybrid study of machine learning and traditional statistical methods. *Korean Public Health Research, 50*(1), 17-35. https://doi.org/10.22900/kphr.2024.50.1.002

Kang, J., Jang, S. N., & Kim, H. S. (2024). What differentiates suicidal ideation from depressive symptoms amongst Korean young adults aged 20-39 years?. *International Review of Psychiatry, 36*(4-5), 315-325. https://doi.org/10.1080/09540261.2024.2311102

Kim, H., Son, Y., Lee, H., Kang, J., Hammoodi, A., Choi, Y., Kim, H. J., Lee, H., Fond, G., Boyer, L., Kwon, R., Woo, S., & Yon, D. K. (2024). Machine learning-based prediction of suicidal thinking in adolescents by derivation and validation in 3 independent worldwide cohorts: Algorithm development and validation study. *Journal of Medical Internet Research, 26*, e55913. https://doi.org/10.2196/55913

Kim, J. H., Ju, G., Lee, S. I., Shin, C. J., Son, J. W., Kim, S., Lee, J., & Chung, S. (2023). The relationship between anger and suicidality. *Mood and Emotion,* 21(3), 86-94. https://doi.org/10.35986/me.2023.21.3.86

Kim, J. S. (2025). *"53% of deaths among people in their 20s are due to suicide... Do not ignore young people's despair."* KEHC News. https://www.kehcnews.co.kr/news/articleView.html?idxno=152798

Kim, S., & Lee, K. (2025). Machine learning-based prediction of suicide risk using adult attention-deficit/hyperactivity disorder symptoms and depression indicators: Insights from a nationally representative South Korean survey. *Psychiatry Research, 352*, 116702. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2025.116702

Kim, S. R., Lee, E. J., Cho, S., Lee, S. C., & Lee, S. M. (2014). Psychological factors influencing on suicide attempt: Effects of stress, self-esteem, and depression. *Korea Journal of Counseling, 15*(3), 1049-1065. https://doi.org/10.15703/kjc.15.3.201406.1049

Klonsky, E. D., & May, A. M. (2015). The three-step theory (3ST): A new theory of suicide rooted in the "ideation-to-action" framework" *International Journal of Cognitive Therapy, 8*(2), 114-129. https://doi.org/10.1521/ijct.2015.8.2.114

Klonsky, E. D., May, A. M., & Saffer, B. Y. (2016). Suicide, suicide attempts, and suicidal ideation. *Annual Review of Clinical Psychology, 12*, 307-330. https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-021815-093204

Knorr, A. C., Ammerman, B. A., Hamilton, A. J., & McCloskey, M. S. (2019). Predicting status along the continuum of suicidal thoughts and behavior among those with a history of nonsuicidal self-injury. *Psychiatry Research, 273*, 514-522. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2019.01.067

Kyriazos, T., & Poga, M. (2024). Application of machine learning models in social sciences: Managing nonlinear relationships. *Encyclopedia, 4*(4), 1790-1805. https://doi.org/10.3390/encyclopedia4040118

Lee, D. H., Um, H. J., Jung, D., & Lee, D. (2023a). A systematic literature review on the Werther effect and the Papageno effect: Is the impact of media exposure to suicidal content on suicidal behavior real? *Korean Journal Of Counseling and Psychotherapy, 35*(3), 1023-1053. https://doi.org/10.23844/kjcp.2023.08.35.3.1023

Lee, J. Y., Seo, Y. J., Park, J. B., Lee, S. J., & Jo, E. H. (2023b). The effects of depression and interpersonal relationships on suicidal ideation in undergraduate students who have experienced COVID-19. *Journal of the Korea*

Academia-Industrial Cooperation Society, 24(4), 401-412. https://doi.org/10.5762/KAIS.2023.24.4.401

Levi-Belz, Y., & Lev-Ari, L. (2019). "Let's talk about it": The moderating role of self-disclosure on complicated grief over time among suicide survivors. *International Journal of Environmental Research and Public Health, 16*(19), 3740. https://doi.org/10.3390/ijerph16193740

Lim, J. S., Yang, C. M., Baek, J. W., Lee, S. Y., & Kim, B. N. (2022). Prediction models for suicide attempts among adolescents using machine learning techniques. *Clinical Psychopharmacology and Neuroscience, 20*(4), 609. https://doi.org/10.9758/cpn.2022.20.4.609

Linthicum, K. P., Schafer, K. M., & Ribeiro, J. D. (2019). Machine learning in suicide science: Applications and ethics. *Behav Sciences & the Law.* 37(3), 214-222. https://doi.org/10.1002/bsl.2392

Maple, M., Pearce, T., Sanford, R., Cerel, J., Castelli Dransart, D. A., & Andriessen, K. (2018). A systematic mapping of suicide bereavement and postvention research and a proposed strategic research agenda. *Crisis*, 39(4), 275-282. https://doi.org/10.1027/0227-5910/a000498

McIntosh, J. L. (1987). Survivors of suicide. In E. J. Dunne, J. L. McIntosh, & K. Dunne-Maxim (Eds.), *Suicide and its aftermath: Understanding and counseling the survivors* (pp. 5-17). W. W. Norton.

Millner, A. J., Lee, M. D., & Nock, M. K. (2015). Single-item measurement of suicidal behaviors: Validity and consequences of misclassification. PLOS ONE, 10(10), e0141606. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0141606

Ministry of Health and Welfare. (2023). *2023 suicide prevention program guidelines.* https://www.mohw.go.kr/board.es?mid=a10411010300&bid=0019&act=view&list_no=376238

Ministry of Health and Welfare, & Korea Foundation for Suicide Prevention. (2024). *2024 White paper on suicide prevention.* Korea Foundation for Suicide Prevention. https://www.kfsp.or.kr/home/kor/board.do?act=detail&idx=4818&menuPos=81

Niederkrotenthaler, T., Braun, M., Pirkis, J., Till, B., Stack, S., Sinyor, M., Tran, U. S., Voracek, M., Cheng, Q., Arendt, F., Scherr, S., Yip, P. S. F., & Spittal, M. J. (2020). Association between suicide reporting in the media and suicide: systematic review and meta-analysis. *BMJ*, 368. https://doi.org/10.1136/bmj.m575

Nock, M. K., & Favazza, A. R. (2009). Nonsuicidal self-injury: Definition and classification. In M. K. Nock (Ed.), Understanding nonsuicidal self-injury: Origins, assessment, and treatment (pp. 9-18). American Psychological Association. https://doi.org/10.1037/11875-001

Nock, M. K., & Prinstein, M. J. (2004). A functional approach to the assessment of self-mutilative behavior. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 72*(5), 885-890. https://doi.org/10.1037/0022-006X.72.5.885

Nock, M. K., Joiner Jr, T. E., Gordon, K. H., Lloyd-Richardson, E., & Prinstein, M.

J. (2006). Non-suicidal self-injury among adolescents: Diagnostic correlates and relation to suicide attempts. *Psychiatry Research, 144*(1), 65-72. https://doi.org/10.1016/j.psychres.2006.05.010

Nock, M. K., Borges, G., Bromet, E. J., Cha, C. B.,Kessler, R. C., & Lee, S. (2008). Suicide andsuicidal behavior. *Epidemiologic Reviews, 30*(1), 133-154. https://doi.org/10.1093/epirev/mxn002

Nock, M. K., Kessler, R. C., & Franklin, J. C. (2016). Risk factors for suicide ideation differ from those for the transition to suicide attempt: The importance of creativity, rigor, and urgency in suicide research. *Clinical Psychology: Science and Practice, 23*(1), 31-34. https://doi.org/10.1111/cpsp.12133

O'Connor, R. C. (2011). The integrated motivational-volitional model of suicidal behavior. *Crisis, 32*(6), 295-298. https://doi.org/10.1027/0227-5910/a000120

Oh, B., Yun, J. Y., Yeo, E. C., Kim, D. H., Kim, J., & Cho, B. J. (2020). Prediction of suicidal ideation among Korean adults using machine learning: a cross-sectional study. *Psychiatry Investigation, 17*(4), 331-340. https://doi.org/10.30773/pi.2019.0270

Park, S. Y., & Kim, J. W. (2021). An analysis of structural relationships among college students' job-seeking stress, career decision-making self-efficacy, adjustment to college life, depression, and suicidal ideation. *The Korea Journal of Youth Counseling, 29*(2), 119-148. https://doi.org/10.35151/kyci.2021.29.2.006

Phillips, D. P. (1974). The influence of suggestion on suicide: Substantive and theoretical implications of the Werther effect. *American Sociological Review, 39*(3), 340-354. https://doi.org/10.2307/2094294

Pitman, A., Osborn, D., King, M., & Erlangsen, A. (2014). Effects of suicide bereavement on mental health and suicide risk. *The Lancet Psychiatry, 1*(1), 86-94. https://doi.org/10.1016/S2215-0366(14)70224-X

Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J. Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: a critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology, 88*(5), 879-903. https://doi.org/10.1037/0021-9010.88.5.879

Sim, H. I. (2023). The effect of juvenile drug abuse experience on suicidal ideation, suicidal planning, and suicide attempts. *Korean Criminological Review, 34*(4), 103-124. https://doi.org/10.36889/KCR.2023.12.31.4.103

Sokol, Y., Rosensweig, C., Levin, C., & Glatt, S. (2024). Temporal self-appraisals associated with suicide-related thoughts and behaviors. *Journal of Affective Disorders, 350,* 148-154. https://doi.org/10.1016/j.jad.2024.01.081

Statistics Korea. (2024). *Causes of death statistics in 2023.*

Sveticic, Jerneja & De Leo, Diego. (2012). The hypothesis of a continuum in suicidality: A discussion on its validity and practical implications. *Mental Illness. 4*(2), 73-78. https://doi.org/10.4081/mi.2012.e15

Turecki, G., & Brent, D. A. (2016). Suicide and suicidal behaviour. *The Lancet, 387*(10024), 1227-1239.

https://doi.org/10.1016/S0140-6736(15)00234-2

Van Vuuren, C. L., Van Mens, K., de Beurs, D., Lokkerbol, J., Van der Wal, M. F., Cuijpers, P., & Chinapaw, M. J. M. (2021). Comparing machine learning to a rule-based approach for predicting suicidal behavior among adolescents: Results from a longitudinal population-based survey. *Journal of Affective Disorders, 295*, 1415-1420. https://doi.org/10.1016/j.jad.2021.09.018

Victor, S. E., & Klonsky, E. D. (2014). Correlates of suicide attempts among self-injurers: A meta-analysis. *Clinical Psychology Review, 34*(4), 282-297. https://doi.org/10.1016/j.cpr.2014.03.005

Vogel, I., van de Looij-Jansen, P. M., Mieloo, C. L., Burdorf, A., & de Waart, F. (2014). Risky music listening, permanent tinnitus and depression, anxiety, thoughts about suicide and adverse general health. *PLOS ONE, 9*(6), e98912. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0098912

Whitlock, J., Muehlenkamp, J., Eckenrode, J., Purington, A., Abrams, G. B., Barreira, P., & Kress, V. (2013). Nonsuicidal self-injury as a gateway to suicide in young adults. *Journal of Adolescent Health, 52*(4), 486-492. https://doi.org/10.1016/j.jadohealth.2012.09.010

Witte, T. K., Merrill, K. A., Stellrecht, N. E., Bernert, R. A., Hollar, D. L., Schatschneider, C., & Joiner, T. E. (2008). 'Impulsive' youth suicide attempters are not necessarily all that impulsive. *Journal of Affective Disorders*. 107 (1-3), 107-116. https://doi.org/10.1016/j.jad.2007.08.010

Woo, S., Lee, S. W., Lee, K., Seo, W. S., Lee, J., Kim, H. C., & Won, S. (2018). Characteristics of high-intent suicide attempters admitted to emergency departments. *Journal of Korean Medical Science, 33*(41), e259. https://doi.org/10.3346/jkms.2018.33.e259

Yoon H. Y, Park K. (2024). The influence of entrapment and dysfunctional anger expression on suicidal ideation in their 20s: Moderated mediation effects by gender. *Studies in Humanities and Social Sciences*, 6(6), 835-852. http://doi.org/10.62783/SHSS.6.6.54

Zimbardo, P. G., & Boyd, J. N. (2015). Putting time in perspective: A valid, reliable individual-differences metric. In M. Stolarski, N. Fieulaine, & W. van Beek (Eds.), *Time perspective theory; review, research and application: Essays in honor of Philip G. Zimbardo* (pp. 17-55). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-07368-2_2

1차원고접수 : 2026. 03. 06
2차원고접수 : 2026. 06. 10
최종게재결정 : 2026. 06. 23

한국심리학회지: 일반
Korean Journal of Psychology: General
2026, Vol. 45, No. 4, 461-485
http://dx.doi.org/10.22257/kjp.2026.9.45.4.461

Development of Machine Learning-Based Models for Classifying High-Risk Groups for Suicidal Behaviors and Identifying Key Predictors Among Young Adults in Their 20s

Deok Hee Lee Dong Hun Lee Jae Wook Shin Zhi Hui Yuan

Sungkyunkwan University

This study aimed to develop machine learning-based classification models for suicidal behaviors (suicidal ideation, planning, and attempt) among young adults in their 20s and to provide empirical evidence for establishing tailored prevention strategies by exploring major risk factors at each stage. To this end, data from 828 young adults in their 20s were analyzed, incorporating variables from diverse domains such as sociodemographic factors, health-related variables, substance abuse, sleep, trauma, self-harm, interpersonal relationships, and psychological variables. A total of ten machine learning algorithms-including Logistic Regression, LASSO, Ridge, Elastic Net, Random Forest, GRRF, XGB, SVM, Naive Bayes, and KNN-were utilized to construct the classification models, and their validity was verified through ten repetitions of 10-fold cross-validation. The performance evaluation of the predictive models revealed that LASSO showed the best performance for classifying suicidal ideation, while Elastic Net demonstrated superior performance for classifying suicidal planning and attempts. From the exploration of major variables, 20 core risk factors were identified across four categories: suicide contagion-related factors, non-suicidal self-injury related factors, psychological factors, and sociodemographic and medical history factors. This study is significant in that it established precise machine learning-based classification models by subdividing suicidal behavior stages and provided empirical evidence for young adults in their 20s. In particular, by confirming that the optimal algorithms and core risk factors may vary according to the stage of suicidal behavior, these findings are expected to contribute to the construction of stage-specific, tailored suicide prevention strategies and crisis intervention systems for the young adult population.

Key words : Young Adults, Suicidal Behavior, Machine Learning