

A Study on Building Knowledge Base for Intelligent Battlefield Awareness Service

Se-Hyeon Jo*, Hack-Jun Kim*, So-Yeon Jin*, Woo-Sin Lee*

*Senior Engineer, SW Team(C4I), Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

*Chief Engineer, SW Team(C4I), Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

*Chief Engineer, SW Team(C4I), Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

*Chief Engineer, SW Team(C4I), Hanwha Systems Co., Seongnam, Korea

[Abstract]

In this paper, we propose a method to build a knowledge base based on natural language processing for intelligent battlefield awareness service. The current command and control system manages and utilizes the collected battlefield information and tactical data at a basic level such as registration, storage, and sharing, and information fusion and situation analysis by an analyst is performed. This is an analyst's temporal constraints and cognitive limitations, and generally only one interpretation is drawn, and biased thinking can be reflected. Therefore, it is essential to aware the battlefield situation of the command and control system and to establish the intelligent decision support system. To do this, it is necessary to build a knowledge base specialized in the command and control system and develop intelligent battlefield awareness services based on it. In this paper, among the entity names suggested in the exobrain corpus, which is the private data, the top 250 types of meaningful names were applied and the weapon system entity type was additionally identified to properly represent battlefield information. Based on this, we proposed a way to build a battlefield-aware knowledge base through mention extraction, cross-reference resolution, and relationship extraction.

▶ **Key words:** Battlefield Situation Awareness, Support of Decision Making, Knowledge Base, Named Entity Extraction, Knowledge Extraction, AI

[요 약]

본 논문에서는 지능형 전장인식 서비스를 위한 자연어처리 기반 지식베이스 구축 방안에 대해 연구한다. 현재의 지휘통제체계는 수집된 전장정보와 전술데이터를 등록, 저장, 공유 등의 기본적인 수준에서 관리 및 활용하고 있으며, 분석관에 의한 정보/데이터 융합 및 상황 분석/판단이 수행되고 있다. 이는 분석가의 시간적 제약과 인지적 한계로 일반적으로 하나의 해석만이 도출되며 편향된 사고가 반영될 수 있다. 따라서 지휘통제체계의 전장상황인식 및 지휘결심지원 지능화가 필수적이다. 이를 위해서는 지휘통제체계에 특화된 지식베이스를 구축하고 이를 기반으로 하는 지능형 전장인식 서비스 개발이 선행되어야 한다. 본 논문에서는, 민간 데이터인 엑소브레인 말뭉치에서 제시된 개체명 중 의미 있는 상위 250개 타입을 적용하고 전장정보를 적절히 표현하기 위해 무기체계 개체명 타입을 추가 식별하였다. 이를 바탕으로 멘션 추출, 상호참조해결 및 관계 추출 과정을 거치는 전장인식 지식베이스 구축 방안을 제시하였다.

▶ **주제어:** 전장상황인식, 지휘결심지원, 지식베이스, 개체명 인식, 지식추출, 인공지능

- First Author: Se-Hyeon Jo, Corresponding Author: Woo-Sin Lee
 - *Se-Hyeon Jo (shn.jo@hanwha.com), SW Team(C4I), Hanwha Systems Co.
 - *Hack-Joon Kim (hjn.kim@hanwha.com), SW Team(C4I), Hanwha Systems Co.
 - *So-Yeon Jin (soyeon.jin@hanwha.com), SW Team(C4I), Hanwha Systems Co.
 - *Woo-Sin Lee (woosin.lee@hanwha.com), SW Team(C4I), Hanwha Systems Co.
- Received: 2020. 03. 19, Revised: 2020. 03. 27, Accepted: 2020. 04. 06.

I. Introduction

4차 산업혁명으로 다양한 분야에서 인공지능을 적용하고 있다. 민간분야 뿐만 아니라 국방분야에서도 다양한 목적으로 인공지능을 적용하려는 움직임이 활발히 일어나고 있는데 그 중에는 빠른 의사결정과 지휘결심을 위한 인공지능 참모에 대한 연구가 있다. 2009년 미국 DARPA가 개발한 지휘결심 지원 시스템 Deep Green 등은 지휘결심을 지원하기 도구로 인공지능을 활용하려는 시도였다.[1, 2]

인공지능 참모와 같은 지휘결심을 지원하는 지능화 시스템에는 지휘통제체계에 특화된 지식베이스 구축 및 지능형 전장인식 서비스 개발이 선행되어야 하며 일정 수준 이상의 성능을 달성하기 위해선 지식베이스에 고품질의 전장지식 요소 반영되고 이들 지식 요소가 적절하게 연결되어 있어야 한다.

본 논문에서는, 지능형 전장인식을 서비스를 위한 자연어처리 기반 지식베이스 구축 방안에 대해 연구한다. 민간 데이터인 엑소브레인 말뭉치를 기반으로 무기체계 개체명 타입을 추가 식별하였고 이를 바탕으로 한 전장인식 지식베이스 구축 방안을 제시한다.

II. Related Works

1. Knowledge Base

지식베이스는 시맨틱 웹, 질의 응답 등 자연어 처리 분야의 다양한 응용 시스템에 사용되는 중요한 요소이며, 지식베이스 구축에 대한 다양한 연구들이 진행되고 있다. 지식베이스에서 지식은 주로 '주어(subject)-서술어(predicate)-목적어(object)'의 트리플 형태로 표현되는 것으로서 2개의 개체와 그 관계로 구성된다. 영어에 비해 한국어를 포함한 다른 언어들은 상대적으로 데이터가 적기 때문에 지식베이스를 효과적인 방법으로 구축하는 것이 중요하다.[3, 4, 5]

영어권에서는 WordNet, YAGO, Cyc, BabelNet과 같은 지식베이스들이 주로 사용되고 있다.

그 중에서도 Wikipedia, WordNet 및 GeoName에서 정보를 추출하여 구축된 YAGO(Yer Another Great Ontology)는 IBM 왓슨(Watson)의 인공지능 시스템 등에 이용된 고성능의 지식베이스로서[6] 2019년 현재 천만 개 이상의 엔티티를 갖고 있으며 이 엔티티에 대한 1억 2천만 개 이상의 사실관계를 포함한다.

2. Mention Extraction

2.1 Named Entity Recognition(NER)

개체명 인식(Named Entity Recognition)은 말뭉치(Corpus)로부터 각 개체(entity)의 유형을 인식하는 것이다. 개체명 인식을 통해 말뭉치 내의 단어가 어떤 유형인지 인식할 수 있다. 단어의 유형은 조직, 장소, 사람, 시간 등 말뭉치의 특성에 따라 다양하다. 예를 들어, “박나래는 2019년에 MBC에서 연예대상을 수상했다.” 라는 문장에서 조직(Organization), 시간(Time), 사람(Person)에 대해 개체명 인식을 수행하는 모델은 표1과 같은 결과를 도출한다.

Table 1. Example of Named Entity Recognition

Word	Named Entity
박나래	Person
2019년	Time
MBC	Organization

일반적으로 개체명 인식 모델이 개체명을 인식하기 위해서는 토큰화(Tokenizing)와 품사 태깅(POS Tagging, Part-Of-Speech Tagging) 전처리 과정이 필요하다.

2.2 BIO Representation

말뭉치로부터 개체명을 인식하기 위한 방법으로는 여러 방법이 있으며, BIO 방법은 가장 보편적인 방법 중 하나이다. B는 Begin의 약자로 개체명이 시작되는 부분, I는 Inside의 약자로 개체명의 내부 부분을 의미하며, O는 Outside의 약자로 개체명이 아닌 부분을 의미한다. 예를 들어, 해외 방위산업 뉴스 말뭉치 중에서 무기체계에 대한 개체명을 뽑아낸다고 가정하면, “벨기에는 네덜란드로부터 성능 개량된 스콰이어 9대를 인수하였다.”와 같은 문장은 그림1과 같은 결과를 보인다. 무기체계 명칭이 시작되는 글자인 ‘스’에서는 B가 사용되었고, 무기체계 명칭이 끝나는 지점까지 I가 사용되었다. 그리고 무기체계 명칭이 아닌 부분에 대해서는 O가 사용되었다. 이처럼 B와 I는 개체명을 위해 사용되고, O는 개체명이 아니라는 의미를 갖는다. 보통 개체명 인식은 한 종류의 개체에 대해서만 인식하는 것이 아니라, 여러 종류의 개체가 있을 수 있다. 그림1과 같이 무기체계 뿐만 아니라 국가에 대해서도 함께 태깅되었다.

문장: "벨기에에는 스콰이어를 인수했다."

벨	B	Nation
기	I	Nation
에	I	Nation
는	O	
스	B	Weapon System
콰	I	Weapon System
이	I	Weapon System
어	I	Weapon System
를	O	
인	O	
수	O	
했	O	
다	O	

Fig. 1. BIO Representation

2.3 NER using Bi-LSTM CRF

개체명 인식에 다양한 방법이 사용되고 있으며 Bi-LSTM CRF도 뛰어난 성능을 보이는 모델 중 하나이다.[7, 8, 9]

LSTM(Long Short Term Memory)는 셀 상태를 도입하여 기존 RNN(Recurrent Neural Network)의 기울기 소실 문제를 해결했다. Bi-LSTM는 LSTM을 양방향으로 연결한 것으로 기존 LSTM이 문장의 앞 부분을 참조하여 다음 단어를 예측했다면, Bi-LSTM은 문장의 뒷 부분까지 참조하여 단어를 예측하는 것이다.

CRF(Conditional Random Field)는 구조화된 예측 기법으로 인접한 클래스 레이블 간의 의존성을 더 잘 포착한다. 따라서 전체 문장에 최대 스코어를 내는 결합된 레이블 시퀀스를 생성한다. 이러한 CRF 층을 Bi-LSTM 모델에 추가하여 보다 모델을 개선할 수 있다.

[10]에서는 양방향성과 CRF 둘 모두 모델 성능을 높이는 데 기여한 것을 보여주고 있다. 아래 그림2는 Bi-LSTM-CRF 모델을 보여준다.

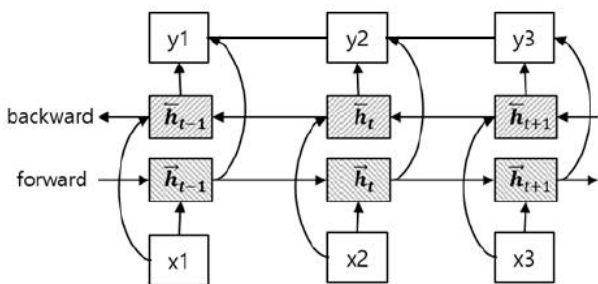


Fig. 2. Bi-LSTM CRF

2.4 NER using BERT

BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformer)는 구글에서 공개한 모델로 성능이 뛰어난 최근 널리 쓰이고 있다. BERT의 뛰어난 성능 비결은 이미 성능이 검증된 트랜스포머 블록을 썼고 이와 더불어 모델의 속성이 양방향으로 지향한다는 점에 있다. 그림3은 BERT 이전의 모델인 GPT(Generative Pre-Training)[11]와 ELMo[12] 모델과의 차이점을 시각화한 것이다.

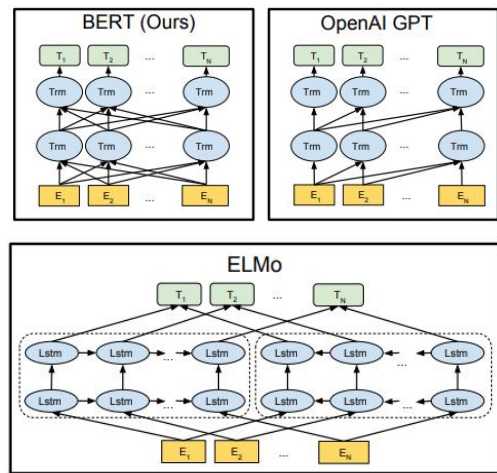


Fig. 3. BERT, GPT, ELMo Architecture[13]

[13]에서는 문장 전체를 모델에게 알려주고 빈칸(MASK)에 해당하는 단어가 어떤 단어인지 예측하는 과정에서 학습하는 마스크 언어 모델을 제안했다. 이와 더불어 문장 두 개를 입력으로 받아 두 번째 문장이 실제로 첫 번째 문장의 다음 문장이 맞는지 판별하는 NSP(Next Sentence Prediction) 기법을 사용하였다.

BERT는 전이학습(Transfer Learning) 모델로서 그림4와 같이 프리트레인 이후 추가학습을 시행하여 임베딩을 포함한 모델 전체를 품사 태깅, 개체명 인식 등과 같은 다운스트림 태스크에 맞게 업데이트 하는 파인 튜닝 기법을 사용할 수 있다.

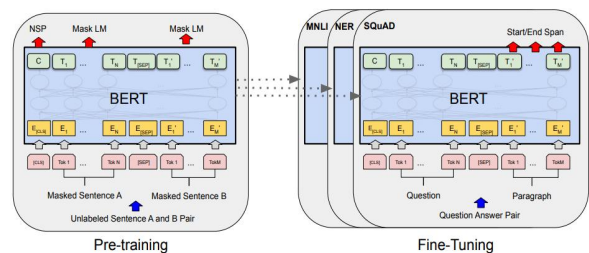


Fig. 4. Overall pre-training and fine-tuning procedures for BERT[13]

III. The Proposed Scheme

1. Exobrain Corpus

엑소브레인 과제는 한국어 분석 및 질의응답 기술을 개발하기 위한 과학기술정보통신부 소프트웨어 분야 R&D 이다. 엑소브레인 말뭉치는 국내 여러 연구기관이 협력하여 과제를 수행하면서 구축한 언어처리 학습데이터로 표2와 같이 구성되어 있다.

본 논문에서는 퀴즈 QA Datasets, 언어분석 통합 말뭉치 및 UCorpus-HG 말뭉치를 사용하였다. 퀴즈 QA Datasets는 퀴즈 분야 질의응답을 위한 4개 유형 (객관식/주관식/가부형/연상형)의 퀴즈 QA datasets 569개로 구성되어 있으며, 언어분석 통합 말뭉치는 언어분석 6개 기술(형태소분석, 다의어 어휘의미분석, 세분류 개체명인식, 의존구문분석, 의미역인식, 상호참조해결)의 태깅 가이드라인과 자연어 질의응답을 위한 질문/정답 포맷의 뉴스기사 대상 태깅 말뭉치 2,593문장, 33,131어절로 구성되어 있고, 울산대학교 형태/의미 말뭉치(UCorpus-HG)는 표준국어대사전 기반 모든 동형의미어 대상으로 어께번호를 부착한 말뭉치로서 세종 형태/의미 말뭉치, 신문, 초등학교 국어교과서, 법률, 사전뜻풀이/용례를 원문으로하며 전체 1,909,840 문장, 18,869,517 어절로 구성되어 있다.

Table 2. Exobrain Corpus Structure

Item	Contents
QA Datasets	Quiz QA Datasets
	SQuAD Korean QA Dataset
	MRC Korean QA Dataset
	Wikipedia Short Sentence QA Datasets
Language Analysis Corpus	Language Analysis Integrated Corpus
	Corpus by detailed technology
UCorpus-HG Corpus	Ulsan University Morpheme/Semantic Corpus(UCorpus-HG)
Korean TimeBank/SpaceBank	Korean TimeBank (KAIST)
	Korean SpaceBank (Chungbuk University)
Paraphrase Corpus	Korean Paraphrase Corpus(KAIST)

개체명 타입을 식별하기 위해 언어분석 통합 말뭉치의 개체명 인식 가이드라인을 참조했다. 개체명 인식 가이드라인에서는 개체명 태그셋 및 태깅 말뭉치를 정의하고 있으며 TTA 표준 개체명 태그셋으로 공개되어 있다. 해당 표준안에서는 태그셋 분류를 인물, 학문분야, 이론, 인

공물, 기관, 지역, 문명, 날짜, 시간, 수량, 이벤트, 동물, 식물, 물질, 용어로 크게 15가지로 나누었고 각각 세부 범주로 세부화되어 있다.

그러나 상기 태그셋 분류는 민간 데이터셋만 고려한 것으로서 전장인식을 위한 분류는 고려하고 있지 않다. 그 예로, 엑소브레인의 언어 분석 API를 통해 뉴스 기사에서 발췌한 “군은 지난해 12월 23일 HUAS인 RQ-4 글로벌호크 1호기를 시작으로 올해 5월까지 3대를 추가 도입할 예정이다.”라는 문장을 분석해보면 그림5와 같은 결과를 보인다. 그림5에서 ‘HUAS’는 TMM_DISEASE로 개체명이 태깅되었고, ‘RQ-4 글로벌호크’는 AF_TRANSPORT로 개체명이 태깅되었다. ‘HUAS’는 High Altitude Long Endurance UAV System의 약자로 고고도 무인정찰기를 의미하여 증상/증세/질병을 뜻하는 TMM_DISEASE 개체명은 일치하지 않는다. RQ-4 글로벌호크는 무인정찰기로 교통수단/자동차/선박 모델 및 유형, 운송 수단, 놀이기구를 뜻하는 AF_TRANSPORT 개체명 보다는 보다 전장정보의 성격을 가진 개체명으로 재정의가 필요하다.

2. Establishing NER Tag Set for Battlefield

앞서 살펴본 바와 같이 민간 데이터로는 전장정보에 대해서 적절히 표현할 수 없기 때문에 전장정보를 위한 개체명 타입을 추가해야 한다.

이를 위해, 엑소브레인 언어분석 통합 말뭉치를 기반으로 전장인식 개체명 태그셋을 구축하는 방안에 대해 연구하였다. 해당 말뭉치는 1,115개 문서, 2,593개 문장, 33,131 어절로 구성되어 있다. 1,115개 문서를 통합하여 분석한 결과 중복을 제외하고 문서상에 태깅되어 있는 개체명은 총 2,239개이었다. 전장인식 개체명 태그셋은 다음 네 단계를 통해 구축한다.

1. 민간 개체명 타입으로 시작
2. 말뭉치 내에서 각 개체명 타입의 빈도수를 계산
3. 빈도수가 높은 상위 n개의 개체명 타입을 유지하고 나머지는 제거
4. 상위 n개의 개체명 타입을 기반으로 전장인식 개체명 타입을 추가 반영

2,239개의 개체명 타입으로 시작하여, 엑소브레인 말뭉치에 한국어 위키피디아 데이터를 추가한 후 형태소 단위로 토큰나이징 하여 각 개체명 타입의 빈도수를 계산하였다. 그 결과 표3과 같이 빈도수가 1인 개체명 타입이 다수 존재하였다.

No	Word	형태소			동음이의어			개체명		
		단어	태그	설명	단어	형태소 태그	의미번호	단어	태그	설명
0	군은	군 은	NNG JX	일반명사 보격조사	군 은	NNG JX	05 00			
1	지난해	지난 해	NNG NNG	일반명사 일반명사	지난해	NNG	00	지난해 12월 2 3일	DT_OTHERS	DT 계열의 세 부 유형이 아 닌 기타 날짜
2	12월	12 월	SN NNB	숫자 의존명사	12 월	SN NNB	00 02			
3	23일	23 일	SN NNB	숫자 의존명사	23 일	SN NNB	00 07			
4	HUAS인	HUAS 이 -	SL VCP ETM	외국어 공정지정사 관형형전성어 미	HUAS 이 -	SL VCP ETM	00 01 00	HUAS	TMM_DISEASE	증상/중세/질 병
5	RQ-4	RQ - 4	SL SS SN	외국어 따옴표, 괄호 표, 줄표 숫자	RQ - 4	SL SS SN	00 00 00	RQ-4 글로벌 호크	AF_TRANSPOR T	교통수단/자동 차/선박 모델 및 유형, 운송 수단, 놀이기 구
6	글로벌호크	글로벌 호크	NNG NNG	일반명사 일반명사	글로벌 호크	NNG NNG	00 00			

Fig. 5. Sentence Analysis Result

Table 3. Examples of Named Entity Bottom 10

Entity	Entity Type
장편 소설	FD_ART
중추 신경 계통	TM_CELL_TISSUE
건조지대	TM_CLIMATE
근대소설	FD_ART
조세제도	CV_POLICY
자치 단체장	CV_POSITION
레판토 해전	EV_WAR_REVOLUTION
고대 로마	DT_DYNASTY
잔 다르크	PS_NAME
인구 조사국	OGG_POLITICS

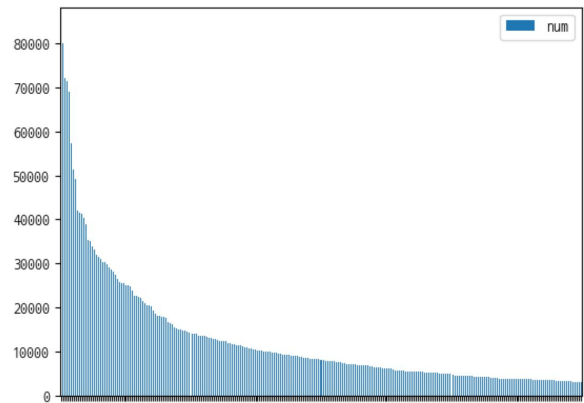


Fig. 6. Top 250 of Named Entity

빈도수가 현저히 낮은 개체명 타입은 전장지식 생성에 오히려 노이즈를 줄 수 있기 때문에 일정 수준 이상의 빈도수를 보이는 개체명 타입을 유지하여 전장인식 개체명 태그셋에 반영한다. 빈도수 3,000 이상을 기준으로 그림6과 같이 상위 약 250개의 개체명 타입을 식별하였다.

무기체계 개체명 타입을 추가하기 위해 국방전력발전업 무훈령을 참조하였다. 이에 따르면 무기체계는 표4과 같이 총 8개로 나뉜다. 이에 따라 TTA 표준 개체명 태그셋 15개에 8개 무기체계 분류를 추가하여 총 23개 개체명 태그셋을 분류를 정의하였다. 세부분류는 표준 개체명 태그셋 146개와 무기체계 분류 36개에서 중복되는 표준 개체명 태그셋의 AF_WEAPON을 제외하여 총 181개이다.

전장인식 개체명 태그셋에 따라 그림5에서 각각 TMM_DISEASE와 AF_TRANSPORT로 태깅되었던 'HUAS'와 'RQ-4 글로벌호크'는 '무인 항공기'로 개체명을 태깅할 수 있다.

Table 4. Weapon System

Level1	Level2
Command-Control-Communication Weapon System	C2 System, Communication System, Communication Equipment
Surveillance Reconnaissance Weapon System	Electronic Warfare, Radar, EO, Underwater Surveillance, Weather monitoring, Others
Mobile Weapon System	Tank, Armored Vehicle, Combat Vehicle, Support Equipment, Ground Unmanned Combat System, Individual Combat System
Ship Weapon System	Watercraft, Submarine, Support Equipment, Support Ship, Unmanned Maritime System
Air Weapon System	Fixed wing, Rotary wing, UAV, Support Equipment
Firepower Weapon System	Small Arms, Anti-Tank Firearms, Artillery, Support Equipment, Ammunition,

	Guided Weapon, Special Weapon
Defense Weapon System	Anti-Air, CBR, EMP Protection
Other Weapon System	M&S, etc.

3. The Architecture of Knowledge Extraction

전장정보는 전문, 첩보 등 비정형 텍스트 데이터가 다수 존재한다. 따라서 지식베이스 구축 시 텍스트 데이터에서 의미 있는 정보 즉, 지식을 추출할 수 있어야 한다.

그림7은 텍스트 데이터로부터 지식베이스를 구축하는 과정을 보여준다. 수집되는 텍스트 데이터는 개체명 타입들이 정의되어 있는 개체명 태그셋을 참조하여 개체명 추출기(Named Entity Extractor)로부터 멘션(Mention)을 추출한다. 멘션은 모든 명사, 명사구 등을 의미하는 것으로 상호참조해결(Coreference Resolution)이 필요한데, 상호참조란 임의의 개체에 대해 다른 표현으로 사용되는 단어들을 찾아 서로 같은 개체로 연결(Linking)해주는 자연어처리 문제이다[14]. 예를 들어, “박나래는 2019년 MBC 연예대상을 수상하였다.”, “그녀는 다수의 예능 프로그램에 출연하고 있다.”와 같은 두 문장에서 [박나래, 그녀]가 서로 상호참조관계이다. 상호참조해결이 수행되지 않으면 [박나래, 출연하고 있다, 예능 프로그램] 같은 지식 요소는 추출할 수 없다. 이에 따라 추출된 멘션들은 상호참조해결(Coreference and Linking)과 관계 추출(Relation Extraction)[15, 16] 과정을 통해 지식 요소를 추출하여 지식베이스에 반영한다.

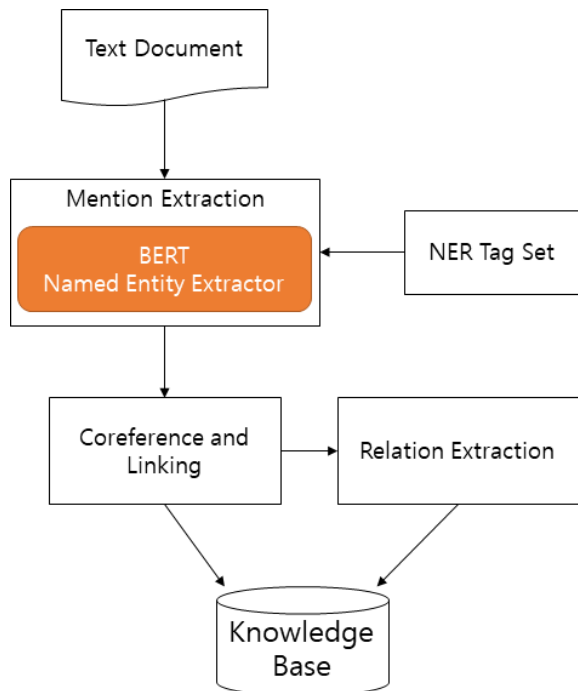


Fig. 7. The Architecture of Text Knowledge Extraction

IV. Conclusions

본 논문에서는, 지능형 전장인식을 서비스를 위한 자연어처리 기반 지식베이스 구축 방안에 대해 제안하였다. 멘션을 추출하기 위해 민간 데이터인 엑소브레인 말뭉치를 기반으로 무기체계 개체명 타입을 추가 식별하였다. 엑소브레인 말뭉치의 개체명 타입 중 빈도수 기준으로 상위 250개를 식별하였고 이를 기반으로 전장정보를 표현하기 위한 무기체계 개체명 타입을 추가하였다. 이를 바탕으로 멘션 추출, 상호참조해결 및 관계 추출 과정으로 거치는 전장인식 지식베이스 구축 방안을 제시하였다.

향후 전장인식 지식베이스를 기반으로 전장상황 인식 방안에 대해 연구할 예정이며, 무기체계 이외에 전장인식과 관련된 개체명 타입을 추가하여 지식베이스를 확장시킬 예정이다.

REFERENCES

- [1] Jhchung, “Support for military decision-making AI Possibility and preparation for implementation,” ETRI Insight Report 2019-38, pp. 1-10, 2019.
- [2] Djlee, Tkkim, Jkhan, Dhjegal, “Development plan of AI and M&S based command decision support system,” Defense & Technology, No. 456, pp. 66-79, February 2017.
- [3] Jykim, Khro, “Construction of Knowledge Base Based on Graph Database for College Student Career Advice Using Public Data,” Journal of The Institute of Electronics and Information Engineers, pp. 41-48, October 2019. DOI: 10.5573/ieie.2019.56.10.41
- [4] Gwhong, Shmyaeng, “Generation of open relation embeddings from natural language sentences using BERT and knowledge base relation embeddings,” Journal of The Korean Institute of Information Scientists and Engineers, pp. 533-535, ICC JEJU, Korea, June 2019.
- [5] Jhkim, Mjlee, “Knowledge Extraction Methodology and Framework from Wikipedia Articles for Construction of Knowledge-Base,” Journal of Intelligence and Information Systems, pp. 43-61, March 2019. DOI: 10.13088/jiis.2019.25.1.043
- [6] Swjung, Mschoi, Hskim, “Construction of Korean Knowledge Base Based on Machine Learning from Wikipedia,” Journal of KIISE, Vol. 42, No. 8, pp. 1065-1070, August 2015. DOI: 10.5626/JOK.2015.42.8. 1065
- [7] G. Lample, M. Ballesteros, S. Subramanian, K. Kawakami, and C. Dyer, “Neural architectures for named entity recognition,” AarXiv preprint arXiv:1603.01360, March 2016.

- [8] Yhshin, SgLee, "Bidirectional LSTM-RNNs-CRF for Named Entity Recognition in Korean," Journal of Korean Language Information Science Society, pp. 340-341, Donga Univ., Korea, October 2016.
- [9] Cysong, Smyang, Swkang, "Named-entity Recognition Using Bidirectional LSTM CRFs," Journal of Korean Language Information Science Society, pp. 321-323, daegu catholic univ., Korea, October 2017.
- [10] Zhiheng Huang, Wei Xu, Kai Yu, "Bidirectional LSTM-CRF Models for Sequence Tagging," arXiv preprint arXiv:1508.01991, 2015.
- [11] A. Radford, K. Narasimhan, T. Salimans, and I. Sutskever, "Improving language understanding by generative pretraining," Technical report, OpenAI, 2018.
- [12] M. E. Peters, M. Neumann, M. Iyyer, M. Gardner, C. Clark, K. Lee, and L. Zettlemoyer, "Deep contextualized word representations," arXiv preprint arXiv:1802.05365, 2018.
- [13] Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [14] Swjeong, Mschoi, Hskim, "Coreference Resolution for Korean Using Random Forests," Journal of KTSDE, Vol. 5, No. 11, pp. 535-540, 2016. DOI: 10.3745/KTSDE.2016. 5.11.535
- [15] Shnam, Kjhan, Ekkim, Sgkwon, Ysjung, Kschoi, "Multi-sense Word Embedding to Improve Performance of a CNN-based Relation Extraction Model," Journal of KIISE, Vol. 45, No. 8, pp. 816-824. 2018. DOI: 10.5626 /JOK.2018.45.8.816
- [16] Spark, Hskim. "Relation Extraction among Multiple Entities using Dual-Pointer Network," Journal of KIISE, Vol. 46, No. 11, pp. 1186-1192. 2019. DOI: 10.5626/JOK. 2019.46.11.1186

Authors



Se-Hyeon Jo received the B.S. degree in Computer Science and Engineering from Hanyang University, Korea, in 2010. In 2010, he joined Hanwha Systems Co., Republic of Korea, and he is currently a senior engineer.

He is interested in data links and deep learning.



Hack-Joon Kim received the B.S. degree in Computer Engineering from Hongik University at 2004, and received the M.S. degree in Defense Fusion Engineering, Yonsei University at 2020, in Korea. He is currently a chief

engineer in Hanwha systems. He is interested in Common/Tactical data links, UAS and machine learning.



So-Yeon Jin received the B.S. degree in Computer Engineering from Chonbuk National University, Korea, in 2003. So Yeon Jin is currently a chief engineer in Hanwha systems.

She is interested in data links,

machine learning, military communications, unmanned systems.



Woo-Sin Lee received the B.S., M.S. and Ph.D. degrees in Computer Engineering from Kwangwoon University, Korea, in 2001, 2003 and 2007, respectively. Dr. Lee is currently a chief engineer in Hanwha Systems.

He is interested in data links, tactical networks.