

<http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2022.8.6.207>

JCCT 2022-11-25

머신러닝을 활용한 MBTI 기반 학습유형설계

MBTI-Based Learning Types Design Using Machine Learning

오수민*, 손서영**, 양혜성**, 박민서***

Sumin Oh*, Seoyoung Sohn**, Hyeseong Yang**, Minseo Park***

요약 MBTI(Myer Briggs Type Indicator)는 사람들의 성향을 직관적으로 파악하고 분류하는데 효과적인 성격유형 검사이다. 이에 따라 학습 영역에 MBTI를 적용하려는 시도가 활발히 이뤄지고 있으나, MBTI를 활용하여 새로운 학습유형을 만드는 연구는 부족한 실정이다. 따라서 본 논문은 학습에 영향을 미치는 요인들을 살펴보고, 이를 특성으로 하는 머신러닝 알고리즘에 적용하여 새로운 학습 유형 MY, STI(MY, Study Type Indicator)를 구현했다. 데이터는 일반인 144명에게 구글폼으로 제작한 학습유형 검사를 실시하여 수집하였고, 머신러닝 중 지도 학습을 사용하여 학습시켰다. 그 결과 MY, STI의 정확도는 학습 방법, 학습 동기, 외부 자극 유무, 학습 시간 기준별 각각 0.933, 0.866, 0.844, 0.733으로 나타났다.

주요어 : MBTI, 학습유형, 학습전략, 머신러닝, 지도학습

Abstract MBTI(Myer Briggs Type Indicator) is an effective personality type test to intuitively identify and classify people's tendencies. Accordingly, there are active attempts to apply MBTI to the learning area, but research on creating new learning types using MBTI is insufficient. Therefore, this paper examines the factors that affect learning and implements new learning types MY,STI(MY, Study Type Indicator) by applying them to a machine learning algorithm that has these characteristics. Data were collected by conducting a learning type test made with Google Forms on 144 general people, and supervised learning was used during machine learning. As a result, the accuracies of MY,STI were 0.933, 0.866, 0.844, and 0.733 for each learning method, learning motivation, presence or absence of external stimulus, and learning time criteria, respectively.

Key words : MBTI, Learning Types, Learning Strategies, Machine Learning, Supervised Learning

1. 서론

최근 성격유형검사 중 하나인 MBTI가 큰 인기를 끌고 있다. 사람들은 MBTI로 자신을 이해할 뿐만 아니라, 타인과 공유하고 서로를 이해하며 관계를 조율해나간다.

성격(Personality)을 알 수 있다는 것은 개인의 선호 및 경향을 파악할 수 있음을 의미하기도 한다. 학습할 때도, 개인의 선호 및 경향을 파악하는 것은 학습 성과를 높이는 데 효과적이다[1]. 자신의 학습 특성을 활용하여 가장 적합한 학습 방법을 사용할 수 있기 때문이다.

*준회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 학부생 (제1저자)

**준회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 학부생 (참여저자)

***정회원, 서울여자대학교 데이터사이언스학과 조교수 (교신저자)

접수일: 2022년 9월 28일, 수정완료일: 2022년 10월 25일

게재확정일: 2022년 11월 1일

Received: September 28, 2022 / Revised: October 25, 2022

Accepted: November 1, 2022

***Corresponding Author: mpark@swu.ac.kr

Dept. of Data Science, Seoul Women's Univ, Korea

학습에서 개인의 성향을 구분하는 지표에는 학습유형이 있다. 학습유형이란 학습자가 학습을 위하여 문제나 정보 등을 처리하는 특징적인 방식[2]인데, 정형화된 학습유형을 사용하면 자신의 학습 특성을 파악하고 활용할 수 있다. 개인의 선호를 바탕으로 한다는 점에서 성격유형과 학습유형이 비슷한 만큼, 성격유형검사인 MBTI를 만든 Myers는 1980년에, 각 개인의 성격유형에 따라 학습유형이 다르며 학업 성취도에 차이를 보인다고 하였다.

이에 따라 성격유형검사인 MBTI와 학습유형, 학업 성취도 간의 관계를 파악하여 타고난 성향에 맞는 학습전략을 제안하는 연구들이 활발하게 이뤄지고 있다. 하지만, MBTI와 학습 특성을 활용하여 새로운 학습유형을 만드는 연구는 아직 부족한 실정이다. 따라서 본 연구는 머신러닝을 활용하여 성격유형검사인 MBTI를 응용 적용한 새로운 학습유형 지표인 MY,STI(MY, Study Type Indicator)를 제안하고자 한다. MY,STI는 사용자의 학습유형 데이터를 수집하고, 머신러닝 기법을 활용하여, 모델링을 하고, 사용자 감증을 통해 정확도를 향상했다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 먼저, 2장에서 MBTI와 학습에 영향을 미치는 요인을 살펴본다. 3장에서는 학습유형 예측에 효과적인 알고리즘을 설명하고, 4장에서는 본 연구에서 제안하는 학습유형 지표 MY,STI와 이를 검증하기 위한 머신러닝 프로세스에 대해 설명한다. 마지막으로 5장에서 결론을 기술한다.

II. 성격유형검사 : MBTI

1. MBTI

MBTI란 Carl Gustav Jung의 성격유형론을 바탕으로 Isabel Myers와 Katherine Briggs가 발전시켜 개발한 자기 보고식 성격유형검사이다. 에너지 방향, 정보를 수집하는 인식 기능, 정보를 바탕으로 행동을 결정하는 판단 기능을 정의한다. 이 기능들을 활용해 표 1과 같이 네 가지 선호 지표를 에너지 흐름 방향에 따라 두 갈래로 나누고, 총 16개의 유형으로 성격을 구분한다. MBTI는 쉽게 응답 가능한 자기보고 형식을 취하고, 인식 및 판단 시 본인이 선호하는 경향을 찾아 응용하기 좋은 구조를 이루고 있다. 그리하여 기존의 규범화된 성격유형 검사보다 더욱 체계적이고 직관적인 결과를 보여준다.

표 1. MBTI 검사 기준과 기준별 대비 유형

Table 1. MBTI Test Criteria and Contrast Types by Criteria

유형 설명	기준	유형 설명
E(Extroversion) 외향형	에너지 방향	I(Introversion) 내향형
S(Sensing) 감각형	인식 기능 (정보수집)	N(intuition) 직관형
T(Thinking) 사고형	판단 기능 (행동결정)	F(Feeling) 감정형
J(Judging) 판단형	이해/생활 양식	P(Perceiving) 인식형

2. 학습에 영향을 미치는 요인

학습유형 구분에 사용할 기준을 선정하기 위해 학습자들의 선호와 효율을 중심으로 학습에 영향을 미치는 요인에 대한 선행 연구 조사를 진행하였다.

- 학습 참여 시간

학업 성취도 향상에 있어 효율적으로 시간을 사용하는 것은 중요한 요소이다. 그중 학습유형별 학습 참여 시간에서 주목할 부분은 본인의 수준과 속도에 맞춰 학습에 시간을 할애[3]할 때 학습 성취도가 올라간다는 것이다. 이에 따라 본 연구에서는 적합한 속도에 집중하여 장기형과 단기형으로 학습자의 공부 유형을 구분하고자 한다.

- 외부 자극 유무

물리적 학습환경은 학습자에게 중요하다[4]. 그중 소음이나 타인의 존재와 같이 환경에 변화를 주는 외부 자극은 학습자에게 정적 영향을 끼칠 수도, 부적 영향을 끼칠 수도 있다(Weinstrein, 1996).

소음의 경우, 학습에 방해가 될 수도 있으나 백색소음의 환경 음은 주의를 환기하거나 학습 공간을 상기하여 적당한 긴장감을 생성하는 등 학습에 효과적인 결과를 유발[4]할 수 있다는 결과가 있다. 또, 플로이드에 의해 만들어져 현재까지 활발하게 논의되는 사회적 촉진(social facilitation) 이론에서는 타인의 존재가 긴장감 등의 자극을 일으켜 각성을 높이고, 수행에 정적 또는 부적 영향을 미친다고 한다. 이에 따라 본 연구에서는 외부 자극 선호형과 불호형으로 학습자의 공부 유형을 구분하고자 한다.

- 실습/이론

학습자들의 사고 과정에 따라 각자 선호하는 학습 진행 방식이 있다. MBTI에서는 Te(외향 사고)와 Ti(내향 사고)를 활용하여 사고 기능을 분류한다. Te는 의사결정의 '효율성'에 방점을 두어 신속하게 필요한 정보만을 선택하고 결과물 도출을 중시하며, Ti는 개념을 전체론적으로 분류하고 구조화하여 정확하게 정립하는 것을 중시한다[5]. 이에 따라 본 연구에서는 실습형과 이론형으로 학습자의 공부 유형을 구분하고자 한다.

- 학습 동기

동기는 학습에 영향을 미치는 주요한 요인이다[6]. 동기란 행동을 발생 및 유지하고 행동의 방향을 정해주는 심리적 요인인데 학습 성취를 높이기 위해서는 학습 동기의 강화가 필요하다. 크게 학습 그 자체에 대한 흥미, 성취감 등에서 비롯되는 내적 동기와 학습으로 인한 보상이나 벌에서 비롯되는 외적 동기로 나뉜다. 내적 동기가 장기적이므로 학습에 더욱 중요하다고 보고 되나[7], 순수한 내적 동기 유발은 어렵기 때문에 내적 동기를 자극하여 전이시키는 역할로써 외적 동기가 사용될 수 있다. 이에 따라 본 연구에서는 동기의 위치에 따라 내적, 외적 동기로 학습유형을 구분하고자 한다.

III. 학습유형 분류에 효과적인 머신러닝 알고리즘

학습유형 검사 MY, STI를 모델링하기 위해, 머신러닝 기법 중 분류기법을 사용하고자 한다. 성격유형 검사인 MBTI를 응용 적용하기 때문에, 분류기법을 응용 적용한다. 머신러닝의 분류기법의 대표적인 방법인 모델들을 미리 살펴본다.

1. Logistic Regression

Logistic Regression(로지스틱 회귀)이란 입력된 연속형 데이터의 특징을 이용해 0 또는 1의 이산형 결과값을 추정하는 이진 분류 알고리즘[8]이다. 시그모이드 함수의 원리를 사용하여 데이터를 두 개의 그룹으로 나눌 때 매우 효과적이다[9].

2. Decision Tree

Decision Tree(의사결정나무)란 각 노드의 분류 기준에 따라서 가지를 나누어 가는 방법으로 분류를 통해

정답을 찾아 학습하는 알고리즘[10]이다. 특히, 나무 구조의 표현으로 비교적 예측 과정을 이해하기 쉽다는 장점이 있다[11].

3. Random Forest

Random Forest(랜덤 포레스트)란 머신러닝 중 대표적인 앙상블 학습 모델로, Decision Tree를 숲 형태로 확장한 분류 및 예측 알고리즘[12]이다. 샘플에서 또 다른 샘플을 여러 번 반복 추출하는 bootstrap 방식으로 훈련 데이터를 추출하고 랜덤하게 일부 특성을 선택하여 트리를 만드는 것이 특징이며, 성능이 안정적이라는 장점이 있다[13].

IV. 학습유형 지표 MY,STI

MBTI는 성격유형뿐만 아니라, 학습유형을 분류하는 데에도 효과적이다. 1983년 Lawrence는 MBTI가 성격 및 학습유형에 적합한 교육적 도구임을 밝혔다.

본 연구에서는 네 가지 기능을 바탕으로 두 유형 중 하나를 선택하는 MBTI의 기본적 틀과 학습유형을 구분 짓는 핵심 요소를 융합하고 이를 머신러닝 알고리즘에 적용하여 새로운 학습 유형 검사를 제안하고자 한다. 본 장에서는 제안하는 학습유형 지표 및 사용한 머신러닝 방법론을 설명하고자 한다.

1. 학습유형 지표 기준

표 2는 제안하는 학습유형 검사 MY,STI의 기준과 각 기준별 대비되는 유형을 보여준다. 학습 시간에는 장기적(Long-term, 이하 L)과 단기적(Short-term, 이하 S)이 대비를 이루고 있으며, 각각 학습 시에 투자하는 시간의 길이를 나타낸다. 외부 자극 유무에는 있음(Yes, 이하 Y)과 없음(No, 이하 N)이 대비를 이루고 있으며, 외부 자극의 유무가 학습에 영향을 미치는지 나타낸다. 학습 방법에는 이론(Theory, 이하 T)과 예제(Practice, 이하 P)가 대비를 이루며, 선호하는 학습 방법이 이론 기반인지 예제 기반인지를 나타낸다. 마지막으로 동기 위치에는 내부(Intrinsic motivation, 이하 I)와 외부(Extrinsic motivation, 이하 E)가 대비를 이루며, 학습하는 동기가 외부에서 오는지 내부에서 오는지를 나타낸다.

표 2. MY,STI 검사 기준과 기준별 대비 유형

Table 2. MY,STI inspection standards and contrast types by standards

유형 설명	기준	유형 설명
L(Long-term) 장기적	학습 시간	S(Short-term) 단기적
Y(Yes) 있음	외부 자극 유무	N(No) 없음
T(Theory) 이론	학습 방법	P(Practice) 예제
I(Intrinsic motivation) 내부	동기 위치	E(Extrinsic motivation) 외부

2. 머신러닝 기법을 도입한 MY,STI

본 연구에서는 표 2를 기반으로 MY,STI의 문항을 만들고, 이를 기반으로 모델을 수립하고, 검증하기 위해 그림 1과 같은 머신러닝 프로세스를 수행한다.

3. 데이터 수집

구글폼을 활용해 학습유형 검사를 제작하여 데이터를 수집한다. 해당 테스트는 선행연구 및 표 5를 토대로 범주별 질문을 설정하고, 본인의 유형 설명에 맞지 않는 선택지를 고름으로써 테스트의 적합성 유무를 판단할 수 있도록 한다. 학습유형 검사의 질문을 구성하기 위해, 학습에 영향을 미치는 요인 4가지를 토대로 범주별 9개의 질문을 제작하여 0~6점 척도로 나타낸다. 해당 기준에 따른 질문은 표 5와 같다. 일반인을 대상으로 대학생 커뮤니티(에브리타임)와 SNS 플랫폼(인스타그램, 트위터, 카카오톡)을 통해 총 144개의 응답을 받았다.

최종 유형 결과는 범주별 질문들의 점수 총합이 27점을 기준으로 유형이 구분된다. 유형 결과와 함께 범주별 해석을 보여주며, 이를 검증하기 위해 사용자의 의견을 청취하였다. 본인과 맞지 않는 설명이 있다면 해당 설명만 ‘적절하지 않음’을, 본인에게 모든 설명이 적절했다면 ‘모두 적절함’을 선택하도록 하였다.

4. 데이터 전처리

1) Data Cleansing

구글폼으로 수집된 데이터 144개 중 사용자의 계산 실수 등과 같은 부적절한 데이터인 32건의 데이터를 삭제하였다. 또한 텍스트로 되어있던 해당 컬럼명들을 표 3과 같이 변환하였다.

표 3. 변경한 컬럼명들

Table 3. Changed column names

변경 전 컬럼	변경 후 컬럼
타임스탬프	Nums
학습 시간 유형 질문 9개 (표 1 참고)	LS1~LS9
외부 자극 유무 유형 질문 9개 (표 1 참고)	YNI~YN9
학습 방법 유형 질문 9개 (표 1 참고)	TP1~TP9
동기 위치 유형 질문 9개 (표 1 참고)	IE1~IE9
각 문제의 답에 해당하는 숫자들을 모두 합하였을 때, 몇 점이 나오셨나요?	LSResult/ YNResult/ TPResult/ IEResult
유형 설명	Accuracy

27점 이상/27점 미만으로 나타나 있던 점수 총합은 각각 1과 0으로, 16가지의 유형 결과는 0~15의 숫자로 변환하였다.

2) Feature Extraction

테스트 정확도 산출을 위해 각 범주별 유형 설명의 참/거짓 컬럼을 추가하여 유형 설명에서 사용자가 선택한 결과에 따라, 본인에게 설명이 바르다고 선택했으면 T, 바르지 않다고 선택했으면 F로 작성하였다.

3) Feature Selection

사용자의 유형을 정확히 예측했는지 검증하기 위해 추출된 변수와 유형 결과 컬럼을 사용하였다. 최종적으로 모델링에 사용하기 위해 선정된 독립 변수들은 표 4와 같다.

표 4. 최종 선정된 변수들

Table 4. Final Selection of Variables

컬럼명	컬럼 설명
LSAccuracy	사용자가 선택한 학습 시간 유형 설명의 참/거짓
YNAccuracy	사용자가 선택한 외부 자극 유무 유형 설명의 참/거짓
TPAccuracy	사용자가 선택한 학습 방법 유형 설명의 참/거짓
IEAccuracy	사용자가 선택한 동기 위치 유형 설명의 참/거짓
TestResult_Num	숫자로 바꾼 학습유형 검사 결과

4) Modeling 및 Validation

전처리한 데이터로 모델을 훈련하여 학습유형 검사의



그림 1. 학습유형 검사 예측을 위한 머신러닝 모델
 Figure 1. A machine learning model for predicting training-type checks

정확성을 검증하고 고도화하기 위해, 이진 분류에 효과적인 Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest를 사용하여 모델링하였다. 모델의 성능 평가를 위해 Confusion Matrix를 사용하여 정확도를 검증하였다. 성능 평가를 통해 가장 높은 정확도를 보인 모델을 최종적으로 선택하였다. 첫 번째로, 본 연구에서는 구글폼을 활용하여 수집한 데이터의 전처리를 거쳐 생성한 사용자의 학습유형 예측 결과와 각 기준별(LS, YN, TP, IE) 정확도를 각각 독립변수와 종속변수로 사용하였다.

사용자의 학습유형을 4가지의 기준으로 구분해 최종 유형을 예측하는 모델을 구축한다. 모델을 통해 예측된 사용자의 기준별 유형값을 독립변수로 사용함으로써, 사용자의 효과적인 학습에 활용될 수 있는 데에 중점을 두었다.

예측 모델의 타당성을 검증하기 위하여, 머신러닝 알고리즘(Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest)에 대한 예측 성능을 비교 분석함으로써 성능 검증을 진행하였다. 수집한 데이터를 머신러닝 알고리즘에 학습시키기 위하여 8:2의 비율로 Train Set과 Test Set으로 나누었다. Random 함수의 Seed 값을 고정하여 여러 번 수행하더라도 같은 레코드를 추출하게 하였다. True와 False로 정답이 존재하기에, Confusion matrix(혼동 행렬)를 활용하여 정확도를 구하였다. 총 수면 4가지 기준(LS, YN, TP, IE)에 따른 사용자의 유형 정확도를 구했는데, 세 가지 모델 모두 기준별 LS 기준 0.733, YN 기준 0.844, TP 기준 0.933, IE 기준 0.866 정도로 좋은 성능을 보였다.

4가지 기준 중 가장 정확하다고 나온 기준은 0.933인 TP이며, 이는 선호하는 학습 방법이 이론형인지 실습형인지를 구분하는 기준이다. 반대로 가장 정확하지 않다고 나온 기준은 0.733인 LS로, 학습에 투자하는 시간이

장기적인지 단기적인지를 구분하는 기준이다.

유형별 분포를 살펴보기 위해, 그래프로 시각화하였다. 그림 2는 백분율로 나타내어 최대 100%까지 나타내어 유형별 비율을 보여준다. 가장 많이 나온 유형은 SYPE로 100%라는 수치를 보이며, 가장 적게 나온 유형은 SNPI와 LNPE로 5.6%라는 수치를 보인다. 대체로 Y와 P의 유형이 함께 나오는 경우가 많았고, N과 P의 유형이 함께 나오는 경우가 적었다.

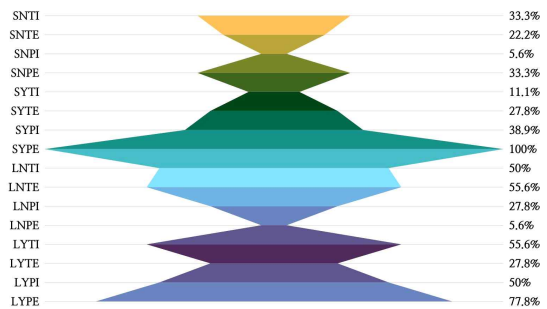


그림 2. MY,STI 검사 결과 유형 비율
 Figure 2. MY,STI test result type ratio

V. 결론

본 연구는 사용자의 학습유형을 MBTI와 머신러닝을 사용하여 구축하였다. 학습에 소요하는 시간, 외부 자극의 유무, 선호하는 학습 방법, 학습 동기의 위치라는 네 가지 기준을 바탕으로 질문을 구성하였고, 구글폼에 해당 질문들을 입력하여 직접 데이터를 수집하였다. 사용자의 테스트 결과를 8:2 비율로 훈련 데이터 및 평가 데이터로 설정하여, 사용자의 학습유형을 얼마나 정확하게 예측했는지에 대한 정확도를 확인하였다. Logistic Regression, Decision Tree, Random Forest를

표 5. 학습유형 검사의 범주별 질문

Table 5. Questions by category in the Learning Type test

유형 범주	질문
학습 시간	특정 목표를 달성하기 위해 일정 시간을 꾸준히 투자하는 편이다.
	단기간 효율을 극대화하는 방법을 선호하지 않는다.
	공부에 일정 시간을 꾸준히 투자하는 것은 어렵지 않다.
	단기간에 공부를 끝내야 한다고 하면 시간에 쫓기는 것 같이 제대로 공부할 수 있을지에 대한 불안함이 생기는 편이다.
	공부를 할 때 마감기한을 넉넉히 맞춰 준비하는 편이다.
	짧은 기간에 공부를 해치우는 것은 불안하여 미리 시작하곤 한다.
	내가 노는 것을 정당화하기 위해 꾸준히 공부하는 편이다.
외부 자극 유무	지금 당장의 쾌락을 위해 공부를 미루는 것을 선호하지 않는다.
	미리미리 안 하면 결국 내가 손해라는 생각으로 꾸준히 공부하곤 한다.
	어느 정도의 소음은 공부에 집중할 수 있게 도와주기 때문에 선호하는 편이다.
	주변에 타인이 있다면 타인의 존재를 의식해 공부에 집중하는 편이다.
	조용하면 다른 곳으로 생각이 빠지기 쉬워 집중에 도움이 되지 않는다.
	주변의 생활 소음은 공부를 하는 데 있어 크게 방해되지 않는다.
	공부하는 타인과 함께 있는 공간에서 불편함을 느끼기보다는 동질감을 느껴 힘을 얻는 편이다.
학습 방법	나에게 있어 적당한 외부 자극은 공부를 더 효율적으로 할 수 있게 도와준다.
	공부할 때 주변의 시선이 필요한 편이다.
	고요한 장소보다는 말소리, 음악 소리가 있는 장소가 공부에 도움이 된다.
	혼자 있을 때의 편안함보다 타인과 함께 있을 때의 긴장감이 공부에 더 효율적이다.
	새로운 것에 대해 배울 때 개념부터 확실하게 익히는 것은 중요하지 않다.
	개념보다는 응용을 선호하는 편이다.
	문제를 풀면서 개념을 이해하는 편이다.
동기 위치	개념을 통해 이해하는 것보다 직접 실습을 통해 이해하는 것이 더 쉽다.
	이론 중심의 체계적 학습보다 실습 중심의 참여적 학습을 더 선호한다.
	완벽하게 이해한 다음 적용하기보다 일단 적용해보는 것을 선호한다.
	이론을 복습하기 전에 교과서에 나와 있는 예제들을 먼저 풀어보는 편이다.
	문제를 풀 때, 개념을 확실하게 습득하고 있지 않아도 괜찮다.
	교과서를 여러 번 보는 것보다 문제를 많이 풀어보는 것이 공부에 도움이 되는 편이다.
	시험을 보지 않는 과목이 있을 때 공부할 필요를 느끼지 못한다.
학습 유형	공부는 나의 흥미와 호기심, 성취감을 충족시키지 못하는 편이다.
	내부적 동기만으로는 공부를 시작하기 힘들다.
	마음먹고 공부를 시작하더라도 작심삼일로 끝나는 경우가 많다.
	내가 하고 싶어서 하는 공부보다 꼭 해야만 하는 공부일 때 더 열심히 한다.
	공부를 해야 한다는 생각으로는 부족함을 느껴 하지 않으면 안되는 상황을 만든다.
	벌이나 보상이 있을 경우에만 열심히 공부한다.
	혼자서 계획을 실행하는 데 어려움이 있다.
나에게 공부는 사회적 성취(성적, 직위 등)를 이루기 위한 수단이다.	

적용하여 모델을 구축했으며, 정확도를 평가했을 때 전체적으로 비슷한 정확도를 나타내는 걸로 보아 사용자의 학습유형 예측 테스트가 잘 만들어졌음을 확인할 수 있었다. 또한, 사용자의 학습유형 비율이 가장 높게 나온 유형은 SYPE였고, 가장 낮게 나온 유형은 SNPI와 LNPE였다, 4가지 기준 중 한 가지 기준의 정확도가 다른 정확도에 비해 낮은 수치를 보이고 있으나, 문항 수를

늘려 테스트를 정교화하고, 테스트의 인원수가 늘어 더 많은 수의 데이터를 수집한다면 전체적인 기준의 정확도를 유의미하게 증가시킬 수 있음을 기대할 수 있다.

머신러닝 알고리즘과 MBTI에 기반해 4가지 기준으로 사용자의 유형을 예측하는 검사는, 학습하는 사용자들에게 본인에게 적절한 학습 전략 수립 및 장소 선정에 도움을 제공한다. 본인에게 적절한 학습 방법 및 장소를

몰라 학습에 어려움을 겪고 있는 학생들에게 개발된 예측 모델의 구축과 유통은 학업 성취에 혁신을 가져올 수 있을 것이다.

그러나, 본 연구는 사용한 데이터의 수집 기간이 짧고, 대부분의 데이터가 대학생 커뮤니티(에브리타임)를 통해 유입된 사용자들로 수집되었기 때문에 사용자들의 데이터가 정보를 얻고자 하는 관심 대상의 전체를 대표하기 어렵다는 한계가 있다. 향후 연구에서 데이터 수집 기간을 늘리고 다양한 플랫폼을 활용해 수집한 데이터로 분석을 진행한다면 관심 대상의 전체를 대표할 수 있는 더 보편적인 연구가 될 수 있다고 생각된다.

References

- [1] R. M. Smith, "Learning how to learn : Applied Theory for Adults", Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1982.
- [2] Eungyeong Han, Jaecheol Kim, "Relationship among the MBTI Personality Types and Academic Achievements according to Gender of University Students", JOURNAL OF EDUCATIONAL RESEARCH,14(2),149-172, 2007.
- [3] Eun Jung Hur, Jae-Duck Lee, "The Effects of Learning Type on High School Students' Academic Achievement and Academic Self-concept", Korean Education Inquiry, 32(4), 121-139, 2014.
- [4] Daewon Ko, "Research on learners' perception of environmental white noise as a factor of learning environment", Master's Thesis in Korea, Graduate School of Seoul National University, 2015.
- [5] Nardi, Dario, "Neuroscience of Personality: Principles of the Psyche as a Living System" (2012). Systems Science Friday Noon Seminar Series. 48.
- [6] Jung Rye Park, Sang Hoon Han. "The Effect of Goal Orientation, Motivation and Self-Concept on Learning Flow in Adult Learners". CNU journal of educational studies, vol. 34, pp.151-178, 2013.
- [7] Bora Lee, "The Influences of Learning Motivation, Self-Regulated Learning and Parental Learning Involvement upon Academic Achievement", Graduate School of Education, Founding University, 2012.
- [8] Cox, D.R., Snell, E.J., Analysis of Binary Data, 2nd ed, New York, U.S.A: Routledge, 1970.
- [9] SooYoung Kim. "Prediction of Hotel Bankruptcy Using Multivariate Discriminant Analysis, Logistic Regression and Artificial Neural Network", Journal of Tourism Sciences, vol. 30, no. 2, pp. 53-75, 2006.
- [10] P. H. Swain and H. Hauska, "The decision tree classifier: Design and potential," in IEEE Transactions on Geoscience Electronics, vol. 15, no. 3, pp. 142-147, July 1977, DOI: 10.1109/TGE.1977.6498972.
- [11] Jonghoo Choi, Doosung Seo. "Decision Trees and Its Applications", Journal of The Korean Official Statistics, vol. 4, no. 1, pp.61-83, March 1999.
- [12] Breiman, Leo., "Random forests", Machine Learning, Vol. 45, No. 1, pp. 5-32, 2001, DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- [13] Younhak Oh, Han Kim, Jaesub Yun, Jong-Seok Lee. "Using Data Mining Techniques to Predict Win-Loss in Korean Professional Baseball Games", Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers, vol. 40, no. 1, pp.8-17, 2014. DOI: <http://dx.doi.org/10.7232/JKIIE.2014.40.1.008>