

## 인공지능을 이용한 학습부진 특성 추출 및 예측 모델 연구

양자영<sup>1\*</sup> · 문경희<sup>1</sup> · 박성호<sup>2</sup>

### Extracting characteristics of underachievers learning using artificial intelligence and researching a prediction model

Ja-Young Yang<sup>1\*</sup> · Kyong-Hi Moon<sup>1</sup> · Seong-Ho Park<sup>2</sup>

<sup>1\*</sup>Instructor, Office of General Education, Pusan National University, Busan, 46241 Korea

<sup>2</sup>Professor, Office of Information Technology&Services, Pusan National University, Busan, 46241 Korea

#### 요 약

국가수준에서 시행되는 진단평가는 학교에서 학습부진이 있는 학생을 조기 발견하는 것이 매우 중요하다. 본 연구는 부산교육중단의 2019년 중학교 1학년의 데이터를 입력하여 2020년 성취여부를 판별하는 인공지능 모델을 구축하고 분석하였다. 머신러닝 알고리즘으로 중학교 국어, 영어, 수학 기초학력을 예측하는 예측모형을 개발하고, 다음 학년 예측에도 78%, 82%, 83%의 정확도를 보이는 것을 확인하였다. 또한, 중학교 과목별 성취예측 의사결정트리를 그려서 과정을 분석해보면서, 성취 예측에 영향을 미치는 특성들은 어떠한 것들이 있는지 살펴보았다.

#### ABSTRACT

The diagnostic evaluation conducted at the national level is very important to detect underachievers in school early. This study used an artificial intelligence method to find the characteristics of underachievers that affect learning development for middle school students. In this study an artificial intelligence model was constructed and analyzed to determine whether the Busan Education Longitudinal Data in 2020 by entering data from the first year of middle school in 2019. A predictive model was developed to predict basic middle school Korean, English, and mathematics education with machine learning algorithms, and it was confirmed that the accuracy was 78%, 82%, and 83%, respectively, in the prediction for the next school year. In addition, by drawing an achievement prediction decision tree for each middle school subject we are analyzing the process of prediction. Finally, we examined what characteristics affect achievement prediction.

**키워드** : 기초학력, 예측모델, 인공지능, 익스트림 그래디언트 부스팅

**Keywords** : Basic education, Predictive models, artificial intelligence, XGBoost

Received 28 February 2022, Revised 16 March 2022, Accepted 18 March 2022

\* Corresponding Author JaYoung Yang(E-mail:jyyang@pusan.ac.kr, Tel\*\*\* - \*\*\*\* - \*\*\*\*)

Instructor, Office of General Education, Pusan National University, Busan, 46241 Korea

Open Access <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.4.510>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

© This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.  
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

## I. 서론

기초학력은 누구나 학교 교육을 통해 갖추어야 할 학생의 기본 학습 권리이다. 우리나라는 국가수준에서 시행되는 기초학력 진단평가를 통해 학생들이 학교에서 배운 내용을 잘 이해하고 있는지, 교육목표에 도달했는지를 진단하고 있다. 이를 통해 효과적으로 교육과정 및 교수-학습방법을 개선하고, 교육정책을 수립하기 위한 기초 자료를 마련하며, 학교 현장에서의 평가방법을 발전시키는 것이 국가수준 기초학력 진단평가 시험의 목적이다. 2013년부터 국가수준 학업성취도 평가는 중학교 3학년, 고등학교 2학년 학생 중에 일부를 표집하여 국어, 영어, 수학 과목의 학업성취 정도를 평가하고 1수준인 기초학력 미달 수준부터 4수준인 우수 단계까지 총 4단계로 나누어서 평가하고 있다. 국가에서는 학생들의 기초학력 향상을 위해 미달 학생의 조기진단과 보정을 강화하는 정책을 꾸준히 추진하고 있다. 그러나 이러한 노력에도 불구하고 기초학력 미달에 따른 심각성은 점점 커지고 있다. 특히 2020년 학업성취도 평가 결과, 코로나19로 인한 등교 축소로 지난해 교과별 기초학력 미달 비율이 증가한 것으로 나타났다. 증가폭이 가장 큰 과목은 중3 영어 과목으로 2019년 3.3%에서 지난해 7.1%로 2배 이상 증가했다. 기초학력 미달 비율 뿐만 아니라 중3 국어·영어에서 보통 학력(3수준) 이상 비율도 전년에 비해 감소한 것으로 나타났다.[1]

기초학력 미달의 심각성에 따라 학생들의 학습 발달에 영향을 주는 요인을 파악하기 위한 연구들이 많이 진행되고 있다. 김미숙[2]의 연구에 의하면 초등학교에서 발생한 학습 부진은 중학교, 고등학교로 이어지고, 학업에 뒤쳐진 학생에게는 학교생활 부적응 및 여러 문제점이 나타나며, 이는 사회생활 부적응으로 이어질 수 있다고 하였다. 서원석[3]은 학습 발달에 영향을 주는 변인으로 학생의 독서시간, 운동량, 부모의 지원 등을 들고 있으며, 유미경[4]은 기초학력 미달의 원인을 학생, 가정, 학교, 사회적 요인 등에서 찾으려고 하였다. 그 외에도 학습 발달에 영향을 주는 요인을 분석하여 기초학력을 향상시키기 위한 다양한 연구가 이루어지고 있다. [5-8]

본 연구는 중학생을 대상으로 학습 발달에 영향을 미치는 학습부진 특성을 찾기 위해 부산교육중단데이터를 인공지능으로 학습하고자 한다. 즉, 학습부진의 특성

을 찾기 위해 인공지능 모델을 만들고 이를 통해 다음해 학생의 학습부진을 조기에 예측하고, 학습 부진의 특성요소를 찾아 이를 해결할 수 있는 프로그램의 기초를 마련하는 것이 이 연구의 목적이다. 청소년기는 아동에서 성인으로 넘어가는 과도기적 단계로 신체적, 정서적, 인지적 발달에 급격하게 변화를 겪는 시기이다. 이시기의 청소년들은 많은 갈등과 혼란을 경험하게 되고, 정신적으로도 부모로부터 독립되어 정서적 불안이나 적응상의 문제가 나타날 가능성이 많다고 한다.[9] 따라서 국가수준에서 실시되는 진단 평가의 시기는 도움이 필요한 학생을 찾아내어 대책을 세우기에는 늦은 감이 있다. 본 연구의 대상으로 중학교를 선택한 이유는 기초학력 미달의 비율이 전반적으로 높아지고 있으므로 중학교 1학년 때부터 기초학력 미달 원인을 밝혀 이를 대처하는 것이 중요하기 때문이다.

이를 위해 부산교육중단의 2019년 중학교 1학년의 데이터를 입력하여 2020년 성취여부를 판별하는 인공지능 모델을 구축하고 이를 활용하여 분석하였다. 첫째, 머신러닝 알고리즘으로 중학교 국어, 영어, 수학 기초학력을 예측하는 예측모형을 개발하고 최적화를 수행하였다. 둘째, 머신러닝 알고리즘이 다음 학년 예측에도 유효한지 알아보았다. 셋째, 중학교 과목별 성취예측의 사결정과정을 살펴보고, 성취 예측에 영향을 미치는 특성들은 어떠한 것들이 있는지 알아보았다.

## II. 이론적 배경

### 2.1. 성취도 평가

우리나라의 국가수준 학업성취도 평가는 국가에서 정한 교육과정에 근거해 학생들의 교육목표 달성 정도를 평가하는 준거참조평가로, 국가수준의 학업 성취수준 진단, 교육과정 개선 등의 기초자료 활용을 목적으로 매년 실시되고 있다.[10] 국가수준 학업성취도 평가는 교육부가 초·중등교육법에 따라 전국 중3, 고2 학생을 대상으로 시행하는 평가로서, 평가 과목은 국어, 영어, 수학이며, 평가 결과는 4수준(우수학력), 3수준(보통학력), 2수준(기초학력), 1수준(기초학력 미달) 4단계 성취수준으로 나누어 학생 개인에게 통보하고 국가수준의 결과 발표는 3수준 이상, 2수준, 1수준의 3단계로 이루어지고 있다. 4수준은 80% 이상, 3수준은 50% 이상 ~

80% 미만, 2수준은 20% 이상 ~ 50% 미만, 1수준은 20% 미만을 가리킨다. 백점을 만점으로 치면 20점 미만일 때 기초학력 미달이다.

교육부에서 발표한 자료에 따르면, 표 1과 같이 중학교 3학년의 기초학력 미달 비율은 갈수록 증가 추세에 있다. 수학, 영어, 국어 순으로 기초학력 미달 비율이 높게 나타나고 있으며, 특히 수학은 국어와 영어에 비교해 2~3배가 넘는 기초학력 미달을 보이고 있다.

**Table. 1** The Department of Education 「National level academic achievement evaluation results」

	2018			2019			2020		
	korean	math	english	korean	math	english	korean	math	english
Lv.3	81.3	62.3	65.8	82.9	61.3	72.6	75.4	57.7	63.9
Lv.1	4.4	11.1	5.3	4.1	11.8	3.3	6.4	13.4	7.1

2014년부터 실시되고 있는 성취평가제는 국가 수준의 교육과정에 근거하여 개발된 교과목별 성취기준을 토대로 교수·학습 활동과 평가를 한다. 성취평가제는 상대적인 서열로 ‘누가 더 잘했는지’를 평가하는 것이 아니라 ‘학생이 무엇을 어느 정도 성취하였는지’를 평가하는 제도이다. 교육부가 2013년 발표한 자료에 의하면 성취평가제는 교육과정에 근거하여 개발된 교과목별 성취기준에 도달한 정도로 학생의 학업 성취수준(‘A-B-C-D-E’)을 부여한다.

성취평가제에서는 미리 평가의 준거가 되는 성취기준과 성취수준을 명시하고, 이에 근거하여 교육의 기회를 제공하고, 성취 기준에 도달할 수 있도록 돕고, 학생들이 목표에 얼마나 도달했는지를 평가한다.

성취평가제에서 각 성취수준에 대한 일반적인 특성은 표 2와 같다. 성취율이 60% 미만일 때는 성취도를 'E'로 구분하며 “내용 영역에 대한 지식습득과 이해가 미흡한 수준이며 새로운 상황에 거의 일반화할 수 없는 수준”으로 본다. 수치로 볼 때 국가 수준 학업성취도 평가의 '기초학력 미달 학력'이나 '기초학력'은 성취평가제에서는 'E' 수준이다. 본 연구에서는 단순한 학업 성취수준을 예측하는 것보다 새로운 상황에 적용할 수 있는 정도가 미흡한지를 예측하기 위해 학생의 성취 수준을 판별할 수 있는 학업 특성을 찾고자 하였다. 따라서 성취평가제를 기준으로 성취수준 “E”를 ‘성취 미도달’, 성취수준 “D” 이상을 ‘성취 도달’로 구분하여 2개의 그룹으로 예측하는 학습 모델을 만들었다.

**Table. 2** 「Achievement evaluation system」 standard achievement rate

Achievement level	achievement rate	General Feature
A	90%	A very good level of understanding and performance of the overall achievement criteria
B	80% above ~ 90% below	Excellent level of understanding and performance of overall achievement standards
C	70% above ~ 80% below	Normal level of Understanding and performance of the overall achievement criteria are moderate
D	60% above ~ 70% below	Less insufficient level of Understanding and performance of the overall achievement criteria are moderate
E	60% below	Insufficient level of Understanding and performance of the overall achievement criteria are moderate

2.2. 머신러닝을 통한 데이터 분석

기존 연구들은 주로 몇 개의 특성인자를 미리 정의하고 로지스틱 회귀분석을 시행해 왔다. 그러나 연구자가 제한된 소수의 특성인자만을 선택함으로써 조사된 다양한 특성 인자를 활용하지 못하는 한계를 가지고 있었다. 랜덤 포레스트를 활용한 기초학력 미달 비율 예측, 랜덤 포레스트를 활용한 4년제 대학 중도탈락률 예측, 요인 탐색 등 지금까지 교육 데이터 처리 분야에서도 인공지능을 활용한 다양한 예측 모형 탐구에 대한 연구가 시도되어 왔다.[11, 12]

본 연구에서는 이러한 한계를 극복하기 위해 여러 특성인자를 모두 적용할 수 있는 인공지능 기법을 활용한 분석을 수행하였다. 사용할 수 있는 머신러닝 알고리즘에는 선형회귀, SVM, KNN, 의사결정트리, 랜덤 포레스트 등 여러 종류가 있다.

머신러닝 모델은 정확도(accuracy)나 정밀도(precision), 재현도(recall), 민감도(sensitivity), 특이성(specificity)과 같은 다양한 측정기준으로 평가한다.[13]

**Table. 3** Confusion matrix

	Actually Positive	Actually Negative
Predicted Positive	True Positive(TP)	False Positive(FP)
Predicted Negative	False Negative(FN)	True Negative(TN)

이때 목적에 맞게 성능을 측정할 수 있게 도와주는 도구가 표 3과 같은 혼동행렬(confusion matrix)이다. 모델이 예측한 결과와 실제 데이터가 일치할 때는 행렬의 대각성분에 해당한다. 그 외 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선과 이에 기반한 AUC(Area Under the Curve) 점수는 이진 분류의 성능 측정에 중요하게 사용되는 지표이다.[14] ROC 곡선은 FPR(False Positive Rate)이 변할 때 TPR(True Positive Rate)이 어떻게 변하는지를 나타내는 곡선으로 모든 임계값에서 분류 모델의 성능을 보여 주는 그래프이다. ROC 곡선이 가운데 직선에 가까울수록 성능이 떨어지고, 멀수록 성능이 뛰어난 것이다. 이때 분류의 성능 지표로 사용되는 것이 AUC값이다. AUC값은 ROC 곡선 밑의 면적을 구한 것으로 1에 가까울수록 좋은 수치이다. 본 연구에서는 다양한 머신러닝 알고리즘에서 재현도와 정밀도의 조화 평균값인 F1점수를 비교하여 가장 성능이 좋은 모델을 선택하였다.

### III. 연구 방법

부산교육중단은 부산 지역 학생들의 시계열적 추적 조사를 진행하여 2016년 초등학교 4학년, 중학교 1학년, 고등학교(일반계고 및 특성화고) 1학년에 재학하고 있는 학생들로 표본 패널을 구성하여 현재 2021년까지 5년간 추적 조사로 부산교육의 전반적인 교육활동에 대한 자료가 구축되어 있다.

학생, 학부모, 교사, 학교 및 학교장을 대상으로 설문 실시하여 각각의 자료가 연계되어 있으며, 부산 지역의 학생, 학부모, 학교, 학군 등의 특성에 따른 다양한 데이터로 구성되어 있다. 학생용 자료는 학생의 아이디, 학생용 설문지로 조사한 내용 및 국어·영어·수학에 대한 학업 성취도검사 점수로 구성되어 있다. 또한 학생들의 학습에 관련된 다양한 변인들의 신뢰성 있는 자료를 제공하고 있다. 따라서 학생의 학습발달상황을 중단적으로 분석하고 관련 변인의 예측력을 비교 분석이 가능하다.

본 연구에서는 가장 최근의 데이터인 4차년도인 2019년의 중학교 1학년 학생이 자료로 5차년도 2020년의 성취여부를 예측할 수 있는지를 조사하였다. 2019년 중학교 1학년 학생의 국어, 영어, 수학 과목별 성취 여부와 2020년 성취 여부의 변화는 표 4와 같다. 2019년 국

어점수에서 성취도미달 학생이 2020년에도 성취도미달한 학생은 578명으로 전체의 22.4%의 비율을 차지하고 있다.

**Table. 4** The first year of middle school's achievement

2019	2020	korean		math		english	
unachieved	unachieved	578	22.4%	949	36.7%	653	25.3%
unachieved	achieved	211	8.1%	247	9.6%	110	4.3%
achieved	unachieved	297	11.5%	192	7.4%	339	13.1%
achieved	achieved	1500	58.0%	1198	46.3%	1484	58.4%

본 연구는 파이썬 프로그램을 활용하여 KNN, SVM, 의사결정나무, 랜덤포레스트, XGBoost 예측 모델을 구축하여 학생의 국어, 영어, 수학 과목의 다음 해 성취 미달 여부를 안정적으로 예측하는지 비교하였다. 그 중 가장 성능이 좋은 모델을 선택하여, 성취 미달을 결정하는 학생 수준의 요인을 탐색하기 위해 예측 중요성 지수를 도출하였다.

성취도 미달을 예측하는 변수의 선정에 있어서 지금까지의 연구들은 제한을 두고 몇 가지 변수를 설정하여 실험하였지만, 본 연구에서는 숨겨진 다른 요인들을 찾고자 모든 데이터를 통합하여 선정하였다. 학생용 자료는 설문지로 조사한 인적사항, 학교생활, 신체 및 심리적 특성, 교수-학습활동, 가정생활, 학교 적응 및 진로 교육방향에 관한 내용 및 국어·영어·수학에 대한 학업성취도검사 점수로 구성된다.

지난 5년 동안 수집된 데이터를 통합하여, 추가되거나 삭제된 필드들은 모두 제거하였다. 매년 수집된 자료의 변수명이 상이하기 때문에 일관성 있는 분석을 위해 데이터의 입력으로 사용될 필드를 통합하여 통합필드명을 부여하였다.

예측모형의 반응(종속)변수는 ‘성취 미도달’, ‘성취도달’ 성취 여부이고, 예측하는 설명(독립)변수는 통합된 257개의 변수로 구성하였다. 이 때 예측하고자 하는 반응(종속)변수는 학생의 다음 해(2020년) 국, 영, 수 성취 여부이고, 설명(독립)변수는 올해(2019년)의 수집된 데이터를 입력값으로 투입하였다. 성취 여부는 각각 성취도달인 경우 1, 성취 미도달인 경우 0으로 처리하였다. 설명변수는 모두 0 ~ 10 사이의 값으로 변환하여 사용하였다. 전체 데이터의 70%는 예측 모델을 학습하기 위한 학습 데이터로, 30%는 학습 모델의 성능 판정을 위한 테스트 데이터로 사용하였다.

## IV. 연구결과

### 4.1. 성적 예측 결과

머신러닝에서 가장 많이 사용되는 KNN, SVM, 의사 결정나무, 랜덤포레스트, XGBoost 예측 모델을 구축하여 모델의 예측 성능을 비교한 결과 아래의 표 5와 같은 훈련점수와 테스트점수를 도출하였다.

**Table. 5** Comparison of algorithm's predictive performance

algorithm	korean		math		english	
	train score	test score	train score	test score	train score	test score
KNN	0.83	0.69	0.83	0.68	0.84	0.70
Linear SVC	0.88	0.78	0.88	0.78	0.89	0.81
Polynomial kernel SVC	0.99	0.76	0.99	0.77	0.99	0.80
Gaussian kernel SVC	0.89	0.81	0.89	0.81	0.90	0.83
Decision tree	0.82	0.79	0.83	0.82	0.84	0.83
Random forest	0.99	0.78	0.99	0.79	0.99	0.80
XGBoost	0.91	0.81	0.92	0.82	0.92	0.84

각 과목별로 가장 좋은 성능을 보인 XGBoost 모델은 표 6과 같이 국어, 수학, 영어 점수를 예측하는데 있어 테스트점수에 좋은 결과를 보여주고 있다.

국어 과목의 경우 테스트 세트 776개 중 성취미도달과 성취도달로 180개와 445개를 바르게 분류하였고, 83개와 68개를 각각 오분류하였다. F1점수는 78%의 예측을 보이고 있다. 수학 과목의 경우 테스트 세트 776개 중 성취미도달과 성취도달로 271개와 365개를 바르게 분류하였고, 71개와 69개를 각각 오분류하였다. F1점수는 82%를 보이고 있다. 영어 과목의 경우 테스트 세트 776개 중 성취미도달과 성취도달로 228개와 424개를 바르게 분류하였고, 70개와 54개를 각각 오분류하였다. F1점수는 83%를 보이고 있다.

국어, 수학, 영어 각 과목은 중학교 1학년 때 조사한 내용과 성취도 점수를 입력으로 하여 다음 해 2학년의 성취도 점수를 78%, 82%, 83% 이상 정확도를 가지고 예측할 수 있음을 알 수 있다. M Greiner의 예측 유효성에 대한 판단 기준에 따르면  $0.5 < AUC \leq 0.7$  이면 낮은 정확도,  $0.7 < AUC \leq 0.9$  이면 중중도이며,  $0.9 < AUC < 1$  이면 높은 정확도를 갖는다고 해석한다. 본 연구의 결과

는 78%, 82%, 83% 이므로 모델을 충분히 수용 가능한 수준이라 할 수 있다.[15]

**Table. 6** XGBoost Model's prediction accuracy in Korean, math, and English

class	Predictive accuracy of XGBoost				
korean	[180 83] [ 68 445]				
		precision	recall	f1-score	support
	unachieved	0.73	0.68	0.70	263
	achieved	0.84	0.87	0.85	513
	accuracy			0.81	776
	macro avg	0.78	0.78	0.78	776
weighted avg	0.80	0.81	0.80	776	
math	[271 71] [ 69 365]				
		precision	recall	f1-score	support
	unachieved	0.80	0.79	0.79	342
	achieved	0.84	0.84	0.84	434
	accuracy			0.82	776
	macro avg	0.82	0.82	0.82	776
weighted avg	0.82	0.82	0.82	776	
english	[228 70] [ 54 424]				
		precision	recall	f1-score	support
	unachieved	0.81	0.77	0.79	298
	achieved	0.86	0.89	0.87	478
	accuracy			0.84	776
	macro avg	0.83	0.83	0.83	776
weighted avg	0.84	0.84	0.84	776	

### 4.2. XGBoost 예측 모델의 분석

#### 4.2.1. 국어 성취 예측 모델 분석

머신러닝 모델에 XAI를 응용하여 의사결정트리를 시각화하면 쉽게 성취도 판단 기준을 살펴볼 수 있다. 구축한 XGBoost 국어 성취 예측 모델에 대해 의사결정 트리 과정을 시각화하면 다음 그림 1과 같다.

이 모델의 의사 결정 과정을 따라가 보면 모델이 어떤 비중으로 특정 요소를 우선순위로 생각하고, 그 기준이 무엇인지 알 수 있다. 먼저 그림 1의 루트 노드는 F\_270 값이 6.45 미만인지 묻고 있다. 이때 F\_270 값이 6.45 미만이면 'yes, missing'을 따라 왼쪽을, 아니면 'no'를 따라 오른쪽 노드를 선택한다. 특성값 F\_270은 학생의 '영어점수'이다. 다음에는 F\_269 값이 7.15 미만인지 묻고 있다. F\_269 값이 7.15 이상이면 'no'를 따라 오른쪽 노드로 이동한다. 특성값 F\_269은 '국어점수'이다. 다음 F\_63 값이 5 미만인지 묻고 있다. F\_63 값이 5 미만이면 'yes, missing'을 따라 왼쪽 노드로 이동한다. 특성값

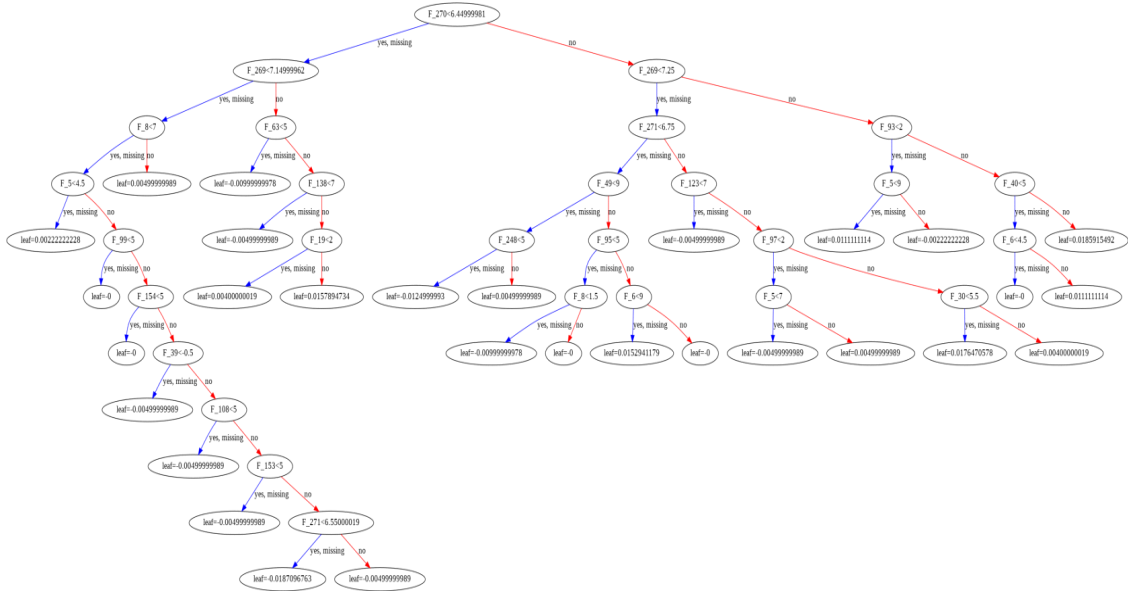


Fig. 1 Korean Achievement Prediction Model Decision Tree.

F\_63은 ‘짧은 시간 안에 새로운 생각을 여러 가지 할 수 있다’에 대한 본인의 생각이다. 마지막 노드는 leaf = -0.0099999978 값이다. 종단 노드 값은 로지스틱 함수 확률값으로 계산 공식은 다음과 같다.

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-leafvalue}} \quad (1)$$

계산 공식에 leaf value의 값에 -0.00800000038을 넣고 계산하면 0.4975의 값이 나온다. 함수의 결과가 0.5를 넘으면 성취 도달이고 그렇지 않으면 성취 미달이라고 판단할 수 있다. 즉 이 학생은 다음 해 성취도 평가에서 성취미도달을 받을 수 있다고 판단할 수 있다. 이와 같이 시각화된 의사결정트리를 이용해서 성취도 판단 기준을 쉽게 살펴볼 수 있다. 국어 성취 모델은 올해의 영어점수(F\_270) 특성을 1순위로 그 기준점수는 6.45점을 기준으로 판단하고, 다양한 특성의 값에 따라 성취미도달 또는 성취 도달을 할 수 있다는 것을 의미한다.

특성 중요도는 각 특정 변수들이 모델의 예측 결과에 얼마나 큰 영향을 미쳤는지, 해당 특성의 중요도를 평가하는 지표이다. 특성 중요도를 통해 데이터와 모델의 구조를 직관적으로 파악할 수 있고, 중요한 특징만 골라내어 효율적인 모델을 구축할 수 있다.

구축한 XGBoost 국어 성취 예측 모델에서 발견한 상

위 20개의 특성 중요도는 그림 2와 같다. 국어 성취를 예측하는 특성 중요도에서 국어점수(F\_269)의 중요 비중이 높았고, 영어점수(F\_270), 수학점수(F\_271), 유해 사이트 이용(F\_25) 순으로 중요 특성이 나타났다.

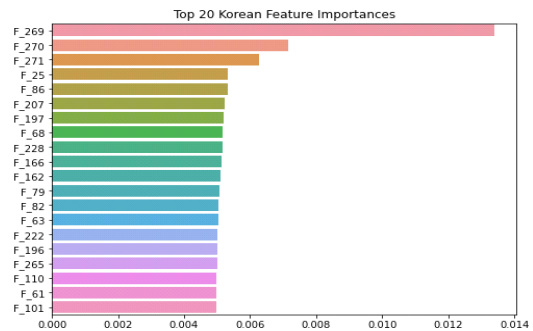


Fig. 2 Korean Feature Importance

#### 4.2.2. 수학 성취 예측 모델 분석

구축한 XGBoost 수학 성취 예측 모델에 대해 의사결정 트리를 시각화하면 그림 3과 같다.

그림 3의 루트 노드는 F\_271 값이 4.9499 미만인지 묻고 있다. 이때 F\_271 값이 4.9499 미만이면 ‘yes, missing’을 따라 왼쪽을, 아니면 ‘no’를 따라 오른쪽 노드를 선택한다. 특성값 F\_271은 학생의 ‘수학점수’이다.

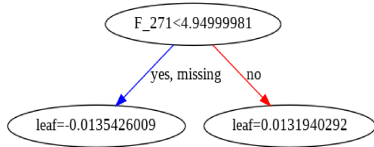


Fig. 3 Math Achievement Prediction Model Decision Tree.

계산 공식에 leaf value의 값 leaf = -0.0134326009 라는 값이다. 확률의 값은 0.4966의 값이 나온다. 즉 이 학생은 학생의 올해 수학 점수가 4.9499 미만이면 다음 해 수학 성취도 평가에서 성취미달을 받을 수 있다고 예측할 수 있다. 올해 학생의 수학점수가 다음해 수학점수의 성취 예측에 관여하는 중요한 변인임을 알 수 있다.

구축한 XGBoost 수학 성취 예측 모델에서 발견한 상위 20개의 특성 중요도는 그림 4와 같다. 수학 성취를 예측하는 중요도에서 수학점수(F\_271)의 비중이 높았고, 영어 수업시간의 준비도(F\_164), 국어 수업시간의 준비도(F\_160) 순으로 나타났다.

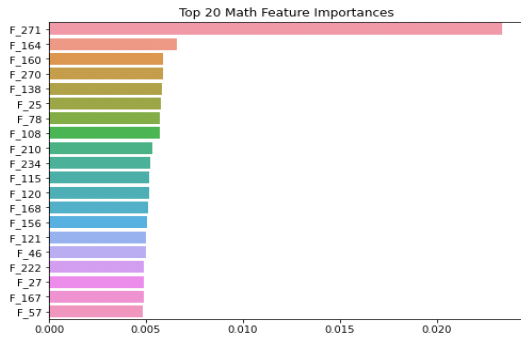


Fig. 4 Math Feature Importance

4.2.3. 영어 성취 예측 모델 분석

구축한 XGBoost 영어 성취 예측 모델에 대해 의사결정 트리를 시각화하면 그림 5와 같다.

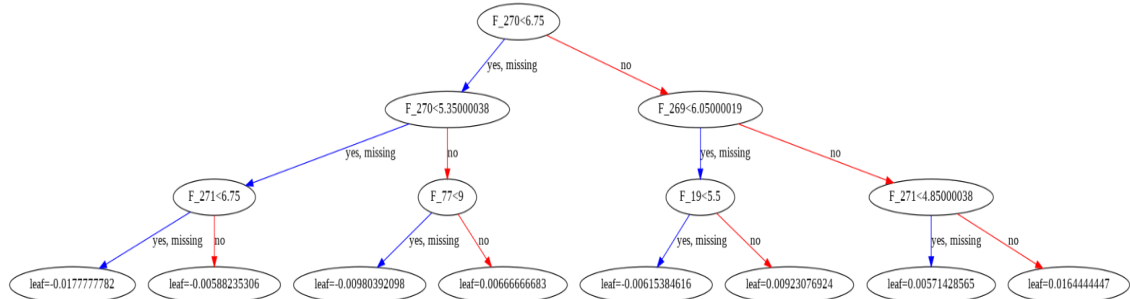


Fig. 5 English Achievement Prediction Model Decision Tree.

그림 5의 루트 노드는 F\_270 값이 6.75 이상인지 묻고 있다. 특성값 F\_270은 학생의 ‘영어점수’이다. 이때 F\_270 값이 6.75 미만이면 ‘yes, missing’을 따라 왼쪽을, 아니면 ‘no’를 따라 오른쪽 노드를 선택한다. 영어점수가 6.75 이상 인 경우 F\_269 값이 6.05 미만인지 묻고 있다. 특성값 F\_269는 학생의 ‘국어점수’이다. 국어점수 값이 6.05 미만이면 ‘yes, missing’을 따라 왼쪽 노드로 이동한다. 마지막 특성값 F\_19의 값이 5.5 값을 기준으로 마지막 노드는 leaf = -0.00615384616 라는 값과 0.00923076924의 갖는다. 특성값 F\_19는 학생의 ‘공부 및 숙제에 사용하는 컴퓨터 사용시간’이다. 각각 확률의 값은 0.4985와 0.5023의 값이 나온다. 영어점수가 6.75 이상이라도 국어점수가 6.05점 미만이면 컴퓨터의 사용 시간에 따라 다음 해 영어성취도 평가의 성적이 달라진다고 할 수 있다.

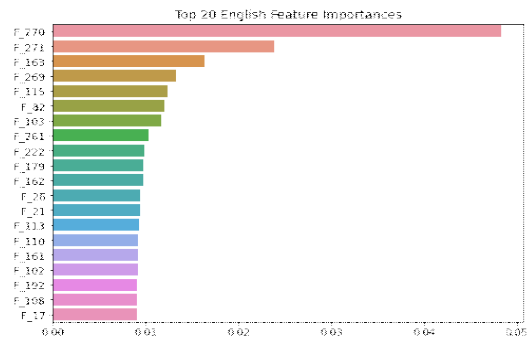


Fig. 6 English Feature Importance

구축한 XGBoost 영어 성취 예측 모델에서 발견한 상위 20개의 특성 중요도는 그림 6과 같다. 설명변수가 반응 변수를 예측하는 중요도에서 영어 성취 예측에는 영어점수(F\_270)의 비중이 높았고, 수학점수(F\_271), 영어 수업시간의 이해도(F\_163), 국어점수(F\_269) 순으로 나타났다.

## V. 결 론

본 연구는 학생의 차학년 과목 성취 여부를 학생 차원의 데이터 관점에서 시사점을 제공하고자 하는 목적으로 진행되었다. 전통적인 회귀분석 방법으로는 다량의 독립변수를 투입하여 처리하는데 한계가 있으므로 인공지능 분석 방법을 활용하여 과거에서 주어진 데이터를 기반으로 모델을 생성하여 새로운 데이터에도 적용할 수 있도록 하였다. 부산교육중단연구 자료에서 최근의 데이터인 4차년도와 5차년도의 데이터를 기반으로 머신러닝 모델을 구축하고, 성취여부를 예측하는 주요 결정요인들을 도출하였다. 이에 다양한 예측 인자들의 중요성 지수를 제시하여 종속변수를 설명하는 변수들의 상대적인 예측력을 비교 분석할 수 있었다. 의사결정 트리를 시각화하여 개별적인 독립변수와 종속변수 간의 영향력 패턴을 시각화하였다.

분석 결과, 과목별 성취도에 영향을 주는 특성이 과목별로 상이함을 알 수 있었다. 국어 교과목의 경우 성취도를 예측하는데 아주 복잡한 결정 트리를 가지고 있음을 보였다. 즉 성취 예측에 많은 변인이 있음을 알 수 있었다. 특성요소에 있어서 국어, 영어, 수학 교과점수가 국어 성취도를 예측하는데 중요한 변인이며, 그 외 유해사이트 이용 등이 중요한 변인임을 알 수 있었다. 수학 교과목의 성취도를 예측하는 의사결정 트리는 수학점수에 의해 결정되는 간단한 모양을 가지고 있다. 이것은 학생의 수학점수가 지속적으로 성취도 예측에 중요한 영향을 미치고 있다는 결과이다. 영어 교과목의 경우 성취도를 예측하는데 있어 영어점수와 함께 국어점수가 예측에 중요한 변인임을 알 수 있었다.

본 연구는 과목별 학생의 이상 징후를 미리 발견한다면 학생의 학습 부진을 극복하는데 도움을 줄 수 있다는 것을 시사한다. 또한, 아직까지 발견되지 않은 이상 징후를 나타내는 특성들을 인공지능을 이용하여 찾아낼 수 있으며 이를 제거하는 다양한 정책을 수립하는데 도움을 줄 수 있을 것으로 기대한다.

본 연구를 통해서 교과목별 학생의 성취도를 예측하는데 다양한 요인이 있고, 과목에 따라 영향을 미치는 특성들이 다르다는 것을 확인하였으며, 이 연구는 향후 다음과 같이 확장될 수 있을 것이다

첫째, 학생 데이터와 관련하여 동일한 대상에 대한 지속적인 추적 조사가 필요하다. 본 연구에서는 부산교육

중단연구 4차년도(2019년)와 5차년도(2020년) 중학교 학생 데이터를 활용하였다. 연도별로 자료의 변화가 있었고, 특히 고등학교로 진학하면서 많은 자료들이 연계되지 않고 있었다. 또한 응답이 불성실하여 누락되는 자료들도 많았다. 동일 대상에 대한 데이터가 지속적으로 관리되고, 또한 데이터의 일관성 있는 관리가 마련된다면 향후 인공지능을 활용한 예측력을 높일 수 있고 다른 연구에도 인공지능 모델을 적용할 수 있을 것으로 보인다.

둘째, 본 연구에서는 차학년의 성취도에 영향을 주는 학생의 특성들과 예측력에 대해 연구하였다. 각 과목별로 점수 외에도 다양한 특성들이 성취도에 영향을 주는 것으로 나타났다. 역으로 학생의 성취도에 변화가 있다면 성취도에 영향을 주는 것으로 나타난 특성들을 키워드로 하여 학생과의 상담에 도움을 줄 수 있을 인공지능 시스템 개발의 기본 기술로 활용할 수 있다.

본 연구는 학생 자료의 특성요인으로 제한하여 인공지능 모델로 성취 미달 요인 분석을 하였으나, 향후 학교, 교사, 부모의 요인을 종합적으로 인공지능 기술을 활용하여 분석한다면 보다 효율적인 학생 상담 지원 시스템을 개발할 수 있을 것이다.

## ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by a 2-Year Research Grant of Pusan National University.

## References

- [1] N. W. Koo, "National level academic achievement evaluation results of 2020 year," Ministry of Education, ORM 2021-57-1, 2021.
- [2] M. S. Kim, "A case study on students who are not adapted to school," KEDI, RR2012-05-01, 2012.
- [3] W. S. Suh and S. W. Kim, "Analysis of school effect on middle school students' academic achievement using Hierarchical Linear model," *Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction*, vol. 20, no. 4, pp. 199-226, Feb. 2020.
- [4] M. K. Yoo and J. Y. Uhm, "A Study of Influencing Factors Analysis on the Basis of Academic Achievement Gap in Middle School," *The Journal of Korean Teacher Education*,



- vol. 33, no. 2, pp. 97-126, Jun. 2016.
- [ 5 ] N. C. Kim, "Current Status and Alternative Direction of Basic Academic Achievement Diagnosis-Supplement Policy: Proposal of the State-led Approach. Education Review," *Education Review*, vol. 48, pp. 230-269, Nov. 2021.
- [ 6 ] K. H. Lee, "Analysis on the Hypotheses on the Causes of Decline of Basic Learning Capabilities and Discussion on the Solutions," *Korean Society Of The Politics Of Education*, vol. 28, no.1, pp. 37-61, Mar. 2021.
- [ 7 ] J. A. Kim, "Classification and Influential Factors of Longitudinal Changes in the Below-Basic Academic Proficiency Level", *Korean Journal of Educational Research*, vol. 59, no. 4, pp. 131-161, Jun. 2021.
- [ 8 ] J. H. Lim and K. H. Ryu, "A Study on the Improvement of Students' Basic Academic Skills in elementary school and middle school," *Korean Association For Learner-Centered Curriculum And Instruction*, vol. 17, no. 20, pp. 889-918, Oct. 2017.
- [ 9 ] C. A. Joo, S. H. Park, C. N. Hong, and C. C. Lee, "An Analysis on the Effect of School Organizational Characteristics on Students' Academic Performance and Educational Growth," *Education Research Institute*, vol. 13, no. 2, pp. 57-80, Jun. 2012.
- [10] H. G. Dong, "A Study on the Development of the 2017 National Assessment of Educational Achievement," Korea Institute of Curriculum Evaluation, RRE 2017-2, 2017.
- [11] J. H. Lee and K. L. Cho, "A Study on the Prediction Model for the Ratio of Mathematics Low-Performing Students in Middle School Using Machine Learning," *Korean Society Of Educational Technology*, vol. 37, no. 1, pp. 95-129, Mar. 2021.
- [12] E. J. Lee, Y. S. Song, J. H. Kim, and S. H. Oh, "An Exploratory Study on Determinants Predicting the Dropout Rate of 4-year Universities Using Random Forest: Focusing on the Institutional Level Factors," *Korean Society Of Educational Technology*, vol. 36, no. 1, pp. 191-219, Mar. 2020.
- [13] Peter Flach, *Machine Learning: The Art and Science of Algorithms that Makes Sense of Data*, Cambridge University Press, 2012.
- [14] J. H. Kim, S. H. Shin, and H. C. Kang, "A Case Study on the Use of ROC Curve and AUC in the Evaluation of Discriminant Model," *Journal of The Korean Data Analysis Society*, vol. 20, no .2, pp. 609-619, Apr. 2018.
- [15] M Greiner, D. Pfeiffer, and R. D. Smith, "Principles and practical application of the receiver-operating characteristic analysis for diagnostic tests," *Preventive Veterinary Medicine*, vol. 45, no. 1, pp. 23-41, May. 2000.



**양자영(Ja-Young Yang)**

1993년 부산대학교 전자계산학과 (이학사)  
 1995년 부산대학교 전자계산학과 (공학석사)  
 2022년 부산대학교 교육과미디어융합 (박사수료)  
 2006년 ~ 현재 부산대학교 교양교육원강사  
 ※관심분야: 컴퓨터교육, 인공지능, 데이터분석



**문경희(Kyong-Hi Moon)**

1993년 부산대학교 전자계산학과 (이학사)  
 1995년 부산대학교 전자계산학과 (이학석사)  
 2002년 포항공과대학교 컴퓨터공학과 (공학박사)  
 2007년 ~ 현재 부산대학교 교양교육원 강사  
 ※관심분야: 자연언어처리, 인공지능, 컴퓨터교육



**박성호(Seong-Ho Park)**

1996년 부산대학교 전자계산학과 이학사  
 1998년 부산대학교 대학원 전자계산학과 이학석사  
 2002년 부산대학교 대학원 전자계산학과 이학박사  
 2002년 9월 ~ 현재 부산대학교 정보화본부 교수  
 ※관심분야: 멀티미디어 통신, 컴퓨터 비전, 인공지능/딥러닝