

기계학습 방법을 이용한 심리 유형 기반 정신병리 예측

Predicting Mental Health based on Jungian Psychological Typology using Machine Learning Methods

이상인¹ · 김종완^{2†}

Sangin Lee¹ · Jongwan Kim^{2†}

Abstract

This study aimed to predict psychopathology based on personality measures via supervised machine learning methodology. We implemented the Singer-Loomis Type Deployment Inventory (SLTDI) for psychological typology and the Korean version of the Revised Symptom Checklist 90 (KSCL-95) for psychopathology. A total of 521 Korean adults from across the country participated in the online survey. Statistical analyses including correlation, k-means cluster analysis, classification, and regression-based decoding were performed. Results revealed four differentiated clusters on the spectrum of clinical severity. Moreover, SLTDI could distinguish between hypothesis-driven and data-driven clusters by chance. KSCL-95's three subcategories, as well as its validity, were accurately classified. Regression-based decoding results showed that their typology data significantly predicted social desirability, depression, anxiety, obsessive-compulsive disorder, PTSD, schizophrenia, stress vulnerability, and interpersonal sensitivity significantly. Overall, these findings suggest that personality tests could be utilized to screen for the severity of psychopathology and to implement prevention and early intervention strategies.

Key words: Psychological Typology, Machine Learning, Singer-Loomis Type Deployment Inventory, Personality, Mental Health, KSCL-95

요약

본 연구는 성격이 정신병리를 예측하는 가를 지도식 기계학습 방법론을 통해 확인해보고자 하였다. 이를 위해, 한국판 싱어루미스 심리 유형 검사(K-SLTDI) 제 2판과, KSCL-95 검사를 사용하여 전국의 총 521명의 성인을 대상으로 비대면 설문조사를 실시하였다. 예측 분석을 위하여 군집분석, 분류분석, 회귀기반 디코딩을 수행하였다. 그 결과 정신병리의 심각도를 반영하는 4개의 군집을 확인하였다. 또한, 한국판 싱어루미스 심리 유형 검사로 정신병리 수준에 대한 가설 기반 및 데이터 기반 심각도가 반영된 군집을 예측할 수 있었으며, 이는 전체 KSCL-95 및 3개의 상위 범주, 그리고 타당도에 대해 모두 정확하게 분류되었다. 회귀기반 디코딩 결과는 SLTDI 유형검사는 전체 검사 데이터를 활용하였을 때 임상수준을 유의미하게 예측할 수 있었으며, KSCL-95의 22가지 하위 범주 중 긍정왜곡, 우울, 불안, 강박, PTSD, 정신증, 스트레스 취약성, 대인민감, 낮은 조절을 유의수준에서 개별적으로 예측하였다. 이러한 연구 결과는 성격 검사가 정신병리의 심각도에 대한 선별 도구로 활용될 수 있고 예방 및 조기 개입 전략을 구현하는 데 활용될 수 있음을 시사한다.

주제어: 심리 유형, 기계학습, 싱어루미스 심리 유형 검사, 성격, 정신병리, 간이정신진단검사

* 이 논문은 한국연구재단 4단계 BK21사업(전북대학교 심리학과)의 지원을 받아 연구되었음(No.4199990714213).

¹ 이상인: 전북대학교 심리학과 박사수료

^{2†} (교신저자) 김종완: 전북대학교 심리학과 부교수 / E-mail: jongwankim80@jbnu.ac.kr / TEL: 063-270-2925

1. 서론

성격은 정신병리와 다양한 방식으로 연관되어 있다(Widiger, 2011). 성격과 정신병리는 서로 발현에 영향을 줄 수 있으며, 동일 병인을 공유하거나, 각각의 변화 양상에 인과적 역할을 할 수 있다(Kim et al., 2021). 즉, 성격적 특성은 증상으로 변형될 수 있다(Millon & Kotik, 1985).

Jung은 성격이란 선천적인 심리적 태도의 다양한 표현이며, 심리적 기능의 역동에 따라 개인의 적응 양식, 환경 대처 양식, 부적응 양상이 달라진다고 보았다(Park, 2013; Sim & Lee, 1996; Jung, 1971). 융의 심리학적 유형은 주의와 관심, 리비도의 방향에 의해 구별되는 일반적인 태도인 내향적·외향적, 정신이 적응 과정에서 가장 흔히 쓰이는 잘 분화된 기능에 따라 의식의 기능을 비합리적 기능으로 감각과 직관 그리고 합리적 기능으로 감정과 사고를 구별한다(Jung, 1971). 각각의 두 기능은 서로 상극을 이루어 대립한다(Lee, 2011). 태도와 기능을 조합하여 융은 외향적 사고형, 외향적 감정형, 외향적 감각형, 외향적 직관형, 내향적 사고형, 내향적 감정형, 내향적 감각형, 내향적 직관형의 8가지 유형으로 분리하였으며(Jung, 1971), 태도와 기능의 대극적 긴장의 역동은 정신의 질병과 건강과 연관성을 보이는 것이 확인되었다(Meier, 1986). 융의 유형론은 성격, 성격장애, 급성 심리장애의 연관성을 설명하며(Otis & Louks, 1997) 성격적 구조와 배열에서 정신병리가 파생된다고 보았다. 일반적으로 과도하게 사용되는 기능의 대극에 있는 무의식의 열등한 기능들이 과한 보상작용을 하게 되며 그 결과 유형별로 발생되기 쉬운 정신병리가 있는 것으로 알려져 있다(Ekstorm, 1988; Quenk, 1984, Lim et al., 2008; Kwag et al., 2010). Ekstorm(1988)은 이러한 보상적 작용으로서 외향적 사고형(Extraverted Thinking: ET)은 분열성 성격장애(Schizoid Personality Disorder), 내향적 감정형(Introverted Feeling: IF)은 의존적 성격장애(Dependent Personality Disorder), 외향적 감각형(Extraverted Sensation: ES)은 수동-공격성 성격장애(Passive-Aggressive Personality Disorder), 내향적 직관형(Introverted Intuition: IN)은 자기애적 성격장애(Narcissistic Personality Disorder)가 되기 쉽다는 결과를 융의 유형론과 DSM-III의 성격장애를 비교한 연

구에서 보고하였다. 국내에서는 Lim et al.(2008)의 연구가 MMPI와 MBTI 상관연구에서 부적응적이 될 때 외향적 사고형(ET)이 교조주의와 외골수가 되기 쉽고, 내향적 감정형(IF)은 의존적이고 무기력해지기 쉬우며, 내향적 사고형(IT)은 과도하게 방어적이고 철수하기 쉬움을 보고하며 Ekstrom(1988)의 연구 결과를 부분적으로 지지하였다. 일본에서 여성을 대상으로 일반 정신병리 문항과 융의 심리유형 척도를 활용하여 성격과 정신병리의 관계를 분석한 Sato(2019)의 연구는 내향적 감정형의 우울과 불안 및 정신병리 위험성이 외향적 감정정보보다 높음을 보고하였으며, Chung(2017)의 연구는 DSM 5의 A군, B군, C군 성격장애를 각각 인식형, 판단형, 감각형과 연관됨을 보고하였다.

이 외에도 우울 등 정신병리와 성격유형의 관련성을 지지하는 연구 결과들이 있다. 특히, 내향형의 우울은 다양한 척도들을 활용하여 지지되었다(Ekstrom, 1988; Saklofske et al., 1995; Janowsky et al., 1999a, Janowsky et al., 2000; Janowsky, 2001; Harkness et al., 2002; Cox et al., 2004; Shull, 2014; Zhou et al., 2020; Park & Kim, 1995; Park et al., 1997; Park & Lim, 2002; Kim & Kim, 2005; Lim et al., 2008; Kwag et al., 2010). Janowsky et al.(1999b)는 기분장애인 양극성 장애와 단극성 장애 환자들의 MBTI 검사를 분석한 결과, 양극성 장애 환자들이 단극성 환자보다 외향성이 유의하게 많음을 보고했으며 이는 Bisbee et al.(1982)연구를 지지하는 결과이다. Janowsky et al.(2002)은 기분장애 환자 중 자살성향이 높은 환자들은 자살성향이 낮은 기분장애 환자들에 비해 내향성과 인식형이 더 많았다고 보고했다. 그러나 Kameda와 Nyland의 2003년 연구는 내향형과 외향성의 차이보다 감각형과 사고형이 그 대극에 비해 불안민감성이 높음을 보고한 바 있다.

국내에서는 Rhi et al.(1988)이 한국인을 대상으로 정신병리와 심리유형의 관계에 대해 연구한 결과, 정신병리와 심리 유형의 관계가 지지되는 것을 발견했다(Kim et al., 1997). Lee(1993)은 Jung의 심리 유형론과 성격장애의 가정을 MBTI와 MMPI를 사용하여 확인한 결과, 성격 특징과 성격장애 요소에 대해 일치됨을 보고하였다. 외향적 직관형과 반사회적 장애 척도, 외향적 감정형과 수동공격성 장애 척도, 내향적 감정형과 의존적 성격장애 척도, 외향성과 히스테리성 장애 척도, 내

향성과 분열형 성격장애 척도가 Beebe(1988)의 연구 결과와 같이 통계적으로 유의미했다(Lee, 1993). 대학 상담 장면에서 MMPI와 MBTI 관계를 살핀 Han & Heo(2009)의 연구에서는 MBTI 척도 점수를 연속 점수로 변환하여 표준화한 뒤 MMPI와 상관관계를 연구한 결과, 전반적으로 Jung의 성격 유형과 MMPI 정신병리적 특징에 상당한 유사성을 확인했다. 특히 내향성과 사회적 내향성(Si), 우울(D), 사고장애(Sc), 외향성과 경조증(Ma) 척도의 유의한 정적 상관을 보고하였으며 이는 MMPI의 1개 척도에서 60점 이상을 보인 대학생을 대상으로 MBTI 성격유형과 MMPI척도에서 나타난 임상적 특징을 보고한 Lim et al.(2008)의 연구 결과와 같았다. 하지만 Han & Heo(2009)의 감각형과 MMPI의 남성성여성성(Mf), 반사회성(Pd), 감정형과 강박(Pt), 판단형과 강박(Pt), 사회적 내향성(Si) 간 높은 설명력을 확인하였으나 Lim et al.(2009)의 연구는 감각형, 사고형, 판단형, 감정형과 MMPI 하위 척도 들 간의 상관관계가 유의수준에 미치지 못했음을 보고하며, 내향적 감정형(IF) 집단의 경우 MMPI의 타당도 척도 F, 우울(D) 척도의 상승, 내향적 사고형(IT) 집단의 경우 MMPI의 내향성(Si) 척도의 상승과 관련 있는 것을 보고하였는데 이는 Han과 Heo의 연구에서 보고한 내향적 사고형이나 내향적 감정형 모두 MMPI의 타당도 척도 F, 우울(D) 척도, 사고장애(Sc) 척도, 내향성(Si) 척도와 상관이 있는 것을 보고한 결과와 차이가 있지만 내향형과 우울의 경향성은 일치하였다. 더불어 Han과 Heo은 내향적 감각형과 내향적 직관형이 외향적 감각형보다 우울 등이 높았음을 보고하였다. 이 외에도 성격유형과 스트레스로 인하여 같이에 관한 연구(Lee et al., 2008) 및 측두하악장애 연구(Park, 2011)에서 내향형과 감각형 환자의 분포가 높음을 보고하며 성격유형을 심인성 환자의 치료에 활용하고자 한 바가 있다.

개인의 정신병리에 대한 이해 및 해석을 돕는 유형론적 접근인 위 연구들을 비롯하여 개인의 상태 파악을 위한 척도 개발, 위험 및 보호 요인 등 인간의 여러 정신병리에 대하여 수많은 연구가 지금도 여러 나라에서 수행되고 있다. 그러나 많은 경우 이러한 개인의 임상적 상태를 살펴보는 여러 검사 및 척도들은 증상에 대하여 자기보고식 검사라는 한계가 있다. 개인의 임상적 상태를 확인하기 위해 개발된 여러 검사와 척도들

이 현재 연구 및 임상에서 다양하게 활용되고 있는데, 우울 등 임상 수준을 확인하는 여러 검사 및 척도들은 대부분 장애의 유무와 그 수준을 직접적으로 수검자가 답변하는 형식을 따른다. 이러한 형식은 스스로가 문제를 너무 극대화 또는 최소화하는 등의 거짓 보고의 문제 즉 왜곡 문제를 유발한다(DeNisi & Shaw, 1977; Mabe & West 1982; Paulhus et al., 1998; Fiske & Taylor, 1991). 따라서 이를 보완하기 위한 대안으로서 비직접적 검사가 제안될 수 있다. 비직접적 검사 중 하나로서 성격검사는 임상적 상태와 관련이 있으면서 이를 직접적으로 보고하도록 하지 않기 때문에 효과적인 대안이 될 것이라 기대한다.

이와 같이 임상적 상태가 효과적으로 예측되는가에 대해 최근 여러 방법이 시도되고 있는데, 그중 하나는 그동안 뇌영상 기법에서 많이 활용되어 온 기계학습(Machine Learning) 방법을 이용하여 임상 집단을 예측하려는 시도이다. 머신러닝은 컴퓨터가 데이터로부터 특정 문제해결을 위한 지식을 추출하는 기술로 인공지능 기술의 주요 영역으로(Lee, 2018), 특정 상황과 그 상황에 따른 결과 데이터로부터 패턴을 찾아내어, 새로운 상황에 대한 결과를 예측하는데 사용된다. 최근까지 머신러닝을 적용하여 우울(Hong, 2021; Seo et al., 2020), 자해와 자살(Hong, 2020; Jeong, et al., 2024), 스마트폰 중독(Lee et al., 2019; Lee, 2020), 학업성취도(Jho, 2018; Lee et al., 2020; Lee et al., 2020), 독서활동(Kim et al., 2019), 사교육 참여(Kim, 2019), 대학 중도탈락률(Lee et al., 2020), 행복감(Goh, 2020) 등을 예측하는 연구가 수행되어 왔다. 이에 본 연구는 이와 같은 선행연구들의 기법들을 활용하여 성격유형으로 정신병리를 예측해보고자 한다.

위 연구들의 예측과 관련한 방법론으로 여러 기계학습 기법들이 있다. 그중 분류분석(Classification)과 회귀기반 디코딩(regression-based decoding), 군집분석(cluster analysis) 등이 있는데 각각의 방법과 쓰임에는 다소 차이가 있다. 지도학습에 속하는 분류분석은 다수의 속성 또는 변수를 갖는 객체를 사전에 정해진 범주(class) 중 하나로 분류하여 분석하는 방법이다. 회귀기반 디코딩 분석은 종속과 독립의 선상에서 예측되는 정도를 확률로 계산할 수 있다(Spencer et al., 2019). 군집분석은 비지도학습으로 가설이 아닌 데이터에 기반하는 학습으로 군집화를 통한 예측을 가능하게 한다.

종속변수가 없는 데이터 마이닝 기법으로 거리기반 유사 객체를 묶음으로써 진행된다.

본 연구의 국내 성인의 성격유형검사로 정신건강수준을 머신러닝 방법론을 활용하여 예측하는 데 있다. 이 연구를 통해 간접적 방법으로 측정된 성격검사가 우리나라 성인의 정신건강과 임상적 특징을 어떻게 반영하는지, 또한 성격유형별 임상적 특징이 다를 수 있음을 직접적으로 확인하고, 이를 참고하여 상담이나 심리치료에 활용할 기초자료가 될 수 있도록 임상적 함의를 담고자 한다.

2. 방법

2.1. 참가자

본 연구에서는 18세 이상 성인 521명(73.8%여성, 평균 나이)을 대상으로 한 싱어루미스 심리 유형 검사2의 양극성 감정 연구(Lee & Kim, 2024)의 데이터를 재분석하였다. 이 연구는 전국의 성인 총 521명이 온라인으로 참여하였으며 모든 참여자에게 IRB(2020-09-014-001)에 따른 적합한 동의 절차가 수행되었다. 본 연구에서는 싱어루미스 심리유형 검사2 결과와 한국판 SCL 95 검사 결과를 데이터로 활용하였으며 각 척도의 내적일치도, 자료수집 과정 등 내용은 Lee & Kim(2024)을 참고하기 바란다.

2.2. 척도

2.2.1. 한국판 싱어루미스 심리 유형 검사 제 2판

용 분석가인 싱어와 루미스(1981)에 의하여 싱어 루미스 유형 검사(SLTDI)는 개개인의 성격을 측정하고자 설계되었으며, 성격은 다양한 상황에 놓였을 때 스스로를 바라보는 태도에 의하여 결정된다고 보았다. SLTDI의 기본 가정은 개개인이 그들의 환경을 인식하고 이해하는 방식과 그들의 행동의 양상 사이에는 하나의 관계가 존재한다는 것이다. 이 전제와 외향성, 내향성, 감정형, 사고형 등 일반인에게도 익숙한 유형을 보다 구체적으로 내향적 사고형, 내향적 감각형, 내향적 직관형, 내향적 감정형, 외향적 사고형, 외향적 감각형, 외향적 직관형, 외향적 감정형의 8가지로 구분하

는의 범주 또는 “알게 되는 방식”의 정의는 융의 심리학적 유형론에서 파생된다(Jung, 1971).

SLTDI는 지능, 정서적 안정성, 적성 검사 또는 비정상이나 병리학적 평가를 위해 설계되지 않았다. 이 검사는 개인의 자기 이해와 기술, 재능, 능력의 활용에 도움이 될 수 있는 성격적 요인들을 평가하여 개인과 환경 간의 소통을 보다 원활하게 한다. 싱어와 루미스가 SLTDI를 1981년에 제작한 이래 2001년까지 제5판이 개정되었으며 현재 미국과 캐나다를 중심으로 상담 장면, 임상 장면, 학교, 기업, 등에서 사용되고 있다. 국내에서는 2013년 한국판 싱어 루미스 제작을 위한 선행연구에서 번안이 시작되었다.

이 척도는 총 160문항이며 태도와 기능의 조합인 내향적 사고형, 내향적 감각형, 내향적 직관형, 내향적 감정형, 외향적 사고형, 외향적 감각형, 외향적 직관형, 외향적 감정형의 8가지 유형이 하위요인으로 구성되어 있으며 각 유형은 독립적으로 측정된다. 각 문항은 리커트 5점 척도로 측정하며 ‘전혀 그렇지 않다’ 1점부터 ‘매우 그렇다’ 5점까지 평정하도록 되어있다. 본 연구 대상집단에서 내적일치도는 Cronbach α .94를 보였다.

2.2.2. 간이정신진단검사III(KSCL-95)

심리치료 및 항정신약물 사용의 효과를 측정하는 도구이자 심리진단검사를 목적으로 Derogatis & Cleary(1977)에 의해 제작된 간이정신진단검사(Symptom Checklist-90-Revision)를 Kim et al.(1984)가 국내에 번안 및 재표준화한 90개 문항으로 이루어진 자기보고식 다차원 증상 목록검사(Multi-dimensional Self-report Symptom Inventory)는 신체화, 강박증, 대인예민성, 우울, 불안, 적대감, 공포불안, 편집증, 정신증 등을 측정한다. 이후 권선중(Kwon, 2015)은 개정된 정신장애 진단 및 통계 편람 제5판(DSM 5)를 반영하고 국내의 사회문화적 환경을 반영하여 KSCL-95를 개발하였다.

KSCL-95는 95문항으로 구성된 자기보고식 척도이며 정신과적 질환을 선별하는 도구이다. 2가지 타당도 척도와 13개 범주로 분류되는 20가지 하위 범주 증상으로 인하여 고통을 받는 정도에 대해서 4점 리커트 척도로 평가한다(0점 ‘아니다’, 3점 ‘거의 항상 그렇다’). 우울, 불안, 공포증, 강박, 외상후스트레스 증후군, 신체화, 공격성, 자살성, 중독, 수면 문제 등 각 범주의

증상은 온라인 점수화를 통해서 T점수로 계산하며, 결과는 낮음($T < 40$), 보통수준($40 \leq T < 60$), 주의 및 위험수준($60 \leq T < 70$), 문제수준($T \geq 70$) 총 4개의 수준으로 분류한다. 이 척도의 연구대상집단은 내적일치도는 Cronbach α .95를 보였다.

2.3. 데이터 분석

2.3.1. K-평균 군집분석(K-means cluster analysis)

분류분석 및 회귀기반 디코딩을 위한 군집을 도출하기 위한 목적으로, 싱어루미스 심리 유형검사 제2판 결과를 바탕으로 하여 데이터 기반 K-평균 군집 분석을 실시하였다. 가설 기반 군집 도출에서 KSCL 척도에서 제공한 기준이 4개였으므로, K-평균 군집분석에서도 4개를 최대값으로 정하고 2, 3, 4개의 군집을 도출하였다.

2.3.2. 분류분석(Classification)

분류분석은 용의 성격유형 데이터로 정신건강 수준을 예측하고자 하였다. 정신건강 수준은 두 가지 종류로, 위 K-평균 군집분석을 이용한 데이터 기반(군집 수: 2, 3, 4개), 그리고 KSCL-95 기준을 이용한 가설 기반 군집을 도출하였다.

한 응답자의 한국판 싱어루미스 심리 유형 검사 데이터와 군집 레이블을 검증집단(test set), 나머지 평가자의 데이터를 훈련집단(training set)으로 구분하였다. 훈련집단의 데이터를 통해 군집 레이블을 예측하는 성격유형 데이터를 Support vector machine (SVM) 분류기(classifier)로 학습시킨 후, 훈련된 분류기를 사용하여 검증집단의 가설 및 데이터 기반 정신건강수준을 예측하기 위한 검증(test)을 실시하였다. 위 기술된 절차를 모든 응답자에 적용하여 521회 반복하는 521겹 교차검증(521-fold-cross-validation)을 실시한 후, 각 겹의 정확도를 평균하였다. 유의성 검증을 위해서 평균 정확성이 우연수준(2way 1/2, 3way 1/3, 4way 1/4)보다 유의미하게 높은지, 그리고 이항확률분포를 이용하여 2way .54, 3way .37, 4way .28보다 유의하게 높은지 여부를 검증하였다. 용의 유형에 의한 분류는 전체 KSCL-95 및 하위 4개영역을 검증하고자 하였다.

2.3.3. 회귀기반 디코딩(Regression-based decoding)

심리 유형 예측을 위하여 회귀기반 디코딩을 수행하였다. 머신러닝 기법 중 회귀기반 디코딩 분석은 연속형 자료의 예측과 검증을 가능하게 한다(Jeong et al., 2024). 총 521명의 참여자 중 하나의 구간을 30명으로 설정하여 이 1개 구간에 포함된 참가자 데이터를 검증 집단으로 설정하고, 나머지 참가자의 데이터를 훈련 집단으로 구분하였다. 훈련집단에서 싱어루미스 심리유형을 독립변인, KSCL 정신건강 수준을 종속변인으로 회귀분석을 실시하였다. 이 후 각 문항의 회귀계수를 구하고, 검증집단의 문항 데이터와 곱함으로써 검증집단에 대한 예측된 정신건강을 계산하였다. 마지막으로 예측된 데이터와 실제 검증집단의 상관계수를 구하였으며, 이 값이 이 겹(fold)의 예측 정확도 값으로 사용되었다. 분류분석 과정과 마찬가지로 위 기술된 절차를 모든 구간에 적용하여 검증집단에 따라 각 17회 반복하고 교차검증을 실시한 후, 각 겹의 정확도를 평균하였다. 유의성 검증을 위해서는 상관확률분포를 이용하여 평균 정확성이 우연수준보다 유의미하게 높은 지의 여부를 검증하였다. 본 연구에서는 전체 심리유형과 각 유형에 대한 회귀 절차를 모두 진행하였으며, 정신건강을 예측하기 위하여 유형 내외 유형 간 특성(feature)을 사용하여 반복하였다.

본 연구에서의 모든 통계분석은 MATLAB R2022a 로 진행되었다.

3. 결과

가설로 설정한 간이정신검사의 기준 40미만, 40이상 60미만, 60이상 70미만, 70 이상에 해당되는 참여자는 각각 10명(1.92%), 437명(83.88%), 57명 (10.94%), 17명(3.26%)이었다.

데이터 기반 분류 분석은 2개, 3개, 4개 집단으로 분석 수행 결과 유의수준 이상의 정확도가 모두 확인되었다. 가설 기반 방법과 같이 네 개의 집단으로 데이터 기반 분류 분석한 결과 네 개의 집단은 각각 161명 (30.90%), 212명(40.69%), 42명(8.06%), 106명 (20.35%)으로 구분되었으며, K-평균 군집분석에 따르면 이 네 개의 군집은 임상적 심각도에 따른 구분임을 확인할 수 있었다(Fig. 1).

데이터 기반과 가설기반 분류 분석 결과 분류된 집단의 각 사례수는 Table 1과 같다.

데이터 기반, 가설 기반 기준 네 군집을 예측하기 위한 분류분석 결과는 각각 .357, .729로 두 분석 결과 모두 유의수준 .284와 우연수준 .250 이상의 정확도 (accuracy)를 보여 유의미하게 군집을 예측할 수 있었다(Fig. 2).

타당도, 정서영역, 현실적응문제영역, 기타 영역으로 구성되어 있는 KSCL-95의 영역별 예측 검증을 위하여 분류분석 한 결과 SLTDI 검사 결과로 KSCL-95 영역별 각 범주 별로 순서대로 .603, .699, .656, .678이

Table 1. 4-way cluster analysis and classification of hypothesis-driven and data-driven clusters

Cluster	Hypothesis driven		Data driven	
	N	%	N	%
1	10	1.92	161	30.90
2	437	83.88	212	40.69
3	57	10.94	42	8.06
4	17	3.26	106	20.35
Total	521	100.00	521	100.00

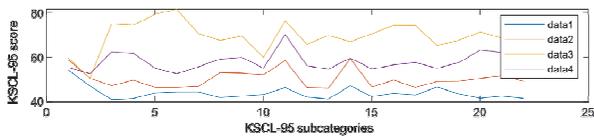


Fig. 1. K-means clustering result of data representing each cluster and their pattern in KSCL-95

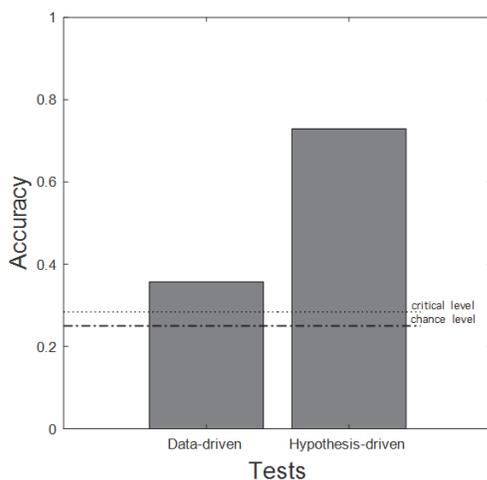


Fig. 2. 4-way classification of data-driven and hypothesis-driven clusters with critical level of .28 and chance level of .25

였으며 모두 우연수준 .250 이상으로 유의하게 예측할 수 있었다(Fig. 3).

SLTDI 성격유형검사가 KSCL-95에서 판단하는 임상수준을 예측하는 가를 확인하기 위하여 분류분석과 회귀기반 디코딩을 실시하였다. 그 결과 SLTDI 유형검사는 전체 성격검사 데이터를 활용하였을 때 임상수준을 유의미하게 예측할 수 있었다. 추가로, KSCL-95에서 측정하는 22가지 하위 범주의 증상들을 개별적으로 예측하는지 여부를 분석한 결과, 긍정왜곡, 우울, 불안, 강박, PTSD, 정신증, 스트레스 취약성, 대인민감, 낮은 조절을 유의수준에서 예측하였다(Fig. 4).

KSCL-95에서 측정하는 22가지 하위 범주의 증상들을 SLTDI가 측정하는 특정 성격 특성 문항들이 각 증상을 개별적으로 예측할 수 있는 가 분석한 결과 각 특성별 예측에 차이를 확인하였다 SLTDI의 외향성을 측정하는 문항이 긍정왜곡, 강박, PTSD, SLTDI의 내향성을 측정하는 문항은 우울, 불안, PTSD, 조증, 정신증, 자살, 스트레스취약성, 대인민감, 낮은조절, SLTDI의 P인식형을 측정하는 문항의 경우 불안, PTSD, 정신증, 스트레스 취약성, 대인민감, 낮은조절, SLTDI의 판단형을 측정하는 문항이 긍정왜곡, 우울, 불안, 강박, PTSD, 분

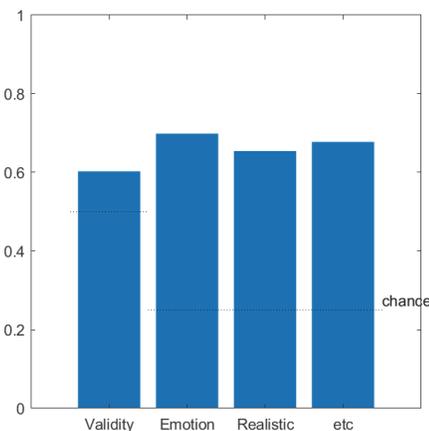


Fig. 3. Classification of KSCL-95 subcategories using SLTDI and the chance level

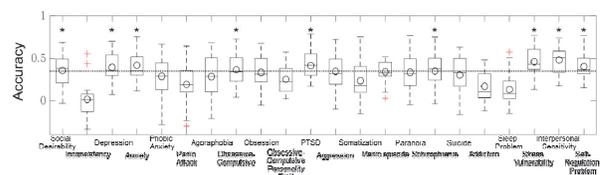


Fig. 4. Box plots of regression-based decoding on predicting KSCL-95 via SLTDI

노공격, 자살, 스트레스 취약성, 대인민감, 낮은조절, SLTDI의 N 직관형을 측정하는 문항이 불안, PTSD, 스트레스취약성, 대인민감, SLTDI의 F 감정형을 측정하는 문항은 긍정애곡, 우울, 불안, 강박, PTSD, 스트레스 취약성, 대인민감, 낮은조절의 예측에 유의하였으며, SLTDI의 사고형과 감각형의 경우 유의수준 이하였다.

추가적으로 심리유형 별 문항들이 KSCL-95의 임상수준을 예측하는 가를 확인하고자 수행한 분류분석 결과 내향적 감정형이 우울, 불안, 스트레스취약성, 대인민감을, 내향적 직관형이 대인민감을 유의수준에서 예측하였다.

4. 논의

본 연구의 목적은 성격검사를 활용한 정신병리의 예측을 머신러닝 기법인 분류분석과 회귀기반 디코딩을 사용하여 통계적으로 검증하는 것이었다. 분류분석은 본 연구에서 수집된 데이터 기반 및 KSCL-95 기준이 된 가설 기반 집단들의 정확도를 검증하고자 실시하였으며, 전체 심리유형과 더불어 각 유형에 대한 회귀 절차를 포함시킨 다변량 분석을 위하여 회귀기반 디코딩 방법을 적용하고 정신건강을 예측하고자 하였다. 그 결과 데이터 기반과 가설 기반 기준 집단의 분류는 분류분석 상 유의수준 이상의 정확도로 정신병리 수준의 구분이 가능하였다. 또한, 분류분석과 회귀기반 디코딩 분석 결과는 모두 SLTDI 심리유형검사가 유의수준 이상으로 KSCL-95의 임상수준을 예측하는 것으로 나타났다.

이상의 주요 연구 결과를 통해 살펴본 본 연구의 의의는 다음과 같다. 본 연구는 심리유형검사로 정신병리 구분이 가능하며 예측할 수 있음을 시사한다. 이는 성격과 정신병리의 관련성에 대한 선행연구의 결과와 일치한다. 성격 5요인 이론을 비롯하여 심리유형과 정신장애의 상호관련성을 검증한 선행 연구들이 있었다 (Rhi et al., 1988; Lee, 1993; Park & Kim, 1995; Furnham, 1996; Park et al., 1997; De Clercq De Clercq, & De Fruyt, 2003; De Fruyt, et al., 2009; Park, 2013; Chmielewski et al., 2014; Hong et al., 2018). Park(2013)의 연구는 SLTDI의 내향성과 NEO-PI의 신경증에 유의한 상관을 발견하였으며, NEO-PI의 신경증과 SLTDI의 내향성, 인식, 감정, 직관 내향적 감정, 내향적 직관, 외향적 직관에서 높은 상관을 보고한 바 있다.

추가적으로 살펴본 22개의 KSCL-95의 하위 척도들에 대한 SLTDI의 예측력을 확인하기 위하여 수행한 회귀기반 디코딩 결과는 긍정애곡, 우울, 불안, 강박, PTSD, 정신증, 스트레스 취약성과 그 하위영역인 대인민감과 낮은조절력은 유의수준에서 예측이 가능하였으나 공포불안과 그 하위 영역인 공황발작, 임소공포, 강박의 하위 영역인 강박증과 강박성격, 분노공격, 신체화, 조증, 편집증, 자살, 중독, 조증은 유의수준에 미치지 못하였다. KSCL-95의 하위 영역별 문항수와 관계가 있을 것으로 보인다. 유의수준에 미치지 못한 영역의 문항들은 대부분 3, 4개의 문항으로 측정되었기 때문이다. 다만, 신체화의 경우 10문항임에도 유의하지 않았다. 신체화 환자에 대한 심리 유형 연구의 보고는 잘 이루어지지 않은 것으로 보이며, 내향적 경향성에 속하는 자기희생적 방어와 자기비난이 높은 사람일수록 자기보고식 검사에서 신체증상의 정도를 심하게 나타남 (Hyphantis et al., 2013)을 보고한 선행 연구가 있었으나 SLTDI의 내향성 성격유형에는 내향성 성향의 여러 요인들이 복합적으로 포함되어 있기에 결과에 차이가 있는 것으로 보인다. 더불어, Gingnell et al.(2010)의 월경증후군 심각도가 낮아질수록 성격 특질과의 상관이 저하되었음은 신체화 환자가 아닌 일반인구집단을 대상으로 한 본 연구의 결과를 설명한다. 특히 KSCL-95의 신체화 문항은 최근의 단순화된 정의인 의학적 설명 여부와 상관없는 신체 증상 자체의 호소로 인한 심한 스트레스 및 일상생활에 지장이 있는 경우(APA, 2013; Goh, 2017)가 반영되면서 다른 장애와 달리 다소 약한 신체화 및 개인이 경험하는 일상의 컨디션 저하를 구별하기 어려웠을 것으로 보인다. 또한 신체화는 우울 및 불안 등 타 정신장애와 동반되는 경우가 20-66.7%로 그 빈도가 높다(de Waal et al., 2004; Grover et al., 2015; Kohlmann et al., 2016; Leiknes et al., 2007)는 특성 역시 학습 및 예측에 영향을 주었을 것이다.

본 연구에서는 머신러닝 방법론을 적용하였기에, 기존에 주로 뇌 영상 데이터, 텍스트와 같은 비정형 데이터에 사용된 머신러닝 방법론을 상담 및 임상 연구에서 많이 활용하는 설문 데이터에 적용하였다는 의의가 있다. 국내외로 심리 구조 및 구성의 수준을 묻는 많은 설문 도구가 있고 또 개발되고 있다. 특히 심리요인 중 성격 검사와 관련하여 성격 5요인으로 불안(Spinhoven

et al., 2016), 우울(Dinga et al., 2018; Lester, 2021), 인터넷 중독(Di et al., 2019) 등 다양한 심리장애를 예측하고자 한 연구들이 있다. 국내에서도 최근 분류 모델을 사용하여 성격검사로 마약 소비 위험도를 예측하였다(Lim et al., 2023). 또한, 심리적 요인인 자아존중감 등을 활용하여 청소년(Hong, 2023) 및 아동(Yeum, 2024)의 자살사고를 예측한 연구들이 있었으며, 삶의 만족도 등 고령화연구패널조사 자료를 기반으로 국내 노인의 우울 예측한 연구(Seo et al., 2020) 및 조현병 환자 감별에 지능검사 지표를 활용한 연구(Ko et al., 2017)가 있다. 그 외에도 Pak et al.(2020)의 연구는 의무기록을 이용한 텍스트 분류 기반 머신러닝 방법론을 정신과 진단 예측에 적용한 바 있으며, Park & Kim(2023)은 외로움, 우울 등의 설문 문항을 다변량 분석 방법으로 분석하여 소셜 미디어 관계의 질에 기반한 예측을 시도하는 등 국내에서도 정신병리에 기계학습을 활용한 다양한 시도가 시작되고 있다. 본 연구의 방법론은 측정 및 진단 도구들이 실제 어느 정도로 예측을 할 수 있는가를 변별할 수 있는 방법 중 한 가지로서 새로운 기준이 될 수 있을 것이다. 이는 도구의 정확도에 대한 새로운 가능성을 제시하는 의의가 있다. 특히 분류분석은 일변량 분석과 달리 측정치를 모두 고려하여 분류 또는 예측을 시도하는 방법으로, 자료가 주는 정보의 손실이 적으며(Haynes & Rees, 2006), 집단을 비교하는 수가 증가하여 오류 수준이 증가하는 다중 비교 오류를 범하지 않는 장점이 있다(Kim & Kim, 2021). 본 연구에서는 머신러닝 방법론을 적용하여 간이정신검사와 성격검사를 모두 수행한 참여자들의 데이터를 기반으로 집단이 구별되는가를 확인하였으며, 또한 간이정신검사 결과에 따라 나는 집단의 임상적 위험 수준과 데이터에 기반한 집단의 임상적 위험 수준을 성격검사로 예측되는가를 확인하고자 각각을 분류분석하였다. 두 가지 방법 모두 본 연구 결과에서는 유의수준에서 분류분석이 가능하였으며, 데이터 기반 분류된 집단이 가설 기반 집단과 같이 정신건강 수준이 고려되었음을 확인하였다.

그러나 이 연구는 다음과 같은 한계를 갖는다. 연구 수집을 시작한 당시 국내 COVID-19 발병으로 모든 수집을 비대면으로 수행하였기에, 모든 참여자가 자기보고식으로 설문에 참여하였다. 이에 따른 여러 오류를

최소한으로 하기 위하여 본 연구에서는 표준편차, 중복대답 등의 스크리닝을 수행하였으나 임상가가 진단에 필요한 인터뷰를 진행하지 못하였다는 한계가 있다. 또한 연구 참여자 집단은 인터넷과 컴퓨터, 핸드폰 등 온라인 도구를 활용할 수 있는 인구 집단이 참여하였기에 병리가 심각한 수준의 사람들의 수는 매우 적었고 직업 등 일상적인 기능을 하고 있는 집단이 대부분이었기 때문에 결과의 일반화에 신중해야 할 필요가 있을 것이다.

기술적인 한계로서, 가설기반 분류분석에서 4집단이 고르게 분포되어 있지 않았다. 따라서 분류분석에서 학습된 분류기는 자연스럽게 가장 비중이 높은 집단으로 더 예측하여, 정확률이 편중(bias)되어 있을 가능성이 있다. 본 연구에서는 유의성 검증 방법으로 이항확률분포를 이용하였는데, 이 문제점을 보완할 수 있는 순열검정 방법이 제안되었다. 추후 연구에서는 다양한 방법으로 유의성 검증을 할 필요가 있다.

마지막으로 추후 연구를 위한 제언으로 본 연구에서는 KSCL-95을 기반으로 임상적 수준을 정의하였으나, 실제 해당 참가자의 임상적 진단 여부를 확인하지는 않았다. 추후 연구는 임상 진단 데이터를 포함하여 기계학습을 수행하고 이를 기반으로 임상 수준을 유의수준에서 예측하는 연구를 수행함으로써 진단적 목적으로 본 연구에서 쓰인 방법론을 적용할 수 있을 것이다. 비슷한 맥락에서 본 연구는 특별한 임상 집단을 고려하지 않고 연구참가자를 모집하였으나 추후 연구에서는 구체적인 임상 집단을 고려하여 임상 집단과 비해당 되는 집단을 예측하는 시도를 할 수 있을 것으로 보인다.

여러 한계에도 불구하고 본 연구에서는 심리유형검사로 정신병리를 예측하였으며, 그동안의 여러 성격검사들의 시도에 새롭게 예측의 정도를 확인할 수 있는 방법론을 제시하였다는 의의가 있다. 본 연구 결과는 학교 및 상담, 임상 장면에서 현재 사용되는 심리 유형 확인 검사가 정신병리를 예측할 수 있다는 점에서 검사의 활용도를 넓혔다는 의의가 있다.

REFERENCES

- American Psychiatric Association. (2013). Diagnostic and statistical manual of mental disorders. 5th ed. (DSM-V). American Psychiatric Publishing, Washington DC.

- Beebe, J. (1988). Comment on Soren Ekstrom's paper. *Journal of Analytical Psychology*, 33, 345-350.
- Bisbee, C., Mullaly, R., & Osmond, H. (1982). Type and psychiatric illness. *Research in Psychological Type*, 5(1), 49-68.
- Chmielewski, M., Bagby, R. M., Markon, K., Ring, A. J., & J. Ryder, A. G. (2014). Openness to experience, intellect, schizotypal personality disorder, and psychoticism: Resolving the controversy. *Journal of Personality Disorders*, 28(4), 483-499.
- Chung, D. (2017) The big five social system traits as the source of personality traits, MBTI, social styles, personality disorders, and cultures. *Open Journal of Social Sciences*, 5, 269-295.
- Cox, B. J., McWilliams, L. A., Enns, M. W., & Clara, I. P. (2004). Broad and specific personality dimensions associated with major depression in a nationally representative sample. *Comprehensive Psychiatry*, 45(4), 246-253.
- De Clercq, B., & De Fruyt, F. (2003). Personality disorder symptoms in adolescence: A five-factor model perspective. *Journal of Personality Disorders*, 17, 269-292.
- De Fruyt, F., De Bolle, M., McCrae, R. R., Terracciano, A., & Costa, P. T. (2009). Assessing the universal structure of personality in early adolescence: The NEO-PI-R and NEO-PI-3 in 24 cultures. *Assessment*, 16, 301-311.
- DeNisi, A. S., & Shaw, J. B. (1977). Investigation of the uses of self-reports of abilities. *Journal of Applied Psychology*, 62(5), 641-644.
- Derogatis, L. R., & Unger, R. (2010). Symptom Checklist-90-revised. *Corsini Encycl. Psychol.*, 1-2.
- De Waal, M. W. M., Arnold, I. A., Eekhof, J. A. H., & Van Hemert, A. M. (2004). Somatoform disorders in general practice: Prevalence, functional impairment and comorbidity with anxiety and depressive disorders. *British Journal of Psychiatry*, 184(6), 470-476.
- Di, Z., Gong, X., Shi, J., Ahmed, H. O., & Nandi, A. K. (2019). Internet addiction disorder detection of Chinese college students using several personality questionnaire data and support vector machine. *Addictive Behaviors Reports*, 10, 100200.
- Dinga, R., Marquand, A. F., Veltman, D. J., Beekman, A. T., Schoevers, R. A., van Hemert, A. M., ... & Schmaal, L. (2018). Predicting the naturalistic course of depression from a wide range of clinical, psychological, and biological data: A machine learning approach. *Translational Psychiatry*, 8(1), 241.
- DordiNejad, F. G., & Shiran, M. A. G. (2011). Personality traits and drug usage among addicts. *Literacy Information and Computer Education Journal*, 2(2), 402-405.
- Ekstrom, S. R. (1988). Jung's typology and DSM-III personality disorders: A comparison of classification. *Journal of Analytical Psychology*, 33, 329-344.
- Fiske, S. T., & Taylor, S. E. (1991). Social cognition. McGraw-Hill Book Company.
- Goh, E. (2017). Understanding and treatment of somatic symptom disorder - According to diagnostic criteria from DSM-V. *The Korean Journal of Stress Research*, 25(4), 213-219.
- Goh, E. (2020). Application of machine learning algorithm to predict happiness of elementary 3rd graders in Korea. *The Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 20(3), 1113-1128.
- Grover, S., Aneja, J., Sharma, A., Malhotra, R., Varma, S., Basu, D., & Avasthi, A. (2015). Do the various categories of somatoform disorders differ from each other in symptom profile and psychological correlates. *The International Journal of Social Psychiatry*, 61(2), 148-156.
- Han S. G. (2015). Doing social sciences in the age of big data: Rethinking analytical strategy in the changing data environment. *Korean Journal of Sociology*, 49(2), 161-192
- Han, Y. O., & Heo, J. E. (2009). A study on the relationship of MMPI and MBTI attitude scale on the university counseling setting. *Korean Journal of Youth Studies*, 16(1), 225-250.
- Harkness, K. L., Bagby, R. M., Joffe, R. T., & Levitt, A. (2002). Major depression, chronic minor depression, and the five-factor model of personality. *European Journal of Personality*, 16, 271-281.
- Haynes, J. D., & Rees, G. (2006). Decoding mental states from brain activity in humans. *Nature Reviews Neuroscience*, 7(7), 523-534.

- Hong, K. (2020). A predictive model for suicidal ideation of adolescents using random forests machine learning algorithm. *Korean Journal of Social Welfare*, 72(3), 157-180.
- Hong, K. (2021). Machine learning-based prediction of depression levels: Developing a model for male and female senior citizens. *Korean Journal of Social Welfare Research*, 70, 145-172.
- Hong, T. H., Hwang, S., & Kim, Y. (2018). Replication of a validation study on the Korean version of the personality inventory for DSM-5 (K-PID-5). *Korean Journal of Clinical Psychology*, 37(4), 558-572.
- Hyphantis, T., Gouliia, P., & Carvalho, A. F. (2013). Personality traits, defense mechanisms and hostility features associated with somatic symptom severity in both health and disease. *Journal of psychosomatic research*, 75(4), 362-369.
- Janowsky, D. S. (2001). Introversion and extroversion: Implications for depression and suicidality. *Current Psychiatry Reports*, 3, 444-450.
- Janowsky, D. S., Hong, E., Morter, S., & Howe, L. (2002). Myers Briggs Type Indicator personality profiles in unipolar depressed patients. *World Journal of Biological Psychiatry*, 26, 18-27.
- Janowsky, D. S., Hong, L., Morter, S., & Howe, L. (1999a). Underlying personality differences between alcohol/substance-use disorder patients with and without an affective disorder. *Alcohol and Alcoholism*, 34(3), 370-377.
- Janowsky, D. S., Morter, S., & Hong, L. (2000). Relationship of Myers Briggs type indicator personality characteristics to suicidality in affective disorder patients. *Journal of Psychiatric Research*, 36(1), 33-39.
- Janowsky, D. S., Morter, S., Hong, L., & Howe, L. (1999b). Myers Briggs type indicator and tridimensional personality questionnaire differences between bipolar patients and unipolar depressed patients. *Bipolar Disorder*, 1(2), 98-108.
- Jeong, M., Lee, S., Lee, Y., Kim, J. (2024) Predicting nonsuicidal self-injurious thought and behavior using multivariate analysis. *Korean Journal of Counseling and Psychotherapy*, 36(2), 639-658
- Jho, H. (2018). Exploration of predictive model for learning outcomes of students in the e-learning environment by using machine learning. *The Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction*, 18(21), 553-572.
- Jung, C. G. (1971). Collected works of C.G. Jung, volume 6: Psychological types. eds. G. Adler and R. F. C. Hull (Princeton University Press), 988.
- Kameda, D. M., & Nyland, J. L. (2003). Relationship between psychological type and sensitivity to anxiety. *Perceptual and Motor Skills*, 97(3), 789-793.
- Kang, W. (2022). Big Five personality traits predict illegal drug use in young people. *Acta Psychologica*, 231, 103794.
- Kim, D., Kim, E., & Park, Y. C. (2021). Relationship between the temperament and character inventory temperament, characteristics, and personality psychopathology in the Minnesota Multiphasic Personality Inventory-2-Restructured Form. *Anxiety and Mood*, 17(1), 28-33.
- Kim, H. (2019). Depression change trajectory and predictors among male and female elderly. *Korean Journal of Gerontological Social Welfare*, 74(1), 91-114.
- Kim, H., & Kim, J. (2022). Affective responses to ASMR using multidimensional scaling and classification. *Science of Emotion and Sensibility*, 25(3), 47-62.
- Kim, J. T., & Kim, Y. R. (2005). A study on the relationship between personality type and personality disorder. *Psychological Type & Human Development (PTHDD)*, 12, 1-20.
- Kim, S. A., Shin, M. S., & Rhi, B. Y. (1997) A revision of the Korean version of Jungian type survey / the Gray-Wheelwrights Test. *Shim-Song Yon-Gu*, 12(1), 22-79.
- Kim, Y. (2019). An inquiry for the predictive variables on the demand for the private tutoring utilizing machine learning approaches. *The Journal of Economics and Finance of Education*, 28(3), 29-52.
- Kim, Y., Kim, M., & Lee, G. (2019). Analysis on the factors predicting reading activities of high school students. *The Journal of Economics and Finance of Education*, 28(4), 137-156.
- Ko, E., Kang, H., Kim, Y., & Jeong S. (2017). A Case study of a machine-learning approach in differential

- diagnosis of schizophrenia : The predictive capacity of WAIS-IV. *J Korean Neuropsychiatr Assoc*, 56(3), 103-110.
- Kohlmann, S., Gierk, B., Murray, A. M., Scholl, A., Lehmann, M., & Löwe, B. (2016). Base rates of depressive symptoms in patients with coronary heart disease: An individual symptom analysis. *PLoS One*, 11(5), e0156167
- Kwag, M., Park, H., Kim, E., Cheon, S., Sang, W. (2010). Emotional characteristics in MBTI personality type and MMPI-A scale of science gifted. *Journal of Gifted/Talented Education*, 20(3), 767-788.
- Kwon, S. (2015). Implementation guidelines of Korean-symptom check List95 (KSCL95). 5-26. Jung Ang Juk Sung. Seoul Korea.
- Lee, C. (2020) Performance analysis of machine learning algorithms using data related to smartphone addiction of elementary school students. *Journal of Korean Practical Arts Education*, 33(4), 103-119
- Lee, C., Na, W. Y., & Yi, H. S. (2020). Longitudinal prediction of student academic performance using a recurrent neural network. *Journal of Educational Evaluation*, 33(1), 161-189.
- Lee, D., Kim, K., Moon, S., & Kwon., G. H. (2019). Analysis of influence factors of internet, smart phone addiction prevention education: Focusing on decision tree analysis. *Korean Journal of Policy Analysis and Evaluation*, 29(4), 241-270.
- Lee, E., Song, Y., Kim, J. & Oh, S. (2020). An exploratory study on determinants predicting the dropout rate of 4-year universities using random forest: Focusing on the institutional level factors. *Journal of Educational Technology*, 36(1), 191-219.
- Lee, G. M. (2018). Artificial intelligence: From turing test to deep learning. Life & Power Press Co., Ltd.
- Lee, H., Auh, Q., Jung, K., Chun, Y., & Hong, J. (2008). Personality type test(MBTI) of the Korean bruxism patients. *Journal of Oral Medicine and Pain*, 33(1), 41-48.
- Lee, J., Kim, D., & Jo, I. (2020). Exploration of predictive model for learning achievement of behavior log using machine learning in video-based learning environment. *Journal of Korean Association of Computer Education*, 23(2), 53-64.
- Lee, S., & Kim, J. (2024). Testing the bipolar assumption of singer-loomis type deployment inventory for korean adults using classification and multidimensional scaling. *Frontiers in Psychology*, 14, 1249185.
- Lee, S., Han, Y., Kim, H., Lee, H., Park, J., Choi, G., Park, D., Choi, J., Kim, M., & Seo, D. (2019). Development and validation of multi-dimensional personality inventory in preliminary study: Integrating bright and dark sides of personality. *Korean Journal of Clinical Psychology*, 38(3), 318-334.
- Leiknes, K. A., Finset, A., Moum, T., & Sandanger, I. (2007). Current somatoform disorders in Norway: Prevalence, risk factors and comorbidity with anxiety, depression and musculoskeletal disorders. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*, 42, 698-710.
- Lester, D. (2021). Depression, suicidal ideation and the big five personality traits. *Aust. J. Psychiatry Behav. Sci*, 7(1), 1-4.
- Lim, S., Choi, M., Yun, J., Yoon, W., & Kim, G. (2023). Machine learning-based drug consumption risk prediction and drug type classification using the NEO-FFI-R test. In *Proceedings of KIIT Conference* (pp. 421-426).
- Lim, S., Kim, T., & Park, J. (2008). MBTI personality types and MMPI clinical characteristics profiles of clients at college counseling centers. *Korea Journal of Youth Counseling*, 16(2), 91-104.
- Mabe, P. A., & West, S. G. (1982). Validity of self-evaluation of ability: A review and meta-analysis. *Journal of Applied Psychology*, 67(3), 280-296.
- Meier, C. A. (1986). Psychological types and individuation; A plea for a more scientific approach in Jungian psychology. Soul and body, The lapis press, Santa Monica San Francisco.
- Millon, T., & Kotik, D. (1985). The relationship of depression to disorders of personality. *Handbook of depression*, 700-744.
- Otis, G. D., & Louks, J. L. (1997). Rebelliousness and psychological distress in a sample of introverted veterans. *Journal of Psychological Type*, 40, 20-30.
- Park, C., & Kim, J. (2023). Predicting relationship between instagram use and psychological variables during COVID-19 quarantine using multivariate

- techniques. *Science of Emotion & Sensibility*, 26(4), 3-14.
- Pak, D., Hwang, M., Lee, M., Woo, S., Hahn, S., Lee, Y. J., Hwang, J. (2020). Application of text-classification based machine learning in predicting psychiatric diagnosis. *Korean Journal of Biological Psychiatry*, 27(1), 18-26.
- Park, H. (2011). Personality type test (MBTI) of Korean college students with symptoms of temporomandibular disorders. *Journal of Oral Medicine and Pain*, 36(1), 25-37.
- Park, H. (2013). A preliminary study of the singer-loomis type deployment inventory for the Korean version. *Shim-Song Yon-Gu*, 28, 139-153.
- Park, J., & Lim, S. (2002). A study of the relation between the referred problem types and personality types of student clients in university. *Psychological Type & Human Development (PTHD)*, 9, 15-29.
- Park, K., & Kim, M. S. (1995). One study of psychological types and psychological dysfunction in the scales of MMPI and 16PF. *Korean Journal of Clinical Psychology*, 14(1), 201-217.
- Park, K., Kim, M. S., & Kang M. H. (1997). The study on the clinical symptom of psychological type. *Korean Journal of Counseling and Psychotherapy*, 9(1), 209-225.
- Paulhus, D. L., Lysy, D. C., & Yik, M. S. (1998). Self-report measures of intelligence: Are they useful as proxy IQ tests?. *Journal of Personality*, 66(4), 525-554.
- Quenk, A. T. (1984). Psychological types and psychotherapy. Center for Applications of Psychological Type.
- Rhi., B. Y., Yeon, B. K., Chang, H. I., Yoo, J. H., Kim, Z. S.(1988). A statistical survey on the relationship between psychological types and neurotic symptoms. *Shim-Song Yon-Gu*, 3(2), 63-106.
- Saklofske, D. H., Kelly, I. W., & Janzen, B. L. (1995). Neuroticism, depression, and depression proneness. *Personality and Individual Differences*, 18(1), 27-31.
- Seo, B.-S., Suh, E.-K., & Kim, T.-H. (2020). A study on the prediction model of the elderly depression. *The Journal of Industrial Distribution & Business*, 11(7), 29-40.
- Shull, A. (2014). Rumination mediates the impact of personality on the development of depression during the transition to college (Doctoral dissertation).
- Sim H. S., & Lee S. M. (1996). A study of the relationship between psychological function and psychological dysfunction. *Journal of the Korea Academy of Psychological Type*, 3(1), 1-15.
- Spencer, M., Wagner, R. K., & Petscher, Y. (2019). The reading comprehension and vocabulary knowledge of children with poor reading comprehension despite adequate decoding: Evidence from a regression-based matching approach. *Journal of Educational Psychology*, 111(1), 1-14
- Spinoven, P., Batelaan, N., Rhebergen, D., van Balkom, A., Schoevers, R., & Penninx, B. W. (2016). Prediction of 6-yr symptom course trajectories of anxiety disorders by diagnostic, clinical and psychological variables. *Journal of Anxiety Disorders*, 44, 92-101.
- Widiger, T. A. (2011). The DSM-5 dimensional model of personality disorder: Rationale and empirical support. *Journal of Personality Disorders*, 25(2), 222-234.
- Yeum D. (2024). Predicting and analyzing elementary students' suicidal ideation using machine learning. *Children's Light*, 119(1), 35-61.
- Zhou, M., Li, F., Wang, Y., Chen, S., & Wang, K. (2020). Compensatory social networking site use, family support, and depression among college freshman: Three-wave panel study. *Journal of Medical Internet Research*, 22(9), e18458.

원고접수: 2024.04.04

수정접수: 2024.06.19

게재확정: 2024.07.02