

## 다변량 분석방법을 이용한 청소년의 비자살적 자해사고 및 자해행동 예측

정미림\* 이상인\*\* 이영순\*\*\* 김종완†

전북대학교

연구교수 박사수료생 교수 교수

본 연구에서는 청소년의 비자살적 자해사고와 자해행동의 유무, 빈도 및 최근성에 대해 자해를 직·간접적으로 측정하는 척도로 예측하고자 하였다. 이를 위해 한국 청소년을 대상으로 한 비자살적 자해 신념 척도 개발 및 타당화 연구의 데이터를 사용하였으며, 전국의 중고등학생 남녀 총 470명이 연구에 참여하였다. 자료 분석에는 최신 다변량 기계학습 분석방법인 분류분석과 회귀기반 디코딩이 사용되었다. 연구 결과, 본 연구에서 사용된 8개 척도 모두 비자살적 자해사고 및 자해행동을 우연수준 이상으로 예측하였으며, 가장 설명력이 강력한 적은 수의 문항만으로 자해사고와 자해행동의 유무에 대해 우연수준 이상의 예측을 보였다. 또한 자해사고와 자해행동의 빈도 및 최근성을 예측한 결과, 자해신념 척도와 자해충동 척도가 그 빈도를, 자해충동 척도와 미래자해가능성 척도가 최근성을 유의미하게 예측한 것으로 나타났다. 적은 수의 문항만으로 자해사고 및 자해행동의 빈도와 최근성을 유의수준 이상으로 예측하였다. 이러한 연구를 통해 청소년 자해를 예방하고 조기 개입을 위한 선별도구로 활용될 수 있다는 데 의의가 있다.

주요어 : 청소년, 자해사고, 자해행동, 예측, 다변량 분석

\* 제 1저자 : 정미림, 전북대학교 심리학과 초고령 사회에 필요한 심리 전문가 양성단 연구교수

\*\* 공동저자 : 이상인, 전북대학교 심리학과 박사수료

\*\*\* 공동저자 : 이영순, 전북대학교 심리학과 교수

† 교신저자 : 김종완, 전북대학교 심리학과 부교수, (우 54896) 전북 전주시 백제대로 567

Tel: 063-270-3917, Email: [jongwankim80@jbnu.ac.kr](mailto:jongwankim80@jbnu.ac.kr)

청소년의 비자살적 자해는 자신의 신체적, 정신적 건강을 손상시키고 더 나아가 목숨까지 위협할 수 있는 심각한 사회문제 중 하나이다(이동귀 외, 2016). 2021년 청소년 정신건강 실태조사에 따르면 청소년 10명 중 1명이 최근 2주 이내에 자해 관련 생각을 보고하였으며, 교육부의 학생정서·행동특성검사 결과에서도 최근 5년간 학교 내 자해를 포함한 자살위험군의 수치는 꾸준히 증가하고 있다(장연주, 2021). 특히 비자살적 자해는 자살적 자해와는 구분되는 개념이면서도 반복성(Klonsky et al., 2013)과 충동성(Tice et al., 2001)의 특징으로 인해 죽음을 초래할 수 있는 가능성이 높다는 점에서 주목할 필요가 있다. 자살의도를 동반하지 않은 채 위험성이 낮은 방법으로 자해를 시도했음에도 불구하고 그 행위가 반복되면 고통에 익숙해지고 자살에 대한 두려움이 둔감해지면서, 최종적으로 자살을 시도할 수 있게 된다고 보고되었다(Joiner, 2005; Klonsky et al., 2013). 선행연구 결과들을 고려해 볼 때, 비자살적 자해는 최근 발생률이 급증하고 있으며 자살 시도의 위험 요인이기 때문에 청소년의 비자살적 자해에 대한 사전 예방 노력이 필수적이라 할 수 있다.

본 연구에서 청소년의 비자살적 자해에 대한 예방과 조기 개입의 필요성에 주목한 이유는, 일반적으로 청소년 시기에 자해 유병률이 가장 높기 때문이다(Laye-Gindhu & Schonert-Reichl, 2005). 자해 행동이 모든 연령대에서 나타날 수는 있으나, 국내외 선행연구에 따르면 12-16세 사이의 초·중기 청소년기 동안에 자해를 시작하는 청소년들이 많은 것으로 보고되었다(이동귀 외, 2017; Whitlock et al., 2006). 둘째, 비자살적 자해가 반복 및 유지될수록 자해 방법, 동기 및 치명성에 있어

그 양상이 복잡해짐에 따라 개입의 어려움이 있고 치료의 효과성이 낮아진다는 점이다. 특히 부정적 정서 조절이라는 자해의 기능이 반복되면 진통제 역할을 통해 내성이라는 중독적 요소(김수진, 김봉환, 2015; Sher & Stanley, 2009)가 나타나게 된다. 이러한 과정은 자해행동을 멈추지 못하게 되는 중독성을 지니게 함으로써 청소년이 한 번 자해를 시작하게 되면 중단하거나 극복하는 데 점점 어려워지는 것으로 보인다. 이와 같은 점을 살펴볼 때, 청소년의 비자살적 자해를 예방하기 위해서는 조기 개입이 매우 중요하다고 볼 수 있다.

자해행동이 지속되고 더 나아가 자살로 이행될 수 있는 심각한 상황이 초래되기 전에 초기 개입으로서 자해행동 예측의 필요성을 설명할 수 있다. 청소년의 비자살적 자해를 예측하기 위해서 대부분의 연구들은 자해에 대한 이해 및 자해를 촉발시키는 원인을 파악할 수 있는 측정도구를 활용하고 있다. 하지만 기존의 비자살적 자해 척도를 살펴보면, 일부 자해와는 다른 발달장애나 성격적 특성을 반영하거나(Claes & Vandereycken, 2007), 구조화된 면접도구(Linehan et al., 2006; Nock et al., 2007)는 시간 및 비용 상의 부담이 존재한다. 또한 자해행동을 예측할 수 있는 생각들을 측정하는 도구들은 우울(Beck & Steer, 1993) 또는 절망감(Gilbert & Allan, 1998) 등과 같이 자해뿐만 아니라 다른 심리적인 장애를 지닌 사람들에게도 나타나는 것으로 밝혀졌으며, 자해행동을 시도하거나 방해하는 이유, 기능, 동기를 묻는 측정도구들은 자해경험자만을 대상으로 연구가 진행되었기 때문에 자해를 생각만 하고 행동에 옮기지 않은 이유를 설명할 수 없다는 점을 감안할 때 비자살적 자해사고와 자해행동을 구분하여 예측하는 데에 제한

적이라는 한계점이 있다(Siddaway et al., 2019).

최근 많은 연구자들은 기계학습 방법에 주목하면서 이를 이용하여 특정 집단을 예측하고자 시도하고 있다. 인공지능 기술의 주요 영역인 기계학습은 컴퓨터가 특정 상황과 그 상황에 따른 결과 데이터로부터 패턴을 찾아냄으로써, 새로운 상황에 대한 결과를 예측하는 데 사용된다(이건명, 2018). 예를 들어, 특정 질환을 진단받은 환자들의 신체 데이터를 학습시켜 패턴을 찾아낸 후 새로 방문한 환자 데이터를 그 패턴에 적용하여 진단을 예측할 수 있다(이철현, 2020). 특정 집단 예측을 위한 머신러닝 기법은 설명변수(explanatory variable)들의 상대적 중요도와 한계 효과를 계산함으로써 해석이 가능하게 하고(홍기혜, 2021), 이는 다년간 수집해 온 데이터를 기반으로 소비자, 임상군 진단 등 사회과학 전반의 다양한 분야에서 머신러닝의 활용을 가능하게 하였다. 국내에서도 최근까지 머신러닝을 적용하여 우울(Na et al., 2020; Nam et al., 2021), 스마트폰 중독(이다솔 외, 2019), 학업성취도(이정은 외, 2020; 이현우 외, 2021; 조한국, 2018), 사교육 참여(김영식, 2019), 대학 중도탈락률(이은정 외, 2020), 행복감(고은경, 2020) 등을 예측하는 다양한 연구가 수행 되어왔다.

하지만 현재까지 기계학습 방법을 사용하여 비자살적 자해를 예측한 연구는 드문 실정이다. 본 연구에서 기계학습 방법 중 하나인 분류분석에 주목한 이유는, 전통적인 통계분석 방법인 일변량분석과 비교했을 때 분석의 방향성이 정반대라는 차이점을 지니고 있기 때문이다(Baucom et al., 2012; Haynes & Rees, 2006). 일변량분석에 해당되는 인코딩(encoding) 분석은 주로 측정된 자료를 요약하여 서로 다른 조건 또는 집단 간 차이를 확인하기 위해

사용되며, 측정되었던 각각의 변수마다 조건 또는 집단 간의 관계가 어떻게 변화하는지 확인할 수 있다는 장점이 있다. 하지만, 자료를 요약하면서 발생하는 정보의 손실과, 여러 번 집단을 비교하는 경우 그에 따라 오류 수준이 증가하게 되는 다중 비교 오류를 범하게 된다. 이와 반대되는 방향으로 자료들을 이용하여 집단을 분류하는 방식이 디코딩(decoding) 분석이다. 분류분석은 디코딩 분석 방법 중 하나로, 다양한 특성을 한 번에 고려하여 서로 다른 집단으로 분류 및 예측을 시도한다(Weaverdyck et al., 2020). 기존의 변량분석에 비해 분류분석은 모든 측정치를 한 번에 고려하기 때문에 자료가 주는 정보의 손실이 적다는 점과, 여러 번 집단을 비교하는 경우 오류 수준이 증가하게 되는 다중 비교 오류를 범하지 않아 예측의 정확도가 높다는 장점이 있다(Haynes & Rees, 2006).

그동안 이루어진 비자살적 자해를 예측하는 방법에는 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 자해 충동, 빈도, 자살사고 여부 등을 질문하여 자해행동 및 심각성을 직접적으로 파악하거나(김소정 외, 2019, Nixon & Cloutier, 2005; Washburn et al., 2010) 자해에 영향을 미치는 다양한 위험요인 및 보호요인을 확인함으로써 자해를 간접적으로 예측하려는 시도가 있어 왔으나, 이를 함께 고려한 연구는 소수에 그친다. 특히 사회적 낙인이나 시선에 대한 우려로 인해 자해행동은 은밀하고 개인적으로 이루어지며(이동훈 외, 2010) 특별한 의료적 조치를 취하지 않는 경우가 많은 점을 고려해 볼 때(Nock, 2009), 실제 청소년의 자해 경험을 직접 물어보는 것만으로는 자해를 예측하는데 어려움이 있어 자해에 간접적으로 영향을 미치는 변인을 함께 확인하는 접근이 고려되

어야 한다. 이에 본 연구에서는 비자살적 자해를 예측하는 직접적인 변인과 간접적인 변인을 종합하여 탐색하였다.

이를 위해 본 연구는 기존 자해의 이론적 모델과 개관연구에 근거해 청소년의 자해행동과 관계를 갖는 연구변인을 검토한 기존 데이터(정미림, 이영순, 2023)를 활용하였다. Nock(2009)은 기존의 자해 관련 연구들을 통합하여 비자살적 자해에 대한 통합적 이론모델(integrated theoretical model of self-injury)을 제시하면서 개인내적 취약요인과 대인관계적 취약요인으로 구분하여 자해 시도를 설명하였다. 또한 자해의 위협요인 및 보호요인과 관련된 국내외 연구결과들을 개관한 김수진(2017) 연구에 따르면, 사회적 관계의 질에 따라 자해에 미치는 영향이 다르며, 특히 사회적 지지 및 연결이 자해의 시작 및 중단에 중요하게 작용되었음을 보고하였다. 이에 본 연구에서는 자해사고 및 자해행동 예측을 위해 고통감내력, 충동성과 같은 개인내적 취약요인과 사회적 문제해결 부족, 사회적 지지와 같은 대인관계적 취약요인을 자해와 간접적으로 관련된 변인으로 선정하였다.

본 연구에서 비자살적 자해 예측을 위해 사용한 변인을 구체적으로 살펴보면 다음과 같다. 먼저, 고통감내력은 부정정서를 유발하는 상황에서 이를 어떻게 수용, 평가, 감내, 조절하는지에 대한 반응으로(정지현, 권석만, 2015), 고통을 견딜 수 없는 청소년은 혐오스런 감정에서 빨리 벗어나기 위해 자해를 시도할 가능성이 높다(Leyro et al., 2010). 또한 청소년기에는 부정적인 상황에 직면했을 때 즉흥적이고 부적응적인 행동을 취하며, 이러한 충동성은 때로는 극단적인 행동을 하는 것으로 연결될 수 있다(Mann et al., 1999). 국내 청소년 자해

행동의 의미를 현상학적으로 탐색한 결과, 충동적으로 자해를 시작한다고 밝힌 바 있다(김수진, 김봉환, 2015). 사회적 문제해결 부족은 Nock(2009)이 제안한 것으로, 자해를 하는 청소년들이 정서 경험뿐 아니라 사회적 상황 또는 환경을 조절하기 위해 자해행동을 한다는 것이 확인되었다(Haines & Williams, 1997; Nock & Mendes, 2008). 또한 청소년에게 주관적 사회적 지지가 결여될 경우 자해를 시도하기도 하지만, 반대로 사회적 지지가 충분할 경우 스트레스를 경험할 때 문제 상황을 완화시키는 보호요인과 조절요인으로 자해를 시도하는 것으로 보고된다(김수진, 2017; 이은희, 조운자, 2008; Rotolone & Martin, 2012).

다음으로 비자살적 자해와 직접적으로 관련된 변인으로는 비자살적 자해 신념(belief)으로, 국내외 연구들에서(정미림 외, 2022; Hasking & Boyes, 2018; Sandel et al., 2020; Siddaway et al., 2019) 자해행동에 대해 긍정적인 신념을 지닌 사람은 자해를 시도하도록 동기를 부여하여 비자살적 자해를 예측하는 것으로 나타났다. 또한 “지난 일주일 동안 자해 행위를 참기가 얼마나 어려웠나요?”와 같이 자해를 시도하게 만드는 인지 및 정서적 상태를 의미하는 자해 충동(Walsh, 2019)과 미래에 자해할 가능성(Nixon & Cloutier, 2005)을 묻는 것은 자해행동에 직접적인 영향을 미치는 변인으로 연구되어왔다. 이외에도 자살사고는 청소년의 자해에 중요한 예측요인으로(백승아, 김옥향, 2023; Carlson & Cantwell, 1982; Joiner, 2005), 자해행동을 한 청소년의 약 1/3이 자살 의도가 있었고 자살 의도가 없는 자해행동 청소년에 비해 자살사고 수준이 높은 것으로 보고되었다(이동귀 외, 2016).

한편 비자살적 자해와 관련하여 성별에 따

른 차이를 살펴보는 연구흐름이 있다. 기존 연구들은 자해에 수반되는 정신병리, 심리적 문제, 자해 여부 등이 성별에 따라 달라진다고 보고하고 있다(Vaughn et al., 2015). 이에 연구자들은 비자살적 자해의 기본적 요소(시도 여부, 빈도 등)에서 성별 차이를 확인하는 것이 자해행동의 평가와 치료전략 수립에 도움이 될 것임을 제안하였다(Andover et al., 2007; Claes et al., 2007). 본 연구에서는 자해사고 및 자해행동 예측에 있어서 성별에 따른 차이를 확인하고자 하는데, 이는 자해를 하는 청소년의 심리적 특성을 반영함과 동시에 개입 측면에서 효용성 있고 실용적인 함의를 제공해 줄 수 있기 때문이다. 현재까지 성별에 따른 자해사고 및 자해행동의 차이를 살펴본 연구가 전무한 실정으로 비자살적 자해의 예측에서 성차를 탐색하는 것은 자해 상담에 필요한 구체적 정보 제공에 도움이 되리라 생각된다.

따라서 본 연구의 목적은 자료의 손실이 적으며 패턴을 파악하는 최신 다변량 기계학습 분석으로 자해와 직·간접적으로 관련 있는 측정도구를 활용하여 우리나라 청소년의 자해사고 및 자해행동을 예측하는 데 있다. 이러한 연구를 통해 우리나라 청소년을 대상으로 비자살적 자해의 예방을 위한 선제적 개입으로 학교 및 상담 현장 등에서 선별도구로서 활용될 것으로 기대한다. 이를 위한 연구 문제는 다음과 같다.

연구문제 1. 비자살적 자해를 직·간접적으로 측정하는 척도(비자살적 자해 신념, 자해 충동, 미래의 자해 가능성, 고통감내력 부족, 충동성, 사회적 문제해결 부족, 사회적지지, 자살사고)는 청소년의 자해사고와 자해행동의 유무를 예측하는가?

연구문제 2. 비자살적 자해를 직·간접적으로 측정하는 척도(비자살적 자해 신념, 자해 충동, 미래의 자해 가능성, 고통감내력 부족, 충동성, 사회적 문제해결 부족, 사회적지지, 자살사고)는 청소년의 자해사고와 자해행동의 빈도 및 최근성을 예측하는가?

## 방 법

### 연구대상 및 절차

본 연구에서는 청소년을 대상으로 한 비자살적 자해 신념 척도 개발 및 타당화 연구(정미림, 이영순, 2023)의 데이터를 이용하였다. 정미림과 이영순(2023)의 연구에서는 청소년의 대표성을 확보하기 위해 전문 조사기관에 설문을 의뢰하였다. 전국의 중·고등학생 남녀 중 온라인 모집문건에서 참여의사를 밝히고 연구대상자용 및 보호자용 설명문과 본인 참여 및 보호자 동의서를 작성한 참여자를 대상으로, 2022년 4월 11일부터 4월 19일까지 총 9일에 걸쳐 온라인 설문조사가 진행되었다. 설문 응답에 앞서 선별질문을 통해 자해사고 및 자해행동을 경험하지 않은 청소년, 자해사고만 경험한 청소년, 자해사고와 자해행동을 모두 경험한 청소년을 구분하여 자료를 수집하였으며, 자해사고 및 자해행동을 경험했다고 응답한 참여자 중 죽을 의도가 있었다고 응답한 참여자는 제외하고 설문을 실시하였다.

총 470명의 응답자 중에서 자해사고 및 자해행동을 경험하지 않은 청소년 189명, 자해사고만 경험한 청소년 77명, 자해사고와 자해행동을 모두 경험한 청소년 204명을 대상으로 불성실 응답 여부를 검토하여 470명 모두를

분석에 활용하였다. 연구대상자의 인구통계학적 특성을 살펴보면, 먼저 성별로는 남학생 121명(25.7%), 여학생 349명(74.3%), 학년으로는 중학교 1학년 55명(11.7%), 중학교 2학년 104명(22.1%), 중학교 3학년 140명(29.8%), 고등학교 1학년 65명(13.8%), 고등학교 2학년 56명(11.9%), 고등학교 3학년 50명(10.6%), 거주지역으로는 서울, 인천 및 경기 203명(43.1%), 부산, 울산 및 경남 53명(11.3%), 대구 및 경북 41명(8.7%), 대전, 세종 및 충청 44명(9.4%), 광주 및 전라 107명(22.8%), 강원 15명(3.2%), 제주 7명(1.5%)이었다.

측정 척도는 총 8종류로, 비자살적 자해 신념 척도(정미림, 이영순, 2023) 19문항(내적 일치도 .929), 알렉시안 형제 자해 충동 척도(Alexian Brothers Urge to Self-Injury; ABUSI) (Washburn et al., 2010) 5문항(내적 일치도 .946), 자해 사고 및 행동 면접지(Self-Injurious Thoughts and Behaviors Interview; SITBI) 중 미래의 자해 가능성 1문항(이서정, 2020; Nock et al., 2007), 고통 감내력 부족 척도(Distress Intolerance Index; DII) (서장원, 권석만, 2014; McHugh & Otto, 2012) 10문항(내적 일치도 .939), 정서조절곤란 척도(The Difficulties in Emotion Regulation Scale; DERS) (박지선, 2013; Gratz & Roemer, 2004)의 ‘충동(Impulse) 요인’ 6문항(내적 일치도 .835), 사회적 문제해결 도구(Social Problem Solving Inventory-Revised; SPSI-R) (최이순, 2002; Maydeu-Olivares & D’Zurilla, 1996)의 ‘부정적 문제지향(NPO) 요인’ 10문항(내적 일치도 .960), 사회적지지 척도(이아람, 2016)의 ‘정서적 돌봄 요인’ 9문항(내적 일치도 .939), 그리고 자살사고 척도(Scale for Suicide Ideation; SSI) (신민섭 외, 1990; Beck et al., 1979) 17문항(내적 일치도 .929)이었다.

위 척도 외 최근 1년 동안의 자해사고 및 자해행동 여부, 빈도, 최근성을 측정하기 위해 오타와 자해검사지(Nixon & Cloutier, 2005)를 수원시자살예방센터가 종합하여 만든 자해학생 자기보고식 평가지 중에서 자해의 시도 여부(예, “지난 1년 동안, 죽을 의도 없이 자해를 하고 싶다고 생각해 본 적이 있나요?”), 빈도(예, “지난 1년 동안, 죽을 의도 없이 자해를 얼마나 자주 생각했었나요?”), 최근성(예, “가장 최근에 자해를 하고 싶다고 생각한 적이 언제인가요?”)을 묻는 문항을 연구자가 수정하여 사용하였다.

## 연구 절차 및 분석 방법

### 분류분석

본 연구에서의 주목적은 청소년의 자해사고 및 자해행동 여부를 자해와 직·간접적으로 관련된 척도로 예측하는 것이다. 이를 위해 최신 다변량 기계학습 분석방법 중 하나인 분류분석(classification)을 실시하였다. 먼저, 한 응답자의 데이터를 검증집단(test set), 나머지 평가자의 데이터를 훈련집단(training set)으로 구분하였다. 훈련집단의 데이터를 통해 자해사고 및 자해행동을 예측하는 과정을 서포트 벡터 머신(Support vector machine, SVM) 분류기(classifier)로 학습시킨 후, 훈련된 분류기를 사용하여 검증집단의 자해사고 및 자해행동 여부를 예측하기 위한 검증(test)을 실시하였다. 위 기술된 절차를 모든 응답자에 적용하여 470회 반복하는 470겹 교차검증(470-fold cross-validation)을 실시한 후, 각 겹의 정확도를 평균하였다. 유의성 검증을 위해서는 이항확률분포를 이용하여 평균 정확성이 우연수준보다 유의미하게 높은지의 여부를 검증하였다.

위 기술된 훈련 및 검증에서 사용된 특성(feature)은 다음과 같이 크게 두 종류로 진행하였다. 먼저 가설 주도 방식(hypothesis driven)으로는 8개 척도 개별적으로 분류분석을 실시하였으며, 8개 척도를 직접(비자살적 자해 신념, 자해충동, 미래의 자해 가능성, 자살사고) 혹은 간접(고통감내력 부족, 충동성, 사회적 문제해결 부족, 사회적지지) 그룹으로 나누어 각각 분류분석을 실시하였다. 두 번째 방식은 자료 주도(data driven) 방식으로, 8개 척도의 모든 문항이 포함된 분류분석을 실시하는 과정에서 특성 선택(feature selection)을 수행하였다. 특성 선택은 분류분석의 각각의 접마다 분류에 가장 큰 기여를 하는 문항부터 그렇지 못한 문항까지의 가중치(weight)를 구해 가장 높은 기여를 하는 문항만을 선별하는 과정으로, 정보를 담고 있는(informative) 특성만을 선택하고 그렇지 않은(noisy) 특성을 제외시키기 위한 방법으로 사용된다(Pereira et al., 2009). 본 연구에서는 훈련집단의 각 특성별로 자해사고 및 자해행동 여부 집단 간  $t$ 값을 계산하여 내림차순으로 정렬하고, 가장 큰 기여를 하는 문항부터 순차적으로 분류에 포함하여 문항의 수 별로 정확도를 보고하였다(1, 5, 10, 20, 40, 60, 모든 문항). 또한 각 접에서 문항마다 계산된  $t$ 값을 평균함으로써, 자해사고와 자해행동을 예측하는 모델에서 각 문항이 얼마만큼 기여했는가를 추가적으로 보고하였다.

#### 회귀기반 디코딩(Regression-based decoding)

본 연구의 두 번째 목적은 청소년의 자해사고 및 자해행동 여부 외 이미 자해사고 및 자해행동을 시도한 참가자 중 얼마나 자주(빈도, frequency) 시도하였는지, 또한 얼마나 최근 시도하였는지(최근성, currency)를 자해와 직·

간접적으로 관련된 척도로 예측하는 것이다. 이를 위하여 종속변인이 연속변인(continuous variable)인 경우 사용되는 회귀기반 디코딩(Regression-based decoding)을 적용하였다(Kim et al., 2020). 이전 섹션에서 설명한 분류분석은 많은 수의 특성을 이용해서 원하는 변인의 범주(class)를 확인(identify)하거나 예측(predict)할 수 있는 강력한 방법으로 쓰이고 있지만, 변인이 범주변인(categorical variable)일 때만 사용될 수 있다는 단점이 있다. 이를 보완하기 위해 제안된 방법으로 종속변인이 연속변인인 경우에 적용가능한 기계학습 기법으로 회귀기반 디코딩을 실시하였다.

먼저 전체 참가자를 10개의 그룹으로 나눈 후, 다시 10개의 그룹에서 한 그룹의 데이터를 검증집단, 나머지 9개의 그룹 데이터를 훈련집단으로 구분하였다. 훈련집단에서 문항들을 독립변인, 자해사고 및 자해행동 빈도 및 최근성을 종속변인으로 회귀분석을 실시하였다. 이후 각 문항의 회귀계수를 구하고, 검증집단의 문항 데이터와 곱함으로써 검증집단에 대한 예측된 자해사고 및 자해행동 빈도 및 최근성을 계산하였다. 마지막으로 예측된 데이터와 실제 검증집단의 빈도 및 최근성 간 상관계수를 구하였으며, 이 값이 이 접(fold)의 예측 정확도 값이다. 분류분석 과정과 마찬가지로 위 기술된 절차를 모든 그룹에 적용하여 10회 반복하는 10접 교차검증(10-fold cross-validation)을 실시한 후, 각 접의 정확도를 평균하였다. 유의성 검증을 위해서는 상관확률분포를 이용하여 평균 정확성이 우연수준보다 유의미하게 높은지의 여부를 검증하였다.

이전 섹션의 분류분석과 마찬가지로, 위 기술된 훈련 및 검증에서 사용된 특성 역시 다음과 같이 크게 두 종류로 진행하였다. 먼저

가설 주도 방식으로는 8개 척도 개별적으로 회귀기반 디코딩을 실시하였으며, 8개 척도를 직접 혹은 간접 그룹으로 나누어 각각 분석을 실시하였다. 두 번째 방식은 자료 주도 방식으로, 8개 척도의 모든 문항이 포함된 분류분석을 실시하는 과정에서 특성 선택을 수행하였다. 훈련집단의 각 특성별로 자해사고 및 자해행동의 빈도 및 최근성 사이 상관계수를 구하고 이를 제공한  $R^2$  내림차순으로 정렬하고, 가장 큰 기여를 하는 문항부터 순차적으로 분류에 포함하여 문항의 수 별로 정확도를 보고하였다(1, 5, 10, 20, 40, 60, 모든 문항). 또한 각 겹에서 문항마다 계산된  $R^2$ 값을 평균함으로써, 자해사고 및 자해행동의 빈도 및 최근성을 예측하는 모델에서 각 문항이 얼마만큼 기여했는가를 추가적으로 보고하였다.

본 연구에서의 모든 통계분석은 MATLAB R2022a로 진행되었다.

## 결 과

### 분류분석

#### 가설 주도 방식(hypothesis driven)

8개 척도 개별적으로 분류분석을 실시한 결과, 8개 척도는 모두 비자살적 자해사고와 자해행동을 올바르게 분류하는 정확성(accuracy)이 임계값(critical value) 0.54와 우연수준(chance)인 0.50에 비해 유의미하게 높았다.

이는 8개 척도가 개별적으로 비자살적 자해사고와 자해행동을 청소년집단에서 우연수준 이상으로 예측하였음을 의미한다. 또한 직접적(비자살적 자해 신념, 자해충동, 미래의 자해 가능성, 자살사고) 혹은 간접적(고통감내력 부족, 충동성, 사회적 문제해결 부족, 사회적 지지)으로 비자살적 자해사고와 자해행동을 나누어 각각 분류분석을 실시한 결과는 우연수준(0.50)과 임계값(0.54) 수준이 확인되었으며 자해행동보다 자해사고를 잘 예측하는 것

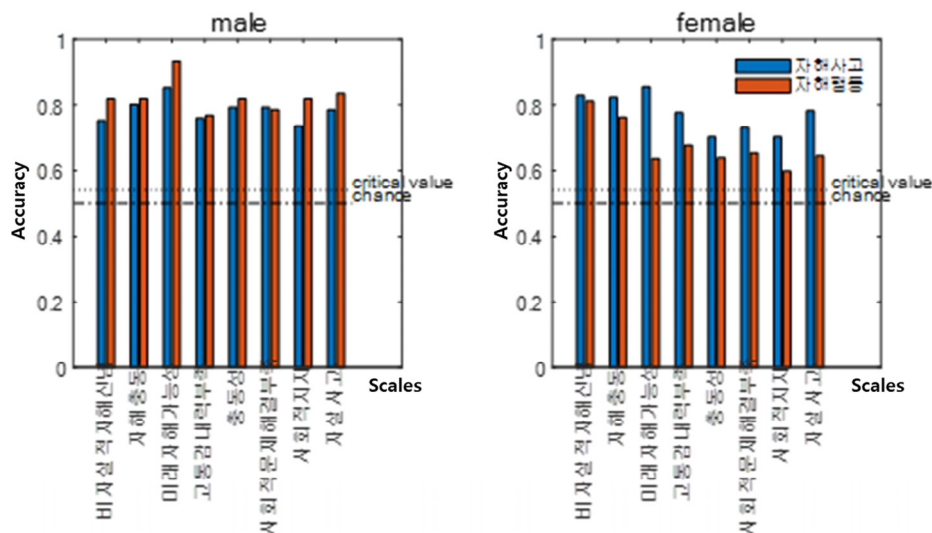


Figure 1. Results of classification for each scale of male and female adolescents. The bar indicates the accuracy of NSSI thought and behavior for each scale



으로 드러났다.

또한, 성별 집단을 구분하여 각 척도가 비자살적 자해사고와 자해행동을 예측하는가를 분류분석으로 확인한 결과, 남녀 집단에서 모든 개별 척도가 자해사고 및 자해행동 여부를 우연수준(0.50)과 유의수준(0.54) 이상으로 예측하였고, 자해사고는 성별 차이가 두드러지지 않았으나, 자해행동은 개별 척도로 예측했을 때 여성이 남성에 비해 정확도가 낮은 경향을 보였다(Figure 1). 각 결과의 정확도는 다음과 같다. 남성의 자해사고에 대한 비자살적 자해신념, 자해충동, 미래자해가능성, 고통감내력 부족, 충동성, 사회적문제해결부족, 사회적지지, 자살사고의 예측 정확도는 각각 0.75, 0.80, 0.85, 0.76, 0.79, 0.79, 0.73, 0.78이었으며, 남성의 자해행동에 대한 각 척도의 예측 정확도는 순서대로 0.81, 0.81, 0.93, 0.76, 0.81, 0.78, 0.81, 0.83이다. 여성의 자해사고에 대한 예측 정확도는 순서대로 0.82, 0.82, 0.85, 0.77, 0.70, 0.73, 0.70, 0.78이었으며, 자해 행동은 순서대

로 0.81, 0.76, 0.63, 0.67, 0.63, 0.65, 0.59, 0.64로 자해사고보다 낮으며 남성의 자해행동 예측보다 전반적으로 낮은 수준임을 확인하였다.

**자료 주도 방식(data driven)**

본 설문에 사용된 척도 문항들이 비자살적 자해사고와 자해행동의 여부를 분류하는 과정에서, 각각의 겹마다 분류에 가장 큰 기여를 하는 문항을 내림차순으로 정렬하고, 가장 큰 기여를 하는 문항부터 순차적으로 분류에 포함하였다. 그 결과, 척도 문항을 통한 예측은 우연수준(chance)인 0.50보다 유의미하게 높았다(Figure 2). 분류에 포함된 특성이 많아질수록 분류 정확도는 점점 증가하다가 다시 감소하는 경향을 보였다. 각 겹에서 가장 잘 학습된 데이터에서는 단 하나의 문항만으로도 비자살적 자해사고와 자해행동 여부에 대하여 우연수준과 유의수준 이상의 예측을 보였다. 자료 주도 방식은 성별 차이를 보이지 않았다.

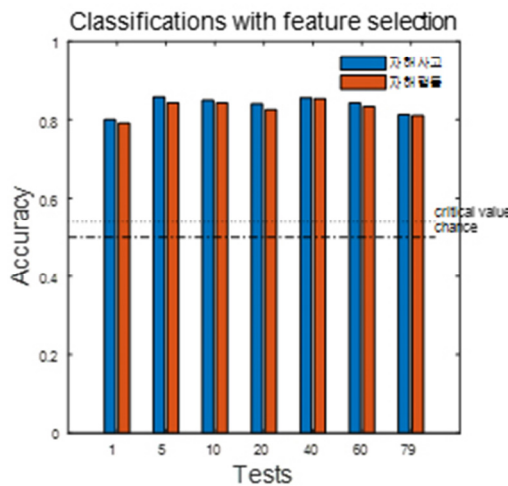


Figure 2. Results of classification with feature selection showing predication accuracy of NSSI thought and behavior.

회귀기반 디코딩(Regression-based decoding)

가설 주도 방식(hypothesis driven)

8개 척도 개별적으로 회귀기반 디코딩을 실시하였으며, 척도별로 자해사고와 자해행동의 빈도 예측을 시도한 결과, 비자살적 자해 신념 척도와 자해충동 척도가 유의수준에서 자해사고와 자해행동을 올바르게 분류할 정확성(critical value)은 0.54로 우연수준(chance)인 0.50에 비해 유의미하게 높았다(Figure 3A). 특히 자해충동 척도는 빈도를 직접적으로 묻는

문항이 포함되어 있는 반면 비자살적 자해 신념 척도는 직접적으로 빈도를 측정하는 문항이 없었음에도 불구하고 자해사고와 자해행동의 빈도를 예측할 수 있었다.

8개 척도 별 회귀기반 디코딩으로 최근성 예측을 시도한 결과, 자해충동 척도와 미래자해가능성 척도가 자해사고와 자해행동을 올바르게 분류할 정확성(critical value)은 0.54로 우연수준(chance)인 0.50에 비해 유의미하게 높아 최근성을 예측할 수 있었다(Figure 3B).

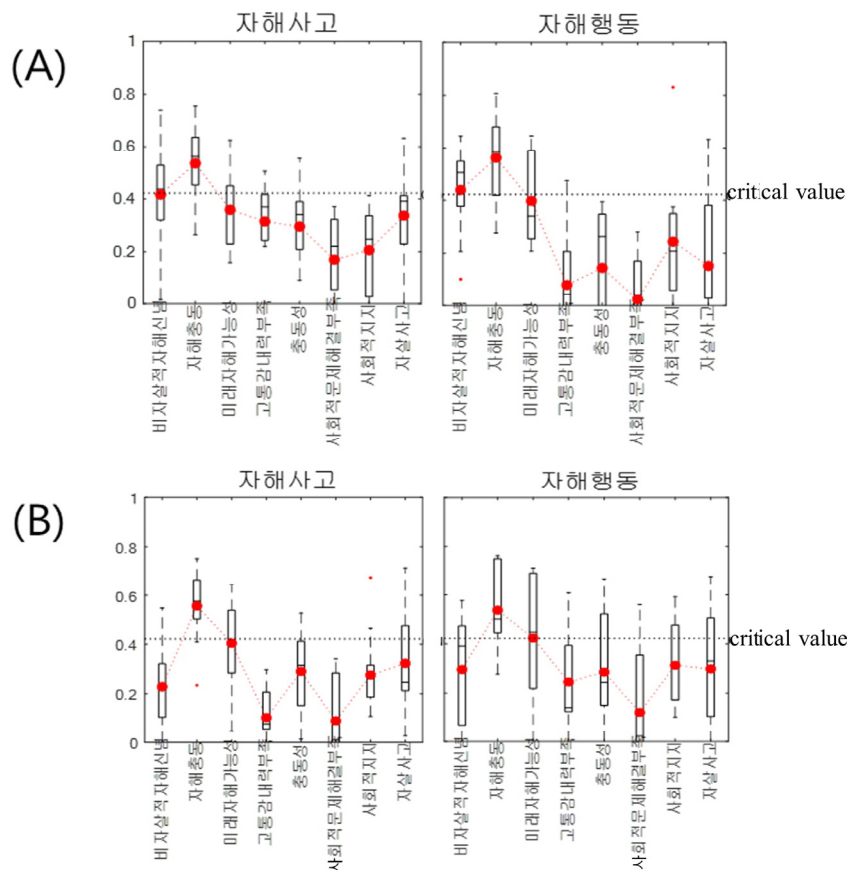


Figure 3. Boxplots of regression-based decoding on predicting NSSI frequency and currency via hypothesis driven feature selection. (A) Prediction of frequency of NSSI thought and behavior. (B) Prediction of currency of NSSI thought and behavior

**자료 주도 방식(data driven)**

8개 척도의 모든 문항이 포함된 분류분석을 실시하는 과정에서 특성 선택을 수행하였다. 자해사고 및 자해행동을 한 번이라도 시도한 사람의 빈도(Figure 4A)와 최근성(Figure 4B)은 유의수준에서 예측할 수 있었다.

분류분석과 마찬가지로 디코딩에 포함된 특성이 많아질수록 정확도는 점점 증가하다가 다시 감소하는 경향을 보였다. 역시 분류분석과 마찬가지로 각 겹에서 가장 잘 학습된 데이터에서는 단 하나의 문항만으로도 비자살적 자해사고와 자해행동의 빈도와 최근성을 유의 수준 이상으로 예측하였다.

마지막으로 훈련집단의 각 특성별로 자해사고와 자해행동의 빈도 및 최근성 사이 상관계수를 구하고 이를 제공하여 문항 별  $R^2$ 의 값을 계산하여 자해사고와 자해행동의 빈도 및 최근성의 예측 모델에서 각 문항이 얼마만큼 기여했는가를 살펴보았다(Figure 5). 그 결과 자해충동 척도가 다른 척도에 비해 높은 설명력을 보였으며 설명력의 결과값은 자해사고의 빈도 0.26(Figure 5-A), 자해행동의 빈도 0.23(Figure 5-B), 자해사고의 최근성 0.23(Figure 5-C), 자해행동의 최근성이 0.24(Figure 5-D)로 확인되었다.

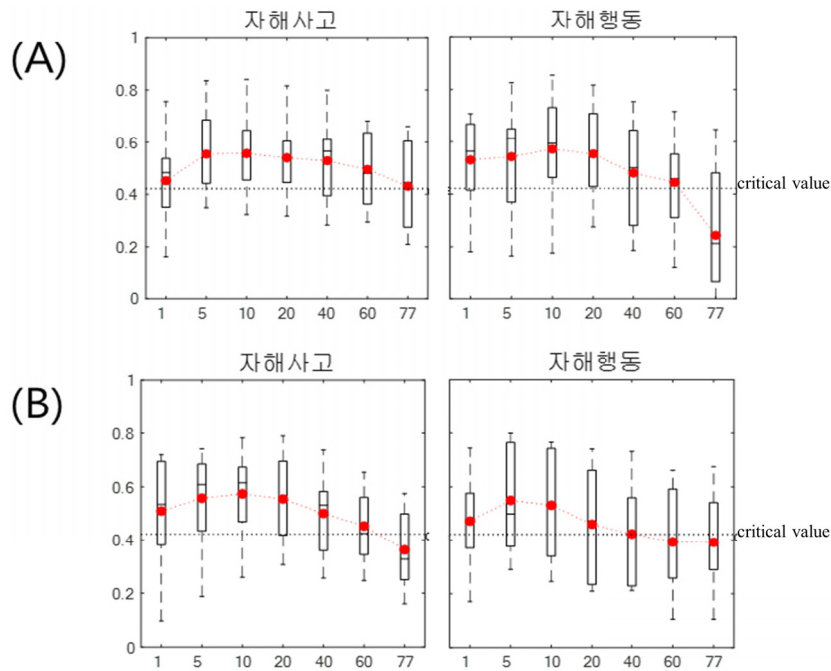


Figure 4. Results of regression-based decoding on predicting NSSI frequency and currency via data driven feature selection. (A) Prediction of frequency of NSSI thought and behavior. (B) Prediction of currency of NSSI thought and behavior

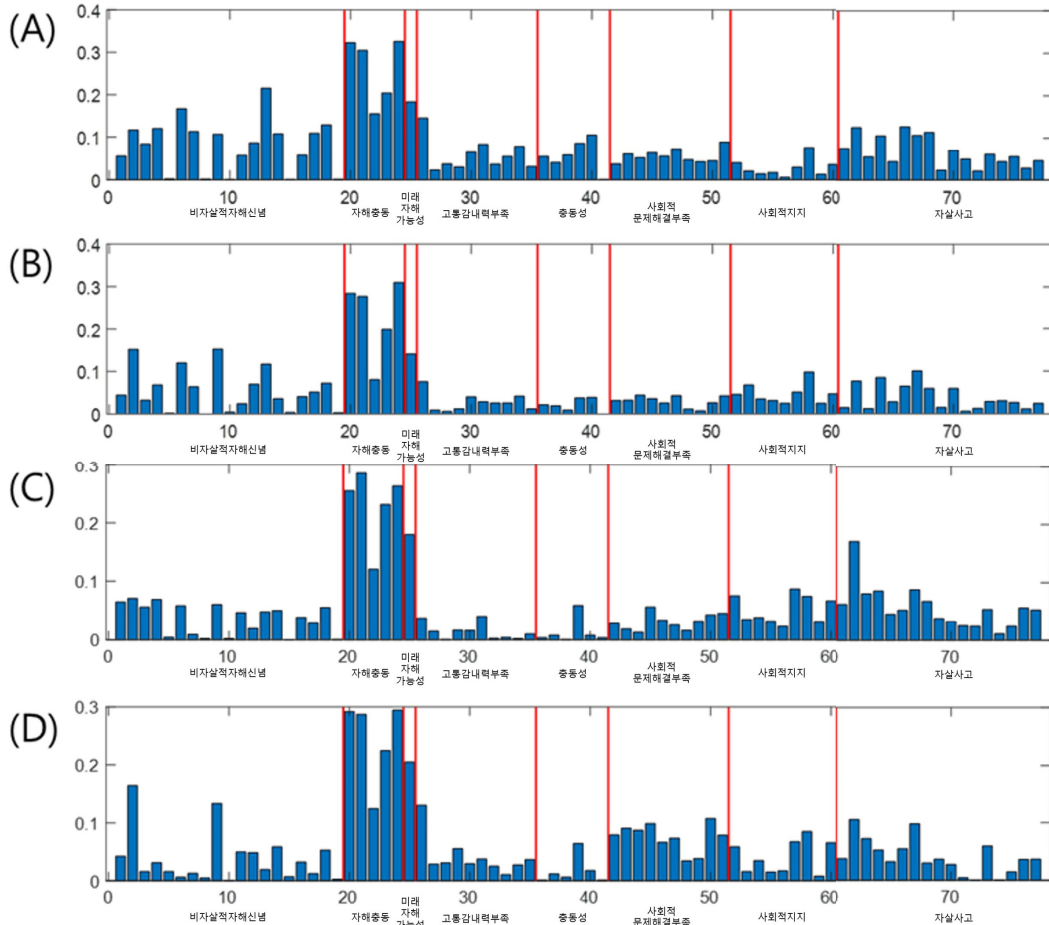


Figure 5. Average R2 per items from training data set in cross-validation fold for regression-based decoding on predicting frequency and currency of NSSI thought and behavior. (A) Prediction of frequency of NSSI thought. (B) Prediction of frequency of NSSI behavior. (C) Prediction of currency of NSSI thought. (D) Prediction of currency of NSSI behavior. Scales are divided by vertical red lines.

### 논 의

본 연구의 목적은 청소년의 비자살적 자해사고와 자해행동의 유무, 빈도 및 최근성을 자해와 직·간접적으로 관련된 척도로 예측하는 것이었다. 그 결과, 먼저 8개 척도 모두 전체 집단과 성별 집단에서 비자살적 자해사고 및 자해행동을 우연수준 이상으로 예측하였으

며, 8개 척도를 자해와의 관련성의 정도에 따라 나누었을 때 자해행동보다 자해사고를 잘 예측하는 것으로 나타났다. 또한 본 설문에서 사용된 척도에서 분류분석 과정 중 각 겹의 훈련 데이터 중 가장 설명력이 높은 하나의 문항으로 자해사고 및 자해행동을 우연수준 이상의 예측을 보였다. 다음으로 자해사고 및 자해행동을 시도한 청소년 참가자의 빈도와

최근성을 예측한 결과, 비자살적 자해 신념 척도와 자해충동 척도가 자해사고 및 행동의 빈도를, 자해충동 척도와 미래자해가능성 척도가 최근 자해사고 및 행동을 유의미하게 예측하였다. 또한 1개의 문항만으로 자해사고 및 행동의 빈도와 최근성을 유의수준 이상으로 예측하였으며, 자해충동 척도가 다른 척도보다 가장 높은 설명력을 보이는 것으로 나타났다.

이상의 주요 연구 결과를 통해 살펴본 본 연구의 의의는 다음과 같다. 먼저, 본 연구에서는 국내에서 최초로 머신러닝 기법을 이용하여 청소년의 신체적, 정신적 건강을 손상시키고 더 나아가 목숨까지 위협할 수 있는 비자살적 자해의 예측성을 높였다는 데 그 의의가 있다. 대부분의 자해 연구자들은 자해의 발생 및 유지를 이론적으로 설명함에 있어 생물학적, 심리적, 사회적 요인 등 다양한 변인들이 상호작용하여 그 양상이 복잡하다는 데 동의하면서도(Nock, 2009; Jacobson & Batejan, 2014), 이를 통계적으로 검증하기 위해서는 적은 수의 위험요인만을 선택하고 이를 반복적으로 측정하여 다중 비교 오류를 범하거나 중단연구를 시도하여 시간상의 제약이 존재한다. 하지만 기계학습 방법은 전통적인 통계적 접근방식과 달리 모든 변인을 한 번에 고려하기 때문에 변수를 선택함에 있어 연구자에게 의존하지 않을 뿐만 아니라 여러 번 집단을 비교하는 경우 오류 수준이 증가하게 되는 다중 비교 오류를 범하지 않는다는 장점이 있어 복잡한 모형의 정확도를 높일 수 있다(Fox et al., 2019). 이에 본 연구에서는 자해와 관련된 다양한 변인을 한꺼번에 고려하고 통계적 검증의 정확도를 높이는 연구를 시도했다는 데 의의가 크다.

다음으로, 본 연구는 기존의 가설 주도 방식의 분석에 그치지 않고 자료 주도 방식을 통해 분석을 수행하였다는 점이다. 8개 척도의 모든 문항이 포함된 분류분석을 실시하는 과정에서 특성 선택을 수행하여 가장 큰 기여를 하는 하나의 문항만으로 자해사고와 자해행동의 유무, 빈도, 및 최근성을 예측했다는 것에서 큰 의의가 있다. 최근 심리학 연구들은 다변량분석으로 참가자의 행동 자료(Kim et al., 2022) 및 임상자료를 활용하여 PTSD(Shim et al., 2019; Wshah et al., 2019), 불안(Anugraha & Vineetha, 2018), 우울(Opoku Asare et al., 2021; Priya et al., 2020), 자살(Littlefield et al., 2021; Schafer et al., 2021) 등의 예측을 시도하였으며, 임상 및 상담 장면에서 환자의 중증도를 측정하고 모니터링함에 신뢰할 수 있고 유효한 새로운 방법론적 가능성을 제시하였다. 이에 본 연구에서는 적은 수의 문항을 사용하여 참가자의 응답 피로도를 낮출 뿐 아니라 자해 관련 사고 및 행동을 정확하게 예측하는 데 활용할 수 있을 것이라 기대한다. 단, 분류분석 방법에서는 특성 선택 과정에서 매 겹 별로 선택되는 문항이 달라지기 때문에 매 겹별로 어떤 문항이 선택되는지는 기술적으로 보고할 수 없다는 한계가 존재한다는 점을 주의해야 한다.

게다가, 본 연구에서 사용한 8개 척도 중간척도만으로 청소년집단에서의 자해사고와 자해행동을 예측하였다는 데 그 의의가 있다. 자해 청소년의 선별 및 평가는 효과적인 개입을 위해 매우 중요하며 이를 위해 현재까지 자해 여부를 직접적으로 물어보는 문항이 담긴 자기보고식 질문지가 활용되고 있다(권혁진, 권석만, 2017; 김소정 외, 2019; 추은정, 이영호, 2018). 그러나 사회적으로 자해행동에

대한 부정적 인식 및 학교 장면에서 자살 시도로 오해받는 경우가 많아 청소년들이 자신의 자해행동을 잘 개방하지 않음으로 인하여, 현실적으로 자해 청소년 선별에 어려움이 많다. 이에 본 연구에서는 자해 관련 내용을 직접적으로 물어보지 않지만 자해행동과의 관련성이 입증된 간접척도를 활용하여 자해 관련 청소년을 예측 및 선별할 수 있다는 점에서 큰 의의가 있다.

추가적으로, 본 연구에서는 자해신념 척도를 통해 청소년의 자해사고와 자해행동의 유무뿐 아니라 각각의 빈도를 예측했다는 것에서 의미가 있다. 최근 자해의 효과적인 예방 및 개입을 위해 인지적 요인에 대한 연구의 필요성이 국내외에서 제기되었다(성나경, 강이영, 2016; 정미림 외, 2020; 허지원, 2019; Cha et al., 2019). 이에 따라 자해신념을 측정하는 도구를 개발하려는 노력이 있었으나 실제 청소년의 자해신념에 대한 자료를 수집하여 자해행동을 예측한 연구는 전무하다. 따라서 본 연구는 자해경험 유무와 관계없이 누구나 지니고 있는 자해에 대한 일반적인 생각인 자해신념을 활용함으로써 그동안 연구가 부진했던 자해에 대한 인지적 영역인 자해신념의 후속 연구를 촉진하고, 더 나아가 청소년 자해에 대한 예방과 조기 개입을 위한 선별도구로 활용될 수 있다는 함의가 있다.

이상의 결론을 토대로 본 연구의 제한점과 후속연구를 위한 제언은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 분류분석을 실시하여 훈련집단의 데이터를 통해 청소년의 자해사고 및 행동을 예측하였기 때문에 추후 다각적 관점에서의 연구방법으로 자해행동을 예측하는 연구 검증이 필요할 것이다. 둘째, 본 연구에서 활용된 간접척도는 청소년 자해행동과의 관련성

중 개인내적 특성에 관한 것으로 추후 연구에서는 개인외적 특성인 부모와의 관계, 자해친구의 유무 및 노출의 정도, 소셜미디어의 영향 등의 척도를 통해 자해사고 및 행동을 예측해볼 수 있겠다. 셋째, 본 연구의 참가자들은 모두 청소년집단을 대상으로 했기 때문에 본 연구결과를 더 많은 전집으로 일반화하는데 한계가 있다. 따라서 후속 연구에서는 성인 및 고령자 집단을 대상으로 동일한 8개의 척도로 자료를 수집하여 자해사고 및 행동 예측에 대해 추가적으로 확인할 필요가 있다. 또한 분류분석 동일한 특성을 이용하여 여러 집단의 데이터를 함께 적용할 때의 장점은 집단간 분류분석(cross-group classification)을 시도할 수 있다는 점이다. 본 연구의 교차검증 과정에서 각 점은 각 참가자였는데, 집단간 분류분석에서는 하나의 집단(예: 청소년)에서 분류기를 훈련시키고, 훈련된 분류기를 다른 집단(예: 성인)에게 적용하는 방식으로 이루어진다. 각각의 집단에서 집단내 분류분석이 유의미한 경우, 가령 청소년과 성인 집단에서 각각 자해 빈도를 유의미하게 예측할 수 있는 경우라고 하더라도 집단간 분류분석이 항상 유의미하지는 않는다. 집단내 분류분석이 유의미하지만 집단간 분류분석이 유의미하지 않은 경우, 우리는 각각의 집단이 자해 관련 척도로 빈도를 예측하는 고유한 패턴이 있다고 결론 내릴 수 있다. 만약 두 종류의 분류분석이 모두 유의미한 경우, 이 때는 두 집단이 빈도를 예측하는 일관적인 패턴이 있다고 결론 내릴 수 있다. 동일한 특성으로 여러 집단으로부터 연구가 진행된다면, 자해행동을 예측하는 우리의 이해를 더욱 넓혀 줄 것으로 기대된다.

### 참고문헌

- 고은경 (2020). 한국 초등학교 3학년 아동의 행복감 예측을 위한 머신러닝 알고리즘의 적용. *학습자중심교과교육연구*, 20(13), 1113-1128.
- 권혁진, 권석만 (2017). 한국판 자해기능 평가지의 타당화 연구: 대학생을 중심으로. *한국심리학회지: 임상심리 연구와 실제*, 3(1), 187-205.
- 김소정, 우성범, 구훈정, 이종선 (2019). 한국판 자해 척도(K-SHI) 타당화 연구. *인지행동치료*, 19(2), 205-228.
- 김수진 (2017). 비자살적 자해의 위험요인과 보호요인 개관. *청소년학연구*, 24(9), 31-53.
- 김수진, 김봉환 (2015). 청소년 내담자의 반복적 자해행동의 의미탐색: '고통으로 고통을 견디기'. *한국심리학회지: 상담 및 심리치료*, 27(2), 231-250.
- 김영식, 김훈호 (2019). 머신러닝 기법을 활용한 사교육 참여 예측 모형 탐색. *교육재정경제연구*, 28(3), 29-52.
- 박지선 (2013). 청소년의 정서조절곤란 측정-DERS의 심리측정적 속성. *한국심리학회지: 건강*, 18(4), 727-746.
- 백승아, 김옥향 (2023). 중학생의 분노표현방식과 자살사고, 비자살적 자해 간 사회적 지지의 매개된 조절효과. *심리유형과 인간발달*, 24(1), 39-61.
- 서장원, 권석만 (2014). 한국판 고통 감내력 부족 척도의 타당화 연구: 한국 대학생 집단을 대상으로. *한국심리학회지: 임상*, 33(4), 783-801.
- 성나경, 강이영 (2016). 청소년의 일상적 스트레스와 자해행동: 인지적 정서조절전략의 조절효과. *한국심리학회지: 상담 및 심리치료*, 28(3), 855-873.
- 이건명 (2018). 인공지능 튜링테스트에서 딥러닝까지. *생능출판사*.
- 이다솔, 김광민, 문상호, 권기현 (2019). 인터넷·스마트폰 과의존(중독) 영향요인 분석: 의사 결정나무모형을 중심으로. *정책분석평가학회보*, 29(4), 241-270.
- 이동귀, 함경애, 배병훈 (2016). 청소년 자해행동: 여중생의 자살적 자해와 비(非) 자살적 자해. *한국심리학회지: 상담 및 심리치료*, 28(4), 1171-1192.
- 이동귀, 함경애, 정신영, 함용미 (2017). 자해행동 청소년을 위한 단기개입 프로그램 개발 및 효과. *재활심리연구*, 24(3), 409-428.
- 이동훈, 양미진, 김수리. (2010). 청소년 자해의 이해 및 특성에 대한 고찰. *청소년상담연구*, 18(1), 1-24.
- 이서정 (2020). 자살의도 없는 자해시도자의 억제조절과 과제조절 경험에 대한 체계적 연구. *중앙대학교 대학원 박사학위논문*.
- 이아람 (2016). 중학생용 사회적 지지 척도 개발 및 타당화. *경성대학교 석사학위논문*.
- 이은정, 송영수, 김지하, 오수현 (2020). 랜덤 포레스트를 활용한 4년제 대학 중도탈락률 예측 요인 탐색: 대학 수준 결정요인을 중심으로. *교육공학연구*, 36(1), 191-219.
- 이은희, 조윤자 (2008). 청소년 자살의 심리적 과정 및 문제해결력과 사회적 지지의 보호효과. *사회연구*, 9(2), 105-143.
- 이정은, 김다솜, 조일현 (2020). 동영상 기반 학습 환경에서 머신러닝을 활용한 행동로그의 학업성취 예측 모형 탐색. *컴퓨터교*

- 육학회논문지, 23(2), 53-64.
- 이철현 (2020). 초등학생의 스마트폰 중독 관련 데이터를 활용한 머신러닝 알고리즘의 성능 분석. *한국실과교육학회지*, 33(4), 103-119.
- 이현우, 이종문, 차윤미 (2021). 머신러닝 기반의 학업성취 예측 모형 탐색: 대학의 오프라인 수업을 중심으로. *교육방법연구*, 33(1), 29-46.
- 장연주 (2021). '자살위험군' 전국 초·중·고 학생, 연간 2만명 이상. *헤럴드 경제*.
- 정미림, 강문선, 이영순 (2022). 한국 성인의 비자살적 자해 신념이 자해행동에 미치는 영향. *교육치료연구*, 14, 99-121.
- 정미림, 이상인, 이영순 (2020). 한국판 비자살적자해 신념 척도의 타당화. *재활심리연구*, 27(4), 165-188.
- 정미림, 이영순 (2023). 청소년용 비자살적 자해 신념 척도의 개발 및 타당화. *재활심리연구*, 30(2), 125-150.
- 정지현, 권석만 (2015). 고통 감내력의 두 측면: 주관적 인식과 행동적 반응의 관계. *한국심리학회지: 임상*, 34(1), 227-247.
- 조현국 (2018). 머신 러닝을 활용한 이러닝 학습 환경에서의 학습자 성취 예측 모형 탐색. *학습자중심교과교육연구*, 18(21), 553-572.
- 최이순 (2002). 사회적 문제 해결 도구의 신뢰도 및 타당도 연구. *한국심리학회지: 임상*, 21(1), 413-428.
- 추은정, 이영호 (2018). 자해 척도(ISAS)의 한국판 타당화 연구. *청소년학연구*, 25(11), 95-124.
- 허지원 (2019). 자살 의도가 없는 자해의 근거 기반치료. *한국심리학회지: 임상*, 38(4), 415-426.
- 홍기혜 (2021). Machine learning-based prediction of depression levels: Developing a model for male and female senior citizens. *한국사회복지조사연구*, 70, 145-172.
- Andover, M. S., Pepper, C. M., & Gibb, B. E. (2007). Self-mutilation and coping strategies in a college sample. *Suicide and Life-Threatening Behavior*, 37(2), 238-243.
- Anugraha, K. R., & Vineetha, S. (2018). A study on the impact of machine learning tools for detecting anxiety disorders in preschool children. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 396(1), 12-18.
- Baucom, L. B., Wedell, D. H., Wang, J., Blitzer, D. N., & Shinkareva, S. V. (2012). Decoding the neural representation of affective states. *Neuroimage*, 59(1), 718-727.
- Beck, A. T., Kovacs, M., & Weissman, A. (1979). Assessment of suicidal intention: the Scale for Suicide Ideation. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 47(2), 343-352.
- Beck, A. T., & Steer, R. A. (1993). *Manual for Beck Hopelessness Scale*. San Antonio, TX: Psychological Corporation.
- Carlson, G. A., & Cantwell, D. P. (1982). Suicidal behavior and depression in children and adolescents. *Journal of the American Academy of Child Psychiatry*, 21(4), 361-368.
- Cha, C. B., Wilson, K. M., Tezanos, K. M., DiVasto, K. A., & Tolchin, G. K. (2019). Cognition and self-injurious thoughts and behaviors: A systematic review of longitudinal studies. *Clinical Psychology Review*, 69, 97-111.
- Claes, L., & Vandereycken, W. (2007). The



- Self-Injury Questionnaire—Treatment Related (SIQ-TR): Construction, reliability, and validity in a sample of female eating disorder patients In P. M. Goldfarb (Ed.), *Psychological Tests and Testing Research Trends* (pp. 111-139). Nova Science.
- Claes, L., Vandereycken, W., & Vertommen, H. (2007). Self-injury in female versus male psychiatric patients: A comparison of characteristics, psychopathology and aggression regulation. *Personality and Individual Differences*, 42(4), 611-621.
- Fox, K. R., Huang, X., Linthicum, K. P., Wang, S. B., Franklin, J. C., & Ribeiro, J. D. (2019). Model complexity improves the prediction of nonsuicidal self-injury. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 87(8), 684.
- Gilbert, P., & Allan, S. (1998). The role of defeat and entrapment (arrested flight) in depression: An exploration of an evolutionary view. *Psychological Medicine*, 28(3), 585-598.
- Gratz, K. L., & Roemer, L. (2004). Multidimensional assessment of emotion regulation and dysregulation: Development, factor structure, and initial validation of the Difficulties in Emotion Regulation Scale. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, 26(1), 41-54.
- Haines, J., & Williams, C. L. (1997). Coping and problem solving of self-mutilators. *Journal of Clinical Psychology*, 53(2), 177-186.
- Hasking, P., & Boyes, M. (2018). The nonsuicidal self injury expectancy questionnaire: Factor structure and initial validation. *Clinical Psychologist*, 22(2), 251-261.
- Haynes, J. D., & Rees, G. (2006). Decoding mental states from brain activity in humans. *Nature Reviews Neuroscience*, 7(7), 523-534.
- Jacobson, C. M., & Batejan, K. (2014). Comprehensive theoretical models of nonsuicidal self-injury. *The Oxford handbook of suicide and self-injury*, 308-320.
- Joiner, T. (2005). *Why people die by suicide*. Harvard University Press.
- Kim, J., Weber, C. E., Gao, C., Schulteis, S., Wedell, D. H., & Shinkareva, S. V. (2020). A study in affect: Predicting valence from fMRI data. *Neuropsychologia*, 143(8), 107473.
- Kim, S., Kim, S., Green, C. H., & Jeong, J. (2022). Multivariate polynomial regression modeling of total dissolved-solids in rangeland stormwater runoff in the Colorado River Basin. *Environmental Modelling and Software*, 157(11), 105523.
- Klonsky, E. D., May, A. M., & Glenn, C. R. (2013). The relationship between nonsuicidal self-injury and attempted suicide: Converging evidence from four samples. *Journal of Abnormal Psychology*, 122(1), 231-237.
- Laye-Gindhu, A., & Schonert-Reichl, K. A. (2005). Nonsuicidal self-harm among community adolescents: Understanding the “whats” and “whys” of self-harm. *Journal of Youth and Adolescence*, 34(5), 447-457.
- Leyro, T. M., Zvolensky, M. J., & Bernstein, A. (2010). Distress tolerance and psychopathological symptoms and disorders: A review of the empirical literature among adults. *Psychological Bulletin*, 136(4), 576.
- Linehan, M. M., Comtois, K. A., Brown, M. Z.,

- Heard, H. L., & Wagner, A. (2006). Suicide Attempt Self-Injury Interview (SASII): Development, reliability, and validity of a scale to assess suicide attempts and intentional self-injury. *Psychological Assessment, 18*(3), 303-312.
- Littlefield, A. K., Cooke, J. T., Bagge, C. L., Glenn, C. R., Kleiman, E. M., Jacobucci, R., ... Steinley, D. (2021). Machine learning to classify suicidal thoughts and behaviors: Implementation within the common data elements used by the military suicide research consortium. *Clinical Psychological Science, 9*(3), 467-481.
- Mann, J. J., Waternaux, C., Haas, G. L., & Malone, K. M. (1999). Toward a clinical model of suicidal behavior in psychiatric patients. *Amsterdam Journal of Psychiatry, 156*(2), 181-189.
- Maydeu-Olivares, A., & D'Zurilla, T. J. (1996). A factor-analytic study of the Social Problem-Solving Inventory: An integration of theory and data. *Cognitive Therapy and Research, 20*(2), 115-133.
- McHugh, R. K., & Otto, M. W. (2012). Refining the measurement of distress intolerance. *Behavior Therapy, 43*(3), 641-651.
- Na, K. S., Cho, S. E., Geem, Z. W., & Kim, Y. K. (2020). Predicting future onset of depression among community dwelling adults in the Republic of Korea using a machine learning algorithm. *Neuroscience Letters, 721*(8), 134804.
- Nam, S. M., Peterson, T. A., Seo, K. Y., Han, H. W., & Kang, J. I. (2021). Discovery of depression-associated factors from a nationwide population-based survey: Epidemiological study using machine learning and network analysis. *Journal of Medical Internet Research, 23*(6), e27344.
- Nixon, M. K., & Cloutier, P. (2005). Ottawa Self-Injury Inventory. Victoria BC: University of British Columbia and Victoria.
- Nock, M. K. (2009). Why do people hurt themselves? New insights into the nature and functions of self-injury. *Current Directions in Psychological Science, 18*(2), 78-83.
- Nock, M. K., Holmberg, E. B., Photos, V. I., & Michel, B. D. (2007). Self-Injurious Thoughts and Behaviors Interview: Development, reliability, and validity in an adolescent sample. *Psychological Assessment, 19*(3), 309-317.
- Nock, M. K., & Mendes, W. B. (2008). Physiological arousal, distress tolerance, and social problem-solving deficits among adolescent self-injurers. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 76*(1), 28.
- Opoku Asare, K., Terhorst, Y., Vega, J., Peltonen, E., Lagerspetz, E., & Ferreira, D. (2021). Predicting depression from smartphone behavioral markers using machine learning methods, hyperparameter optimization, and feature importance analysis: Exploratory study. *JMIR mHealth and uHealth, 9*(7), e26540.
- Pereira, F., Mitchell, T., & Botvinick, M. (2009). Machine learning classifiers and fMRI: A tutorial overview. *Neuroimage, 45*(1), S199-S209.
- Priya, A., Garg, S., & Tigga, N. P. (2020). Predicting anxiety, depression and stress in

- modern life using machine learning algorithms. *Procedia Computer Science*, 167(2), 1258-1267.
- Rotolone, C., & Martin, G. (2012). Giving up self-injury: A comparison of everyday social and personal resources in past versus current self-injurers. *Archives of Suicide Research*, 16(2), 147-158.
- Sandel, D. B., Jomar, K., Johnson, S. L., Dickson, J. M., Dandy, S., Forrester, R., & Taylor, P. J. (2020). Beliefs about one's non-suicidal self-injury: The Experiences of Self-Injury Questionnaire (ESIQ). *Archives of Suicide Research*, 25(3), 458-474.
- Schafer, K. M., Kennedy, G., Gallyer, A., & Resnik, P. (2021). A direct comparison of theory-driven and machine learning prediction of suicide: A meta-analysis. *PLoS One*, 16(4), e0249833.
- Sher, L., & Stanley, B. (2009). Biological models of nonsuicidal self-injury. In M. K. Nock (Ed.), *Understanding nonsuicidal self-injury: Origins, assessment, and treatment* (pp. 99-116). American Psychological Association.
- Shim, M., Jin, M. J., Im, C. H., & Lee, S. H. (2019). Machine-learning-based classification between post-traumatic stress disorder and major depressive disorder using P300 features. *NeuroImage: Clinical*, 24(4), 102001.
- Siddaway, A. P., Wood, A. M., O'Carroll, R. E., & O'Connor, R. C. (2019). Characterizing self-injurious cognitions: Development and validation of the Suicide Attempt Beliefs Scale (SABS) and the Nonsuicidal Self-Injury Beliefs Scale (NSIBS). *Psychological Assessment*, 31(5), 592-608.
- Tice, D. M., Bratslavsky, E., & Baumeister, R. F. (2001). Emotional distress regulation takes precedence over impulse control: If you feel bad, do it!. *Journal of Personality and Social Psychology*, 80(1), 53-67.
- Vaughn, M. G., Salas-Wright, C. P., Underwood, S., & Gochez-Kerr, T. (2015). Subtypes of non-suicidal self-injury based on childhood adversity. *Psychiatric Quarterly*, 86(1), 137-151.
- Walsh, B. W. (2019). 자해상담 및 심리치료 실무지침서 (이동훈 성균관대학교 외상심리건강연구소, 역). Treating self-injury: A practical guide (2nd ed.). (원전은 2012년 출판).
- Washburn, J. J., Juzwin, K. R., Styer, D. M., & Aldridge, D. (2010). Measuring the urge to self-injure: Preliminary data from a clinical sample. *Psychiatry Research*, 178(3), 540-544.
- Weaverdyck, M. E., Lieberman, M. D., & Parkinson, C. (2020). Tools of the trade multivoxel pattern analysis in fMRI: A practical introduction for social and affective neuroscientists. *Social Cognitive and Affective Neuroscience*, 15(4), 487-509.
- Whitlock, J., Eckenrode, J., & Silverman, D. (2006). Self-injurious behaviors in a college population. *Pediatrics*, 117(6), 1939-1948.
- Wshah, S., Skalka, C., & Price, M. (2019). Predicting posttraumatic stress disorder risk: A machine learning approach. *JMIR Mental Health*, 6(7), e13946.

원 고 접 수 일 : 2023. 07. 31  
수정원고접수일 : 2024. 01. 22  
게 재 결 정 일 : 2024. 02. 29

## Predicting Nonsuicidal Self-Injurious Thought and Behavior Using Multivariate Analysis

Milim Jeong   Sangin Lee   Youngsoon Lee   Jongwan Kim  
Jeonbuk National University  
Research Professor   Student   Professor   Professor

In this study, we examined the prediction of nonsuicidal self-injury (NSSI) thoughts and behaviors, along with their frequency and recency in adolescents. Data from 470 students nationwide, initially collected for the development of a NSSI belief scale, were reanalyzed. We employed multivariate machine learning techniques, specifically classification and regression-based decoding. The results indicated that all eight scales significantly predicted NSSI thoughts and behaviors. Furthermore, specific items with the highest explanatory power were identified as significant predictors of NSSI thoughts and behaviors. In particular, the NSSI belief scale and urge to self-injury scale predicted the frequency of NSSI thoughts and behaviors, whereas the urge to self-injury scale and possible future self-injury scale predicted the recency of NSSI thoughts and behaviors. These findings suggest that the scales used in this study hold potential as tools for screening and predicting NSSI in adolescents, which could contribute to the prevention and early intervention strategies.

*Key words* : adolescence, self-injurious thought, NSSI, prediction, multivariate analysis