

# 텍스트 기반 문화유산의 어노테이션 시스템 구축에 관한 연구

박찬우<sup>1</sup>, 송제호<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>한국전자통신연구원 차세대콘텐츠연구본부, <sup>2</sup>전북대학교 IT응용시스템공학과

## A Study on the Establishment of an Annotation System for Text-Based Cultural Heritage

Chan-Woo Park<sup>1</sup>, Je-Ho Song<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Content Research Division, Electronics and Telecommunications Research Institute

<sup>2</sup>Dept. of IT Applied System Engineering, Chonbuk-National University

**요약** 이제까지의 문화유산은 대부분 박물관에 소장하는 것이 전부였었고, 일부 데이터를 디지털로 조금씩 변환하여 저장하고 있는게 현실이다. 현재 문화유산의 디지털화가 가장 잘 되어있는 곳은 국립중앙박물관에서 만든 'e-뮤지엄(emuseum.go.kr)'[1]이 있다. 여기에 있는 전체 소장품의 숫자는 2,123,357건이 있으며, 소장품을 공개하고 있는 기관은 297곳에 이른다. 하지만, 실제 내부를 들여다보면 문화재에 대한 설명이 제대로 작성된 것은 10만건에도 못미치며, 단순히 보존방식등을 열거했거나 아예 상세설명이 없는 문화재도 많은 것이 현실이다. 그래서 국립중앙박물관의 학예사를 중심으로 내용을 추가하는 작업을 진행중이다. 문화유산을 자동으로 분류하기 위해서는 상세설명에서 각 단어의 의미를 파악하고 관계를 정의해줘야 한다. 하지만, 서두에서 얘기한 것처럼 200만건이 넘는 문화유산 데이터의 관계를 사람이 일일이 정의하는 것은 현실적으로 인력, 시간이 많이 소요되기 때문에 쉽지 않다. 본 논문에서는 각 문화유산간의 관계 연결을 딥러닝을 활용할 것을 염두에 두고, 지도학습용 데이터 생성을 직관적으로 하기 위한 어노테이션 시스템을 제안한다.

**Abstract** Most of the cultural heritage so far has been kept in museums, and some data pertaining to them have been converted to digital form and stored. Currently, the best platform to digitize cultural heritage is the 'e-museum (emuseum.go.kr)' created by the National Museum of Korea. The total number of collections in this e-museum is 2,123,357, and 297 institutions open their collections to the public in this museum. However, if you look inside, the number of descriptions of cultural properties in the e-museum is less than 100,000. Moreover, there are many cultural properties for which there are only simple lists of preservation methods and not detailed explanations. So, we are working on adding content to the e-museum, centering on the curators of the National Museum of Korea. To automatically classify cultural heritage, it is necessary to understand the meaning of each word in the detailed description and define the relationship between them. However, as mentioned at the outset, it is not easy for humans to define the relationship between more than 2 million cultural heritage data because it takes a lot of manpower and time. Therefore, this paper proposes an annotation system to intuitively generate data for supervised learning, particularly deep learning for the relational connection between cultural heritages.

**Keywords** : Cultural Heritage, Cultural Attribute, TEXT Annotation, NER, Deep-Learning

본 논문은 문화체육관광부 지원사업의 지원(R2020040045)에 의해 수행되었음.

\*Corresponding Author : Je-Ho Song(Chonbuk National Univ.)

email: songjh@jbnu.ac.kr

Received October 5, 2021

Revised October 20, 2021

Accepted November 5, 2021

Published November 30, 2021

## 1. 서론

일반적인 언어 도메인에서 사용되는 단어는 문화유산이라는 도메인에서 사용되는 단어가 다르기 때문에, 개체명 인식(NER: Named Entity Recognition, 이하 NER)의 성능이 제대로 나오지 않는다. 구글의 자연어 처리 모델인 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)를 기반으로 SKT의 T-brain에서 한국어 성능의 한계를 극복하기 위해 KoBERT라는 모델을 개발하였는데, 해당 모델로는 국보의 이름조차 제대로 태깅하지 못하는 문제점이 있다. 이처럼 딥러닝의 특성상 말뭉치(자연어 연구용을 위해 특정 목적을 가지고 언어의 표본을 추출한 집합)의 질과 양에 따라 구축되는 시스템의 결과값에 큰 영향을 끼치게 된다[2].

기계학습의 전처리 단계에서 데이터의 노이즈 혹은 서로 모순되는 내용을 태깅하게 되면 데이터의 일관성을 잃게 되어, 딥러닝 학습에 의한 자동분류가 제대로 되지 않는 문제가 있다. 이처럼 태깅시스템 구축의 기획 단계에서 ‘어떻게 하면 전통문화라는 도메인에서 질과 양을 충족하는 말뭉치를 생성할 수 있을까?’에 대한 문제가 있었다. 개체명 인식의 사전학습을 위한 말뭉치가 중요한 이유는 개체명이 인명, 지명, 기관명 등과 같은 고유한 개체를 나타내는 고유명사나 명사를 뜻하기 때문이다.

따라서 본 논문에서는 문화유산 말뭉치의 정확성을 높이기 위해, 기존의 말뭉치를 기반으로 문화유산의 분류체계를 새로 정립하고, 실제 문화유산 도메인에서 데이터를 받아서 태깅할 수 있는 시스템을 구축하여 실제 자동화 태깅 성능이 얼마나 향상되는지에 대한 실험을 진행하도록 한다[3-6].

2장에서는 문화유산의 데이터 선정 및 획득 방법, 그리고 이를 어떻게 속성을 분류할 것인가에 대해 서술하였고, 3장에서는 어노테이션 시스템의 설계 및 구현된 시스템으로 말뭉치를 만들어 딥러닝을 활용한 NER 결과를 기술하였다.

## 2. 문화유산 데이터 획득 및 속성정의

### 2.1 문화유산 데이터 획득

#### 2.1.1 문화유산 데이터 선정

국공립 박물관 등에서 발행하는 도록 데이터는 전문지식을 갖춘 학예사들의 코디네이션에 의해 만들어진 유물 소개 책자로서, 앞서 설명한 위키피디아의 ‘데이터 신뢰

성 문제’가 없다는 장점이 있다. 하지만, 방대한 양의 문화유산 데이터를 도록으로 확보하기가 쉽지 않고, 주로 책자 형태로 발행되는 특성상 디지털화된 도록을 찾기가 어렵다. 설명 디지털화된 도록이 있다고 하더라도, 이를 바로 태깅작업을 할 수 있는 상태가 아니기 때문에 별도의 편집과정을 거쳐야 한다. 실제 국립중앙박물관의 도움으로 디지털화된 도록을 전달받아 확인하였는데, PDF 혹은 JPG형태로 되어있어 이를 바로 활용할 수 없었다. 또한 ‘특별전’ 형태의 도록이 많아 특정 분야 혹은 특정 시대에 편중된 자료이기 때문에, 전체 시대를 아우르는 데이터를 확보하기 쉽지 않다는 문제점이 있었다.

‘데이터의 신뢰성 문제’와 ‘디지털화’라는 두 마리 토끼를 잡기 위해 다른 데이터를 알아보던 중, 국가에서 운영하는 공공데이터 포털(data.go.kr)을 찾게 되었다. 공공데이터 포털은 국가에서 보유하고 있는 다양한 데이터를 「공공데이터의 제공 및 이용 활성화에 관한 법률(제 11956호)」에 따라 개방하여 국민들이 보다 쉽고 용이하게 공유·활용할 수 있도록 공공데이터(Dataset)와 Open API로 제공하는 사이트이다[7].

#### 2.1.2 문화유산 데이터 획득

공공데이터 포털을 통해 ‘문화유산’ 키워드로 검색된 데이터들 중 국립중앙박물관에서 제공하는 이뮤지엄 데이터가 본 논문에서 필요로 하는 데이터였다. 이뮤지엄에서 제공하는 「Open API이용가이드」라는 웹 페이지를 살펴보면, 「[이뮤지엄]기술문서양식\_170413.docx」를 다운로드할 수 있다. 해당 기술문서에서 ‘소장품 상세조회’를 통해 다양한 정보를 확인할 수 있다. Call back URL에 serviceKey와 id를 입력해주면 원하는 유물정보의 획득이 가능하다. 여기서 ServiceKey는 공공데이터 포털에서 발급받은 인증키를 입력하고, id는 이뮤지엄에서 사용하는 단일 소장품의 고유id값을 말한다. 열거한 방법으로 요청메시지를 이뮤지엄 서버로 보내면 하기와 같은 정보를 받을 수 있고, 이를 바탕으로 MariaDB를 생성하였다[8].

### 2.2 문화유산 데이터 속성 정의

단어의 속성을 기반으로 문화유산 데이터를 분석하는 기술에 적용하기 위해 국립중앙박물관의 학예연구사 3인씩 2회(총 6인) 인터뷰를 진행하였다. 인터뷰에서는 주로 ‘시대’, ‘사건’, ‘장소’, ‘지정 현황’, ‘인물’, ‘문양’, ‘색상’ 등 전시기획시 고려하는 테마를 위주로 조사하였다.

e-뮤지엄 크롤링 데이터를 살펴보면 소장구분, 소장기관, 유물명, 다른명칭, 국적/시대, 재질, 용도, 크기, 출처지, 지정구분 등과 같은 전시 관련 속성정보를 포함하고 있음을 알 수 있다. 하지만 기존의 사례는 유물 관리를 위한 속성정보로 전시기획에 사용하는 데에는 한계가 있기 때문에, 큐레이터의 요구사항을 반영해 문화유산 데이터 속성정보를 Table 1과 같이 설계하였다[9-13].

Table 1. Text Data Attributes

No	Metadata	Attribute
1	incident	special event
2	ceremony (event)	rites and rituals
3	aera	appecific aera name
4	purpose	purpose of use
5	Conversation classification	Conversation subdivision
6	religion	religious style
7	typeface (picture type)	typefaces and pictograms
8	literature	Phrases and related literary works, ancient idioms
9	foreign literature	dynasties and cultures abroad
10	adjective	adjective expression
11	job	Character's Occupation and Real Person
12	Character	Historical figures related to relics
13	Climate (season)	Articles or records used in snow, rain, heat, extreme cold, etc.
14	cloth	cloth
15	natural product	terrain, plants, animals
16	artifact	ornaments, architecture, landscaping
17	wind speed	wind speed
18	verbose method	form of expression in painting

Table 1의 자료는 자연물, 인공물, 서체/그림체, 인물, 형용사 등으로 속성값을 정의하였고, 이를 기반으로 말뭉치 데이터를 구축을 위한 태깅 시스템을 개발하였다. 개발 과정에서 국립국어원에서 발표한 ‘개체명 분석 말뭉치 구축’이라는 것을 접하게 되었고, 이를 활용하여 기계 학습의 결과를 향상시킬 방법을 모색하게 되었다. 국립국어원에서 무료제공하는 ‘모두의 말뭉치’는 신문, 일상 대화 데이터 300만 어절(문어 200만 어절, 구어 100만 어절)이 학습된 말뭉치이다. 이는 15개 대분류와 141개 세분류로 구분되어 있다(하지만 ‘모두의 말뭉치’ 학습된 데이터는 대분류로만 되어 있음). 기 학습된 말뭉치 데이터에 더해 ‘전통문화’ 데이터를 태깅해 더하면 성능향상을 기대할 수 있다. 이를 사전학습(pre-training)이라고 하

는데, 사전학습은 데이터의 양이 절대적으로 적은 상황에서 적용하는 기법이다. 사전학습된 데이터를 활용해 성능 향상이 이루어진 연구들 역시 많이 있기 때문에, 이 방법을 활용하기로 하였다[14].

### 3. 어노테이션 시스템 구축

#### 3.1 어노테이션 시스템 설계

##### 3.1.1 어노테이션 시스템 Front end 설계

데이터셋 구축은 인공지능 기술을 위한 핵심 업무이며, 문화유산 특성을 반영한 데이터셋 구축이 필요했기 때문에, 전통문화와 관련한 지식이 일반인보다 많다고 생각되는 전통대학교 석·학사 학생과 연계하여 태깅 작업을 수행하기로 했다. 다수의 학생이 작업할 것을 고려해 웹 기반의 태깅 시스템을 개발하여 접근성을 확보하기로 한다.

웹 기반이기 때문에 특정OS에 종속되지 않는 시스템으로 개발하였고, DBMS는 MySQL로 작업하였다. 개발 언어는 핵심모듈은 Python, 웹 페이지는 JAVA script로 개발하였다.

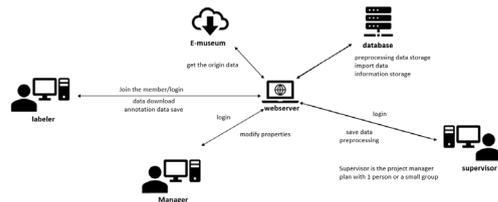


Fig. 1. Annotation system structure

태깅 시스템은 3단계 권한을 나누어 데이터셋 생성 및 관리를 진행하기로 했다. 라벨러는 실제 태깅 작업을 진행할 학부생 계정이고, 검수자는 태깅 작업이 제대로 이루어졌는지 검수하는 대학원생 계정이다. 마지막으로 관리자 전체 시스템을 관리할 수 있는 권한이 주어진 계정이다.

앞서 e-뮤지엄을 통해 크롤링한 데이터를 밀어 넣는 작업은 1회만 진행하면 되기 때문에, 별도의 페이지를 만드는 대신 DB에 바로 dump 시키는 게 효율성 측면에서 더 나을 것으로 판단하여 따로 만들지는 않았다. 최초 태깅 속성을 18종으로 분류했다가 후에 대분류 10종 세분류 92종으로 변경되는 과정에서, 태깅 속성을 추가/삭제할 수 있는 기능을 별도로 구현하였다.

### 3.1.2 Back end 데이터베이스 설계

태깅 시스템에서 다루어야 하는 정보는 크게 4가지가 있다. ‘태깅 작업을 진행할 라벨러 정보’, ‘태깅할 데이터 정보’, ‘태깅된 라벨 정보’, ‘라벨 정보와 라벨러 정보를 다룰 관리자 정보’가 그것이다. 각각의 데이터가 유기적인 관계를 가져야 하기 때문에, 각각의 테이블들은 서로 릴레이션이 맺어져 있어야 하며, 릴레이션이 없는 테이블이 없도록 DB를 설계하였다.

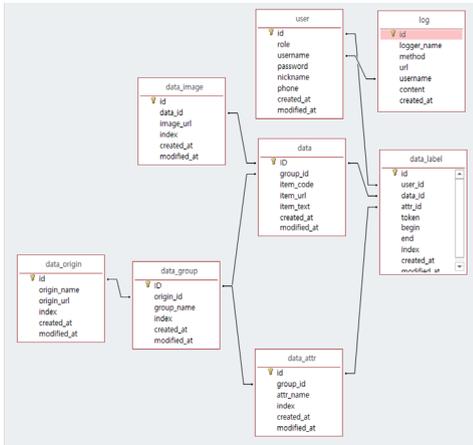


Fig. 2. Annotation system database relationship diagram

관계형 데이터베이스에서 사용될 테이블들의 관계도는 Fig 2와 같으며 각각의 테이블별 역할은 다음과 같다.

- user : 사용자 테이블이다. role 컬럼의 값이 “ADMIN”이라면 관리자, “LABELLER”라면 라벨러 계정 이라는 의미이다. 아이디, 비밀번호, 닉네임 (이름), 전화번호 같은 기본적인 정보를 저장한다.
- data\_origin : 데이터 출처 테이블이다. e-뮤지엄, 국가 문화유산 포털, 문화유산 표준관리 시스템 등의 기관이나 사이트 정보가 저장될 것이다.
- data\_group : 데이터 분류 테이블이다. 도자기, 사찰, 그림 등의 유물 분류 정보가 저장되게 된다. data\_origin 테이블과 이 테이블은 ‘1 대 n’ 관계를 가진다. 따라서 e-뮤지엄 출처에 도자기, 사찰 분류가 포함되고, 문화유산 표준관리 시스템 출처에 그림, 사찰 분류가 포함된다는 것을 데이터 베이스 구조를 통해 표현할 수 있다.
- data\_attr : 데이터 속성 테이블이다. 도자기가 가지는 속성(색조, 모양 등)과 그림이 가지는 속성(화가, 종이 재질, 물감 재료 등)은 다를 수 있기 때문에

data\_group 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 가진다

- data : 태깅에 필요한 데이터이다. data\_group 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 가지므로, 특정 분류에 속한다고 할 수 있다.
- data\_image : 크롤링 데이터에 유물의 이미지 정보도 가져올 수 있기 때문에 만든 이미지 테이블이다. data 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 이룬다.
- data\_label : 태깅된 라벨들을 저장하는 테이블이다. 계정을 가진 누군가가 태깅을 했을 것이므로, user 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 가진다. 하나의 데이터에 대해 하나 혹은 여러 개의 라벨이 있을 수 있으므로, 데이터 테이블과 ‘1 : 1’ 혹은 ‘1 : n’ 관계를 가진다. 또한, 여러 속성중 하나의 라벨로 가지고 있으므로 data\_attr 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 가진다.
- log : 서버 로그를 남기는 테이블이다. 누가 어떤 작업을 했는지 남기기 때문에 user 테이블과 ‘1 : n’ 관계를 가진다.

### 3.2 어노테이션 시스템 구현

구축된 태깅 시스템은 모든 웹브라우저에서 동작한다. e-뮤지엄에서 크롤링한 데이터 중, 1,048,575건에 대해 db dump를 완료하였고, 이 과정에서 작업의 편의성을 높이기 위해 의/식/주 등 17개의 사전 정의된(용도분류 코드 2단계) 분류로 구분지었다.

데이터 태깅은 저장된 데이터를 불러와 해당 단어를 드래그한 후, 사전 정의된 92가지 세분류 중 하나를 우측에서 선택할 수 있게끔 만들었으며, 태깅된 데이터는 좌측에서 따로 세분류별로 확인이 가능하도록 만들었다.

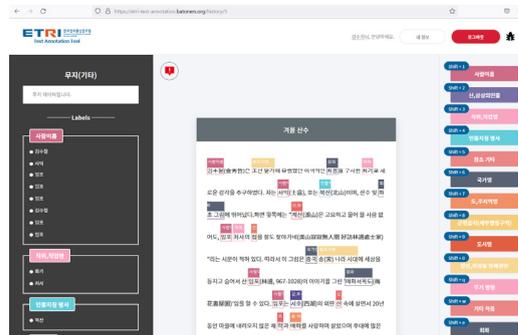


Fig. 3. Annotation work screen

### 3.3 문화유산 데이터 태깅 및 NER 결과

개체명 인식(NER)은 문장으로부터 개체로 인식 가능

한 정보를 모델이 해석하여 특정 개체가 적합한 태그를 분류(Classification)하는 연구이다. 대표적인 한국어 모델로는 논문의 맨 앞에서 명시한 KoBERT외에도 HanBERT, KoELECTRA와 같은 모델들이 있다. 이 모델들을 활용하여 Table 2의 값으로 파라미터를 주어 fine-tuning을 실시하였다.

Table 2. Fine-tuning Hyper-parameters of NER task

Parameters	KoBERT	KoELECTRA
Batch size (train/val/test)	256/128/256	256/128/256
Max epoch	10	10
Learning rate	{3e-05, 4e-05, 5e-05, 7e-05}	{3e-05, 4e-05, 5e-05, 7e-05}
Weight decay	0.1	0.1
Max sequence length	128	128

모델 성능의 경우 Hyper-parameters 중 각 Learning rate에 대한 random seed를 5개씩 적용한 결과로 한 모델당 20번씩 학습한 평균 수치를 기재하였다. 추가로 한자 관련 정보를 제외한 전치리를 다양한 모델에 적용하여도 성능 실험을 진행하였다. 한자를 포함한 데이터 성능과 큰 차이가 없었으나, 이는 전체 데이터로 재실험을 진행할 예정이다. 앞서 내용을 토대로 성능 측정의 한 결과는 Table 3과 같다.

Table 3. Performance result(including Chinese characters)

Results	Precision	Recall	F1-score
KoBERT	67.24%	59.26%	63%
KoELECTRA	66.10%	60.63%	63.25%

위 결과에서 알 수 있듯이, 모두의 말뭉치를 기반으로 한 NRE 모델에 비해 낮은 성능이 나왔지만, 전체 데이터셋이 아닌 샘플 데이터셋으로 학습한 결과이고, 아직 태깅중인 데이터들도 일부 섞여 있기 때문에 추후 전체 태깅 데이터로 학습하면 성능이 향상될 것으로 기대된다.

본 논문 이후에 성능향상을 위한 방법으로 2가지 방법을 제안한다. 첫번째는 태깅된 데이터를 가지고 사전학습을 시켜서 문화유산 도메인 전용의 NER 모델을 만드는 것이다. 이렇게 하면 F1-score를 극단적으로 끌어올릴 수 있지만, 범용성이 떨어지는 단점이 있다. 두번째는 현재 KoBERT, KoELECTRA 언어모델은 단어 정보만을

가져와서 post-training을 한번 진행 후, fine-tuning을 진행하는 방법을 제안한다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 텍스트 기반 문화유산의 어노테이션 시스템 구축에 관한 연구를 진행하였다. 일반적으로 사람들이 사용하는 단어(평문+신문사설)들로 이루어진 말뭉치와 ‘문화유산’ 도메인에서 사용하는 단어들과는 상당한 괴리감이 있어, 기존의 말뭉치를 기반으로 하는 NER로는 ‘문화유산’ 도메인에서 필요한 개체명이 인식되지 않는 문제점을 발견했고, 이를 극복하기 위해서는 새로운 말뭉치가 필요하다는 점을 확인하였다.

‘문화유산’ 말뭉치를 구축하기 위해 국립 중앙박물관 학예사들과 면담을 통해 18종의 속성을 분류하였으며, 이를 토대로 본 논문에서 제시한 어노테이션 도구를 활용해 말뭉치를 생성하였다. 생성된 말뭉치를 기반으로 학습을 진행한 결과, 문화유산 관련하여 제대로 NER이 되지 않던 결과값이 KoBERT 정확도는 63%, KoELECTRA 정확도는 63.25%의 성능이 있음을 확인하였다.

따라서, 본 논문에서는 어노테이션 시스템을 이용하여, 기존에는 존재하지 않는 ‘문화유산’ 도메인의 말뭉치를 만들어 활용할 수 있음을 확인하였다. 향후 본 논문에서 제시한 시스템을 활용해 다양한 분야에 특화된 말뭉치를 만들고 각각의 말뭉치를 통합할 수 있다면, 일반적인 단어뿐만 아니라 전문영역의 단어까지 포함한 한국어 기반 NER 모델의 성능을 비약적으로 끌어올릴 수 있을 것으로 기대한다.

#### References

- [1] Browse national museum collections, <https://emuseum.go.kr>
- [2] Chi Hoon Lee, Yeon Ji Lee, Dong Hee Lee, "A Study of Fine Tuning Pre-Trained Korean BERT for Question Answering Performance Development", *Journal of Information Technology Service*, Korea, pp 83-91, 2020  
DOI: <https://doi.org/10.9716/KITS.2020.19.5.083>
- [3] M. Sahami, S. Dumais, D. Heckerman, E. Horvitz, "A Bayesian approach to filtering junk e-mail", *AAAI Workshop on Learning for Text Categorization*, 1998.
- [4] P. J. Kim, "A Study on automatic assignment of

descriptors using machine learning,” *Journal of the Korean Society for Information Management*, Vol.23 No.1, pp.279-299, 2006  
DOI: <https://doi.org/10.3743/kosim.2006.23.1.279>

- [5] Marco Fiorucci(2019), Machine Learning for Cultural Heritage: A Survey, *Pattern Recognition Letters* 133 (2020) 102-108
- [6] Chan-Woo Park, Hee-Kwon Kim, Jae-Ho Lee, “Development of intelligent analysis/search platform for cultural heritage”, *The Institute of Electronics and Information Engineers*, Korea, pp.1548~1550, 2021
- [7] Korea Public Data Portal, <http://data.go.kr>
- [8] Tae-Young Kim, PHP 200 for beginners. *Information Culture History*, 2018
- [9] CIDC CRM(Conceptual Reference Model), <http://www.cidoc-crm.org/>
- [10] Ju Hee Suh(2016), *A study on constructing semantic structure of historic site information by implementing KCHDM : focusing on achasan Koguryo historic site*, Master’s thesis, KAIST, pp.14-18, 2016
- [11] YunA Hur, DongYub Lee, Kuekyeng Kim, Wonhee Yu, HeuiSeok Lim, “A System for Automatic Classification of Traditional Culture Texts”, *Journal of the Korea Convergence Society*, Vol 8. No. 12, pp. 39-47, 2017  
DOI: <https://doi.org/10.15207/JKCS.2017.8.12.039>
- [12] Hyun Kim, Sung-Jun Ahn, In-Tae Ryu, *Exploring data-based humanities research methods: archival archives and digital humanities*, *Transversal Humanities*, first issue, 2018, pp.1~45
- [13] Central Research Institute of Korean Studies, Digital Storytelling Resource Ontology of Korean Documentary Heritage, [http://dh.aks.ac.kr/Encyves/wiki/index.php/EKC\\_Data\\_Model-Draft\\_1.1](http://dh.aks.ac.kr/Encyves/wiki/index.php/EKC_Data_Model-Draft_1.1)
- [14] National Institute of the Korean Language, Guidelines for constructing entity name analysis corpus 20 19, “everyone’s corpus”, <https://corpus.korean.go.kr/>

송 제 호(Je-Ho Song)

[정회원]



- 1996년 3월 ~ 현재 : 전북대학교 융합기술공학부(IT응용시스템공학 전공) 교수
- 2011년 1월 ~ 현재 : (사)한국산학기술학회 호남지부장
- 2019년 9월 ~ 현재 : 전북 산학연 협의회장
- 2020년 12월 ~ 현재 : 전북대학교 산학협력중점사업단장

<관심분야>

전자 및 통신 네트워크 시스템 설계, 암호학, DSP 설계, 인공지능

박 찬 우(Chan-Woo Park)

[정회원]



- 2009년 3월 ~ 현재 : 한국전자통신연구원 (선임기술원)
- 2020년 3월 ~ 현재 : 전북대학교 대학원 IT응용시스템공학과 석사과정

<관심분야>

전자통신, 딥러닝, 인공지능경망, 시스템 엔지니어링