

양상블 기법을 활용한 대학생 중도탈락 예측 모형 개발

박 상 성*

A Study on the Development of University Students Dropout Prediction Model Using Ensemble Technique

Park Sangsung

〈Abstract〉

The number of freshmen at universities is decreasing due to the recent decline in the school-age population, and the survival of many universities is threatened. To overcome this situation, universities are seeking ways to use big data within the school to improve the quality of education. A study on the prediction of dropout students is a representative case of using big data in universities. The dropout prediction can prepare a systematic management plan by identifying students who will drop out of school due to reasons such as dropout or expulsion. In the case of actual on-campus data, a large number of missing values are included because it is collected and managed by various departments. For this reason, it is necessary to construct a model by effectively reflecting the missing values. In this study, we propose a university student dropout prediction model based on eXtreme Gradient Boost that can be applied to data with many missing values and shows high performance. In order to examine the practical applicability of the proposed model, an experiment was performed using data from C University in Chungbuk. As a result of the experiment, the prediction performance of the proposed model was found to be excellent. The management strategy of dropout students can be established through the prediction results of the model proposed in this paper.

Key Words : University Student Dropout, Ensemble Technique, Big Data Analysis, Machine Learning

I. 서론

최근 학령인구의 급격한 감소 추세에 따라 지역 대학의 입학 인원이 줄어들고 있으며 많은 대학이 학생 충원 미달에 따른 생존권을 위협받고 있다[1]. 이러한 상황을 타개하고자, 대학들은 기존의 양적 성공에서

질적 성공으로의 변화를 모색하고 있다. 대학의 질적 성공을 위해서는 학생성과를 정확하게 측정하고 역량 강화를 위한 요인을 효과적으로 분석할 필요가 있다. 또한, 분석 결과를 바탕으로 대학별 상황에 적합한 정책 구성 및 교육의 질 제고 방안을 제시하여야 한다. 이러한 이유로, 최근 많은 산업 분야에서 효과적인 의사결정 도구로 지목되는 빅데이터 분석 기반 의사결정

* 청주대학교 빅데이터통계학과 조교수

체계를 대학에 도입하는 사례가 증가하고 있다[2-4]. 그중에서 중도탈락 학생예측은 대학에서 빅데이터를 활용한 대표적인 사례이다. 이는 자퇴, 제적 등의 사유로 학교를 그만두는 학생을 사전에 예측하는 것으로써, 학생 관리에 대한 체계적인 방안을 마련할 수 있다. 그러나 중도탈락 학생예측에 관한 연구는 다음과 같은 문제점이 존재한다. 먼저, 학내 모든 데이터를 총괄하여 수집 및 관리하는 부서의 부재이다. 이는 데이터의 현황 파악, 중복, 형식 불일치 문제 등을 야기한다. 다음으로, 학내 데이터별 수집 방식 및 기간이 상이한 것이다. 이는 결측이 많은 데이터를 양산할 수 있다. 상기와 같은 이유로 관련 선행연구들에서는 데이터 샘플링, 평균값 대체 등의 결측치 보완 방법을 사용하였다. 그러나 이러한 방법들은 소규모 또는 편향된 데이터의 사용으로 인해 부정확한 예측 결과를 도출할 수 있다. 본 연구에서는 효과적으로 결측치를 반영하고 높은 예측 성능을 보이는 eXtreme Gradient Boost(XGB) 기반의 대학생 중도탈락 예측 모형을 제안한다. 제안하는 모형은 중복 소재의 C대학 학생의 실제 중도탈락 데이터를 기반으로 학습하고 성능을 검증한다. 또한, 제안된 모형이 결측치를 효과적으로 반영하였는지 검증하기 위해 결측치를 평균으로 추정하고 학습한 모형들과 예측 성능을 비교 및 제시한다.

II. 관련 연구

2.1 대학생 중도탈락 분석 연구

중도탈락은 학생이 경제적 또는 개인적 사유로 재학 중인 대학에서 학업을 중단하는 것을 의미한다[5]. 중도탈락은 대학의 재정 악화, 부정적 외부평가 등을 발생시킨다. 따라서 대학들은 학생들의 중도탈락을 최소화하고 관리할 필요가 있다. 이를 위해, 종래에는 대학생의 중도탈락 분석에 관한 다양한 연구가 수행

되었다[6-10]. Kang[6]은 중도탈락 의도가 있는 학생들을 대상으로 중도탈락 고려에 영향을 미치는 변수를 분석하였다. Lykourantzou et al.[7]은 e-learning 수강생들의 중도탈락 예측을 위해 다양한 기계학습 알고리즘들을 적용하였다. Joung[8]은 사이버대학 신입생을 대상으로 중도탈락 예측 및 영향요인 분석을 위해 로지스틱 회귀모형을 사용하였다. Bonifro et al.[9]는 대학 신입생을 대상으로 중도탈락 예측을 위해 복수의 기계학습 알고리즘들을 활용하였다. 또한, 고등학교 구분, 성적 등 대학입학 전 정보를 사용하고 데이터 레이블 불균형 문제 해소를 위해 샘플링하여 모형을 학습하였다. 상기 선행연구들은 중도탈락 학생예측 및 영향요인을 분석하기 위해 정량적 방법을 사용하였으나, 결측치 사용 또는 보완법을 제시하지 않았다. Ha and Ahn[10]은 직업훈련 교육에서 중도탈락 예측을 위한 모형을 제안하였다. 이들은 비정형 데이터인 상담일지까지 고려하였으며, 결측치는 변수별로 특정 값을 선정 및 대체하여 모형에 학습하였다. 또한, 데이터 레이블의 비율을 맞추기 위해서 수료자와 중도탈락자를 1:1로 매칭하여 사용하였다. Ha and Ahn[10]이 제안한 모형은 다양한 정보를 반영하고 결측치를 포함한 데이터를 사용할 수는 있으나, 대체 값 활용에 따른 부정확한 예측 결과를 도출할 수 있다. 실제 학내 빅데이터 또는 중도탈락 관련 데이터는 수집/관리 방법의 차이로 인해 많은 결측치를 포함하고 있다. 또한, 일반 재학생 수 대비 중도탈락 학생 수가 적어 데이터 레이블의 불균형 문제가 발생한다. 이를 해결하기 위해 본 논문에서는 효과적으로 결측치를 반영하고 높은 예측 성능을 보이는 XGB 기반의 대학생 중도탈락 예측 모형을 제안한다.

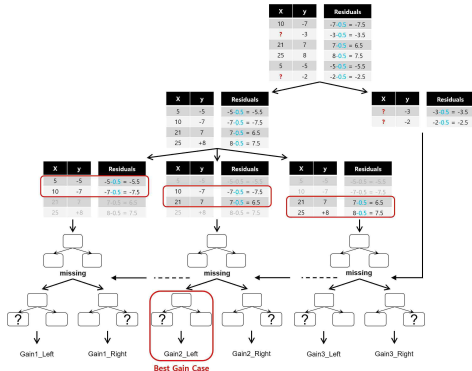
2.2 eXtreme Gradient Boost

XGB는 양상불 기법 중 Gradient boosting 알고리즘을 응용한 것이다[11, 12]. Gradient boosting은 단

일모형을 T번 반복하면서 이전 시점의 예측 오차를 다음 시점의 모형에 전달한다. XGB는 Gradient boosting을 하는 과정에서 데이터들에 대한 Similarity score를 산출하여 빠른 학습속도와 과적합을 방지한다. 아래의 <식 1>은 Similarity score 산출식이다.

$$Similarity\ score = \frac{(Sum\ of\ Residuals)^2}{Number\ of\ Residuals} \quad <식\ 1>$$

위 <식 1>에서 Residuals는 특정 시점에서의 단일 모형 예측 오차이다. XGB는 아래 <그림 1>과 같이 결측치를 반영하여 모형을 구축할 수 있다.



<그림 1> XGB의 결측치 반영 모델링 예시

위 <그림 1>과 같이 XGB는 결측치가 포함된 경우와 아닌 경우를 구분한 뒤, 결측치가 포함되지 않은 데이터를 순차적으로 활용해 단일모형을 생성한다. 또한, 생성된 단일모형에 대해 결측치를 할당할 뒤, 모형의 정보이득량을 <식 2>와 같이 산출한다.

$$Gain_T = Similarity_T - Similarity_{T-1} \quad <식\ 2>$$

시점 T의 정보이득량은 <식 2>와 같으며, 모든 경

우 중에서 정보이득량이 가장 높은 모형에 결측치를 할당한다. 상기와 같은 결측치 반영 특성을 활용하기 위해 본 연구에서는 XGB 기반으로 대학생 중도탈락 예측 모형을 구축한다.

III. 연구 방법

3.1 실험 데이터

본 연구에서는 중복 소재 C대학 데이터를 사용한다. 데이터는 2010년부터 2020년까지 입학생 중 학적 상태가 졸업 또는 수료가 아닌 학생을 대상으로 하며 학내 다양한 부서로부터 수집하고 통합데이터를 구성한다. 또한, 중도탈락 여부는 학적 상태가 제적인 경우이다. 수집 및 통합된 데이터는 총 20,058건이며 이중 중도탈락 학생은 4,759건이다. 변수는 성별, 외국인여부, 교육부계열, 모집구분, 정원내/외, 고교지역, 대학적응1차 및 2차 결과, C대학핵심역량조사, NCS조사이다. 대학적응 결과는 신입생을 대상으로 학교 적응에 대해 C대학에서 수행하는 설문이다. C대학핵심역량조사는 C대학의 인재상 관련 역량을 평가한 것이다. NCS조사는 정부에서 개발 및 표준화한 국가직무능력표준이다[13, 14]. 아래의 <표 1>은 변수별 중도탈락 여부에 따른 통계적 검정 결과를 나타낸다. 통계적 검정시 연속형 변수는 T-test, 이산형 변수는 Wilcoxon rank sum test를 사용하였다.

<표 1> 중도탈락 여부에 따른 통계적 검정 결과

| 변수명 | 중도탈락 N (n=15,299) | 중도탈락 Y (n=4,759) | p-value |
|-------|----------------------|---------------------|---------|
| 성별 | 여성 5,395 (35.27) | 1,760 (36.98) | 0.032 |
| | 남성 9,904 (64.73) | 2,999 (63.02) | |
| 외국인여부 | 내국인 14,951 (97.72) | 4,641 (97.52) | 0.445 |
| | 외국인 348 (2.28) | 118 (2.48) | |

| | | | | | |
|------------------|----------------|---------------|---------|--|--|
| 교육부계열 | | | | | |
| 공학 | 4,619 (30.19) | 1,255 (26.37) | < 0.001 | | |
| 예체능 | 1,955 (12.78) | 679 (14.27) | | | |
| 인문사회 | 6,504 (42.51) | 2,278 (47.86) | | | |
| 자연과학 | 2,221 (14.52) | 547 (11.50) | | | |
| 모집구분 | | | | | |
| 수시 | 8,712 (56.94) | 2,029 (42.63) | < 0.001 | | |
| 정시 | 5,611 (36.67) | 2,248 (47.23) | | | |
| 추가모집 | 356 (2.33) | 224 (4.71) | | | |
| 외국인 | 97 (0.64) | 75 (1.58) | | | |
| 기타 | 523 (3.42) | 183 (3.85) | | | |
| 정원내/외 | | | | | |
| 정원내 | 14,100 (92.16) | 4,235 (88.99) | < 0.001 | | |
| 정원외 | 1,199 (7.84) | 524 (11.01) | | | |
| 고교지역 | | | | | |
| 강원도 | 380 (2.49) | 58 (1.22) | < 0.001 | | |
| 경기도 | 3,878 (25.35) | 594 (12.48) | | | |
| 경상도 | 459 (3.00) | 56 (1.18) | | | |
| 전라도 | 324 (2.12) | 51 (1.07) | | | |
| 충청도 | 6,259 (40.90) | 748 (15.71) | | | |
| 제주도 | 64 (0.42) | 11 (0.23) | | | |
| 서울 | 1,457 (9.52) | 278 (5.84) | | | |
| 세종 | 129 (0.84) | 16 (0.34) | | | |
| 광주 | 83 (0.54) | 12 (0.25) | | | |
| 대전 | 294 (1.92) | 50 (1.05) | | | |
| 대구 | 90 (0.59) | 13 (0.27) | | | |
| 부산 | 77 (0.50) | 15 (0.32) | | | |
| 울산 | 56 (0.37) | 15 (0.32) | | | |
| 인천 | 656 (4.29) | 77 (1.62) | | | |
| 기타 | 1,093 (7.15) | 2,765 (58.10) | | | |
| 대학적응1차결과 | | | | | |
| 없음 | 7,453 (48.72) | 4,293 (90.21) | < 0.001 | | |
| 저위험 | 5,554 (36.30) | 200 (4.20) | | | |
| 중위험 | 1,054 (6.89) | 89 (1.87) | | | |
| 고위험 | 1,238 (8.09) | 177 (3.72) | | | |
| 대학적응2차결과 | | | | | |
| 없음 | 9,766 (63.83) | 4,408 (92.63) | < 0.001 | | |
| 저위험 | 4,046 (26.45) | 199 (4.18) | | | |
| 중위험 | 739 (4.83) | 70 (1.47) | | | |
| 고위험 | 748 (4.89) | 82 (1.72) | | | |
| C대학핵심역량조사 | | | | | |
| 실용·융합 | 50.57 ± 7.91 | 49.71 ± 8.31 | 0.245 | | |
| 창의 | 50.46 ± 8.19 | 50.50 ± 8.84 | 0.960 | | |

| | | | |
|--------------|---------------|---------------|-------|
| 소통 | 50.35 ± 6.85 | 50.93 ± 7.47 | 0.369 |
| 인성 | 50.62 ± 7.28 | 49.89 ± 8.44 | 0.355 |
| 자원·정보·기술 | 50.52 ± 8.42 | 49.49 ± 8.49 | 0.194 |
| 융합지식 | 50.63 ± 8.57 | 49.93 ± 9.14 | 0.381 |
| 종합적 사고 | 50.24 ± 8.47 | 50.20 ± 9.02 | 0.958 |
| 진취적 사고 | 50.68 ± 8.90 | 50.80 ± 9.35 | 0.885 |
| 글로벌의사소통 | 50.33 ± 7.22 | 51.11 ± 7.68 | 0.249 |
| 상호문화 | 50.37 ± 7.54 | 50.73 ± 8.57 | 0.648 |
| 자기관리 | 50.79 ± 8.30 | 50.43 ± 9.47 | 0.681 |
| 공동체 | 50.44 ± 7.76 | 49.33 ± 8.81 | 0.181 |
| NCS조사 | 1,610 (97.22) | 46 (2.78) | |
| 의사소통능력 | 51.05 ± 9.26 | 51.01 ± 8.60 | 0.974 |
| 수리능력 | 49.42 ± 9.67 | 50.02 ± 9.60 | 0.678 |
| 문제해결능력 | 48.68 ± 9.33 | 49.61 ± 10.38 | 0.509 |
| 자원관리능력 | 51.06 ± 9.38 | 50.16 ± 9.57 | 0.522 |
| 대인관계능력 | 49.22 ± 9.13 | 50.62 ± 8.16 | 0.303 |
| 정보능력 | 48.25 ± 9.38 | 49.25 ± 8.82 | 0.474 |
| 기술능력 | 48.80 ± 9.58 | 49.56 ± 10.92 | 0.597 |
| 자기개발능력 | 50.00 ± 10.65 | 50.27 ± 13.39 | 0.894 |
| 조직이해능력 | 49.40 ± 10.71 | 49.99 ± 11.60 | 0.713 |
| 직업윤리 | 50.16 ± 10.75 | 49.15 ± 11.18 | 0.532 |

위 <표 1>에서 성별, 교육부계열, 모집구분, 정원 내/외, 고교지역, 대학적응 1차 및 2차 결과는 중도탈락 여부와 관계가 있는 것으로 도출되었다. 수집된 데이터는 아래 <표 2>와 같이 많은 결측치를 포함하고 있다.

<표 2> 주요 변수별 결측치 현황

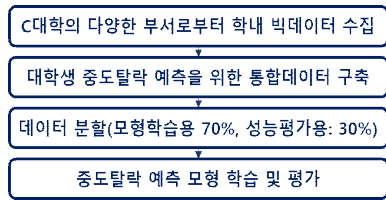
| No. | 변수 | 전체 학생 | | 중도탈락 학생 | |
|-----|-------------|--------|-----------|---------|-----------|
| | | 데이터 건수 | 결측치 비율(%) | 데이터 건수 | 결측치 비율(%) |
| 1 | 대학적응 1,2차결과 | 9,699 | 51.65 | 680 | 85.71 |
| 2 | C대학 핵심역량조사 | 3,555 | 82.28 | 118 | 97.52 |
| 3 | NCS조사 | 1,610 | 91.97 | 46 | 99.03 |
| 4 | 변수 1-3 | 622 | 96.90 | 10 | 99.79 |

<표 2>에서 대학적응 1차 및 2차 결과의 응답이 있는 데이터는 전체 학생 9,699건, 중도탈락 학생 680

건이다. 변수 1-3은 <표 2>에서 대학적응 1차 및 2차 결과, C대학핵심역량조사, NCS조사에 대한 모든 값이 있는 학생의 수이다. 따라서 결측치 없이 모든 값이 있는 데이터는 전체 학생 622명, 중도탈락 학생 10명이다.

3.2 제안한 연구방법

본 연구에서는 다수의 결측치가 있는 학내 데이터를 활용하고 높은 예측 성능을 보이는 대학생 중도탈락 예측 모형을 제안한다. 아래 <그림 2>는 제안하는 연구방법을 도식화한 것이다.



<그림 2> 제안한 연구방법

<그림 2>의 제안한 연구방법은 다음과 같다. 먼저 C대학의 다양한 부서에서 2010년부터 2020년까지의 입학생 데이터를 수집한다. 다음으로 학번을 기준으로 중복제거, 형식 통일화, 컬럼 병합 등을 수행하고 학적 상태가 졸업 또는 수료인 학생의 데이터를 제거하고 통합데이터를 구성한다. 통합데이터를 모형 학습용과 성능평가용으로 각각 7:3 비율로 나눈다. 마지막으로, XGB 기반 중도탈락 예측 모형을 구축하고 다른 알고리즘 및 결측치를 대체하여 학습한 모형들과 예측 성능을 비교한다.

IV. 실험 및 결과

<표 3>은 중도탈락 예측 모형 구축을 위해 통합된

데이터를 분할한 결과이다. 학습용에 속한 전체 학생은 총 14,040건이며, 그중 중도탈락 학생은 3,306(23.55%)건이다. 성능평가용에 속한 전체 학생은 총 6,018건이며, 그중 중도탈락 학생은 1,453(24.14%)건이다.

<표 3> 중도탈락 예측 모형 구축을 위한 데이터 분할 결과

| 구분 | 중도탈락 N | 중도탈락 Y | 총합 |
|-------|--------|--------|--------|
| 학습용 | 10,734 | 3,306 | 14,040 |
| 성능평가용 | 4,565 | 1,453 | 6,018 |
| 총합 | 15,299 | 4,759 | 20,058 |

성능비교를 위한 알고리즘으로는 양상블 기법인 AdaBoost(AB), RandomForest(RF)를 사용한다. AB와 RF는 결측치를 평균으로 추정된 데이터로 학습하고 XGB는 추정된 데이터와 원본 데이터를 각각 학습하여 결과를 함께 제시한다. 아래 <표 4>는 학습용 데이터에 대한 예측 성능 결과이다. <표 4>와 같이 결측치를 평균으로 추정된 데이터의 경우 모든 성능 지표에서 XGB가 가장 우수하였다. 또한, <표 4>에서 학습용 데이터에 대한 예측 성능의 결과로 모형들이 과적합(Overfitting) 되지 않은 것을 확인할 수 있다.

<표 4> 학습용 데이터에 대한 예측 성능 결과

| 구분 | 모형 | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
|--------|-----|----------|-----------|--------|----------|
| 결측치 추정 | AB | 0.862 | 0.779 | 0.578 | 0.664 |
| | RF | 0.872 | 0.825 | 0.581 | 0.682 |
| | XGB | 0.884 | 0.841 | 0.627 | 0.718 |
| 원본 | XGB | 0.876 | 0.841 | 0.582 | 0.688 |

아래 <표 5>는 성능평가용 데이터에 대한 예측 성능 결과이다. <표 5>에서 원본 데이터를 사용한 XGB가 Recall을 제외한 모든 성능 지표에서 가장 높았다.

<표 5> 성능평가용 데이터에 대한 예측 성능 결과

| 구분 | 모형 | Accuracy | Precision | Recall | F1-score |
|--------|-----|----------|-----------|--------|----------|
| 결측치 추정 | AB | 0.859 | 0.795 | 0.558 | 0.655 |
| | RF | 0.863 | 0.827 | 0.545 | 0.657 |
| | XGB | 0.866 | 0.813 | 0.578 | 0.676 |
| 원본 | XGB | 0.868 | 0.833 | 0.569 | 0.676 |

위 <표 5>와 같이, 제안한 모형이 결측치를 추정한 다른 모형들보다 예측 성능이 우수했다. 따라서 제안한 모형은 중도탈락 학생 예측이 가능할 것으로 사료된다. 해당 대학에서는 예측 결과를 바탕으로 대상으로 상담, 지도교수 변경 등의 중도탈락 예방 전략을 구성할 수 있다.

V. 결론 및 향후 연구

최근 학령인구 감소에 따른 대학의 생존권 위협 문제를 타개하고자 빅데이터를 활용하는 사례가 증가하고 있다. 그중 대표적인 사례로 중도탈락 학생예측이 있으며, 다양한 방법이 연구되었다. 대부분 경우 학내 빅데이터의 특성인 결측치 처리 방안이 부재하다. 본 연구에서는 결측치를 효과적으로 반영하면서도 높은 예측 성능을 보이는 XGB 기반의 중도탈락 학생예측 모형을 제안하였다. 제안된 모형은 결측치를 추정한 다른 모형들보다 대부분의 성능 지표에서 우수하였다. 따라서 해당 대학에서는 모형 결과를 바탕으로 효과적인 중도탈락 예방전략을 구축할 수 있다. 그러나 특정 대학에서 수집한 데이터를 기준으로 모형을 구축하여 타 대학의 데이터 관리 현황에 따라 모델의 정확도가 저조할 수 있다. 향후 해당 모형의 예측 결과를 대학 경영전략 및 학생 관리 방안 수립에 적용하는 연구가 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] K. Kim, C. Lee and B. Choi, "A research for forecasting of rate of university quota according to the reducing of young generation," Journal of the Korean Data & Information Science Society, Vol.26, No.6, 2015, pp.1175-1188.
- [2] J. Kim, "Keyword and Topic analysis on the College and University Structural Reform Evaluation Using Big Data," Seoul National University Ph.D Thesis, 2017.
- [3] W. Cho and M. Yu, "Creating Value for Education through Big Data Analysis Education Programs," The Journal of BIGDATA, Vol.3, No.2, 2018, pp.123-130.
- [4] J. Jung, "A Study on the Improvement of Learning Outcomes of University Students to Improve Higher Education Quality: Focusing on Small and Medium-sized Universities," Journal of Fisheries and Marine Sciences Education, Vol.31, No.2, 2019, pp.606-622.
- [5] E. Lee and S. Kang, "The Research Trends and Implications of College Dropouts in Korea," Journal of Learner-Centered Curriculum and Instruction, Vol.19, No.10, 2019, pp.169-199.
- [6] S. Kang, "Predictors of Academic Achievement and Dropout Thinking among University Students," Journal of Educational Evaluation, Vol.23, No.1, 2010, pp.29-53.
- [7] I. Lykourantzou, I. Giannoukos, V. Nikolopoulos, G. Mpardis and V. Loumos, "Dropout prediction in e-learning courses through the combination of machine learning techniques," Computers & Education, Vol.53, No.3, 2009, pp.950-965.

[8] Y. Joung, "A Prediction Analysis on the Dropout of Cyber University Based on Learning Analytics," *The Korean Journal of Educational Methodology Studies*, Vol.32, No.2, 2020, pp.205-232.

[9] F. D. Bonifro, M. Gabrielli, G. Lisanti and S. P. Zingaro, "Student Dropout Prediction," *Artificial Intelligence in Education 2020*, Vol.12163, 2020, pp.129-140.

[10] M. Ha and H. Ahn, "A Machine Learning-Based Vocational Training Dropout Prediction Model Considering Structured and Unstructured Data," *Journal of the Korea Contents Association*, Vol.19, No.1, 2019, pp.1-15.

[11] T. Chen and T. He, "xgboost: eXtreme Gradient Boosting," R package version 1.3.2.1, 2021.

[12] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A Scalable Tree Boosting System," *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2016, pp.785-794.

[13] D. Park, D. Kwon and C. Hwang, "NCS academic achievement and learning transfer ARCS motivation theory in ICT in the field of environmental education through interactive and immersive learning," *Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management*, Vol.11, No.3, 2015, pp.179-200.

[14] H. Sung and D. Cho, "A Study on the Relationships between College Students' NCS Basic Capability Group and Career Preparation Behavior," *Journal of the Korea Society of Digital Industry and Information Management*, Vol.15, No.2, 2019, pp.71-85.

■ 저자소개 ■



박 상 성
Park, Sangsung

2018년~현재
청주대학교 빅데이터통계학과 조교수

2015년~2018년
고려대학교 기술경영전문대학원
조교수

2006년~2014년
고려대학교 산업경영공학부 연구교수

2006년
고려대학교 산업시스템정보공학과
(공학박사)

관심분야 : Patent Analysis, Data Mining,
Management of Technology,
Technology Evaluation

E-mail : hanyul@cju.ac.kr

논문접수일: 2021년 2월 27일
수정일: 2021년 3월 11일
게재확정일: 2021년 3월 17일