

과학의 본성 관련 문헌들의 단어수준 워드임베딩 모델 적용 가능성 탐색 -정성적 성능 평가를 중심으로-

김형욱*
서울대학교

The Study on Possibility of Applying Word-Level Word Embedding Model of Literature Related to NOS -Focus on Qualitative Performance Evaluation-

Hyunguk Kim*
Seoul National University

Abstract: The purpose of this study is to look qualitatively into how efficiently and reasonably a computer can learn themes related to the Nature of Science (NOS). In this regard, a corpus has been constructed focusing on literature (920 abstracts) related to NOS, and factors of the optimized Word2Vec (CBOW, Skip-gram) were confirmed. According to the four dimensions (Inquiry, Thinking, Knowledge and STS) of NOS, the comparative evaluation on the word-level word embedding was conducted. As a result of the study, according to the previous studies and the pre-evaluation on performance, the CBOW model was determined to be 200 for the dimension, five for the number of threads, ten for the minimum frequency, 100 for the number of repetition and one for the context range. And the Skip-gram model was determined to be 200 for the number of dimension, five for the number of threads, ten for the minimum frequency, 200 for the number of repetition and three for the context range. The Skip-gram had better performance in the dimension of Inquiry in terms of types of words with high similarity by model, which was checked by applying it to the four dimensions of NOS. In the dimensions of Thinking and Knowledge, there was no difference in the embedding performance of both models, but in case of words with high similarity for each model, they are sharing the name of a reciprocal domain so it seems that it is required to apply other models additionally in order to learn properly. It was evaluated that the dimension of STS also had the embedding performance that was not sufficient to look into comprehensive STS elements, while listing words related to solution of problems excessively. It is expected that overall implications on models available for science education and utilization of artificial intelligence could be given by making a computer learn themes related to NOS through this study.

keywords: nature of science, word embedding model, AI, qualitative performance evaluation

I. 서론

과학의 본성(Nature of Science: 이하 NOS)은 지난 반세기 동안 과학 교육학계에 있어서 중요한 연구 주제 및 목표로 인식되었다(AAAS, 1990; Ackerson *et al.*, 2010; McDonald, 2010; NRC, 1996, 2012). 그만큼 다양한 연구 주제와 시도가 있었는데 그동안

의 주요 연구로는 과학의 구체적 본성을 제시하기 위한 연구가 있으며(Ackerson *et al.*, 2006; Bartholomew *et al.*, 2004; McComas, 2005), 교사와 학생에서 비롯된 인식 관련 연구(Abell *et al.*, 2001; Cobern & Loving, 2002), 교육과정과 교과서에서 나타나는 측면에서의 연구(Chiappetta & Fillman, 2005; Chiappetta, Fillman, & Sethna, 1991; Chiappetta,

* 교신저자: 김형욱 (khw322@snu.ac.kr)

**2021년 1월 11일 접수, 2021년 12월 8일 수정원고 접수, 2022년 4월 18일 채택
<http://dx.doi.org/10.21796/jse.2022.46.1.17>

Sethna, & Fillman, 1991) 등이 있었다. 그리고 2013년 미국에서 개발된 차세대 과학교육표준(Next Generation Science Standards)을 비롯하여 2019년 우리나라에서 개발된 미래세대 과학교육표준(Korean Science Education Standards) 역시, NOS의 중요성을 다시 한번 강조하였다. 이렇듯 NOS의 다양한 연구 성과와 폭넓은 활용을 위한 강조는 세상을 아는 방법으로서의 과학에 대한 개념, 과학적 지식 이면에 숨겨진 가치와 신념, 과학과 사회/문화의 상호작용을 포함하는 영역 등으로(Bayir *et al.*, 2014; Lederman, 1992), NOS의 개념이 현재는 어느 정도 합의되어 정립하는데 기인하였다(Lee, 2014a). 하지만 여전히 NOS는 과학의 인식론적 측면의 추상적인 주제인 만큼 그 정의와 내용에 대하여 미세하게나마 학자마다 이견은 존재하고(Abd-El-Khalick, 2005), 학생들의 경우는 의견의 차이를 넘어서 올바른 이해조차 하지 못하고 있다는 연구 결과를 통해(Oliveira *et al.*, 2012), NOS에 대한 개념적인 이해와 상호 소통이 아직 수월하지 않다는 것도 함께 확인할 수 있다. 또한, 이러한 문제점을 4차 산업혁명 배경의 현재 상황과 결부시켜 생각해보면, 새롭고 잠재적 교육 방법인 인공지능의 텍스트 인식기술에 NOS 개념과 관련된 과학교육 콘텐츠를 개발 및 활용한다고 하였을 때, 자연어 처리의 기술적인 문제 이외에도 상호 소통과 개념 이해에 있어 많은 오류를 일으킬 수 있다고 유추할 수 있다.

이처럼 인공지능의 교육적 활용에 대한 핵심 키워드는 사람과 기계의 소통 및 상호작용이다. 이는 교사와 학생 사이의 소통이 언어로 이루어지듯 인공지능과 교사, 학생이 사람의 언어를 매개로 성공적으로 상호작용하는 것이 인공지능 기술 발전의 주요 이슈이자(Yun & Park, 2019), 교육적 활용 가능성의 기준에 해당함을 뜻한다. 그런 의미에서 인공지능이 사람의 언어를 이해하고 얼마나 교육적인 의미에서 소통과 공유를 할 수 있는가의 문제는 매우 중요하다. 특히 NOS와 같이 다양한 가치가 혼재되어 있는 개념에서의 텍스트와 관련된 성능 평가는 언어 소통과 관련된 문제 해결 측면으로 인공지능의 교육적 활용 타당성을 담보할 수 있다는 점에서 반드시 필요한 선행 작업이다. 이와 관련하여 최근 워드임베딩(word embedding)이 많은 관심을 받고 있다. 워드임베딩은 의미가 유사한 단어들은 비슷한 맥락을 가진다는 언어학의 분산 가설을 전제로 하여 한 단어를 기하학적으로 가까운 벡터로 매핑하는 기술로(Sahlgren, 2008), 자연어 처리를 통해 컴퓨터가 이해하는 유사어 추출뿐만 아니라 숨겨진 의미를 추론하는 데에 있어 활용 가치가 높다. 학습은 구성된 말뭉치의 가능성도

(Likelihood)를 최대화하는 방향으로 이루어지며(Shin & Kim, 2016), 모델로는 NNLM (neuralnet language model), RNNLM (recurrent NNLM), Word2vec 등이 있다. NNLM은 학습 단어의 수를 정해주어야 하며, 이전의 단어들에 대해서만 학습할 수 있고 RNNLM은 단어를 순차적으로 입력하는 방식으로, 각 스텝이 Short-Term 메모리 역할을 하면서 이전 단어들과의 상관관계를 유지하면서 학습한다. Word2vec은 기존 모델에 비해 학습 속도를 개선하여, 현재 가장 많이 사용하는 워드임베딩 모델이다(Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013; Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, & Dean, 2013; Shin & Kim, 2016).

따라서 본 연구는 NOS를 주제로 컴퓨터가 얼마나 효율적이고 타당하게 학습할 수 있는지에 대하여 탐색하고 이를 통해 인공지능 기술의 과학교육 활용에 대하여 시사점을 얻고자 한 연구이다. 이를 위해 NOS와 관련되는 문헌을 중심으로 말뭉치를 구성하였으며, 미리 추출된 NOS의 4가지 영역에 따라 Word2Vec의 모델을 활용하여 정성적인 비교평가를 수행하였다. 본 연구를 위해 설정한 연구문제는 다음과 같다.

1. NOS 말뭉치를 학습하는 데 있어 Word2Vec의 모델별로 최적화된 인자는 어떠한가?
2. NOS의 영역별 워드임베딩 정성적 평가 결과는 Word2Vec의 모델별로 어떠한가?

II. 연구 방법

1. 말뭉치 구성 및 기준이 되는 NOS 범주

말뭉치의 구성은 Web of Science (WoS)에서 Science Citation Index (SCI)와 Social Science Citation Index (SSCI), Arts & Humanities Citation Index (A&HCI), Emerging Sources Citation Index (ESCI)에 게재된 것을 대상으로 NOS(Nature of Science)로 검색어를 설정하여 중복된 것을 제외하고 Article의 범주에 들어가는 논문 920편의 초록으로 하였다. 또한, 단어수준 워드임베딩 모델에서 추출되는 유사도를 비교하기 위해 활용되는 중심단어는 Collette & Chiappetta (1984)가 제시한 과학적 소양 범주를 바탕으로 Lee (2014b)가 Table 1과 같이 수정한 4가지 영역의 기준(Knowledge, Inquiry, Thinking, science-technology and society (STS))으로 하였다.

Table 1. A framework of nature of science (NOS) based on the four themes of scientific literacy

Category	Contents
Nature of scientific knowledge	1) Science is organized into content disciplines such as facts, concepts, laws, theories, etc. 2) Scientific knowledge explains and predicts the nature. 3) Scientific knowledge is tentative but durable. 4) New scientific knowledge emerges from the process of scientific inquiry
Nature of scientific inquiry	1) Science is based on empirical evidence. 2) Science relies on observation and inference. 3) There are various scientific methods in science (no single step-by-step scientific method) 4) Experiments are important to test ideas using science process skills.
Nature of scientific thinking	1) Both reasoning and imagination (creativity) are important in science. 2) Scientists are not totally objective but try to avoid bias. 3) Scientific knowledge is developed with its history. 4) Skepticism and criticism are critical in scientific thinking.
Nature of interactions among science, technology, and society (STS)	1) Science can be used in society both positively and negatively. 2) Science and technology impact each other but they are not the same. 3) Science is a complex social activity. 4) There are social and cultural influences on science. 5) Science and its method cannot solve all problems in society (limitation of science). 6) Science is conducted corporately (contribution of diversity).

2. 워드임베딩 모델링

본 연구에서는 여러 가지 워드임베딩 모델들 가운데 성능이 우수하고 활용도가 높은 Word2vec을 사용하였으며(Choi *et al.*, 2018; Kim *et al.*, 2020; Yun & Park, 2019), R 프로그램의 Word2vec 패키지를 활용하여 모델링을 하였다. 이 과정에서 CBOW와 Skip-gram 모델을 사용하였는데, Figure 1과 같이 CBOW는 주변에 있는 문맥 단어(context word)들을 가지고 타깃 단어(target word) 하나를 맞추는 과정에서 학습되고 Skip-gram은 타깃 단어를 가지고 주변 문맥 단어가 무엇인지 예측하는 과정에서 학습한다(Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013; Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, & Dean, 2013). 예를 들어, CBOW는 2k 개의 주변 단어가 주어졌을 때 그 중심에 특정 단어가 나타날 조건부 확률을 계산하고, Skip-gram은 중심단어가 주어졌을 때 특정 조합의 주변 단어 2k 개가 나타날 조건부 확률을 계산한다(Kang & Yang, 2019). 또한, R 프로그램

상의 Word2vec 패키지는 각 모델별로 차원(vector), 맥락범위(window), 최소빈도수(min_count), 스레드 수(threads), 반복횟수(iteration)의 인자(parameter)*를 조절하면서 학습할 수 있도록 설정되어있다. 따라서 우선, 선행연구 검토(Kottur *et al.*, 2015; Krizhevsky *et al.*, 2012; Lee, 2019; Yun & Park, 2019)와 사전 성능 평가에 따라 차원은 200으로 하고 스레드 수는 5로 고정하였다. 그 후, 본 연구에서는 Word2vec 모델의 최적화된 인자를 찾기 위해 NOS 라는 단어를 입력하여 반복횟수와 최소빈도수, 맥락 범위를 조절하며 학습을 수행하였다. 이러한 과정에서 모델의 성능 평가는 여러 인자를 조절하고 안정적인 결과가 나오는 시점을 찾으며 이루어졌다. 한편, NOS 의 4가지 영역에 따른 워드임베딩 정성적 평가 결과는 위의 모델링에서 찾은 최적화된 인자를 활용하여 분석하였으며, 코사인 유사도를 통해 영역별 NOS 개념과 유사하게 맵핑되는 것을 확인하는 과정을 거쳤다. 본 연구에서는 각 모델별 최적화된 인자를 확인하는 과정과 데이터를 상세히 서술하고자 하였다.

* 차원(vector)은 벡터 공간에서 하나의 단어를 나타내는 벡터를 구성하는 자질의 수, 즉 단어가 임베딩 되는 벡터 공간의 차원 수를 의미한다. 맥락범위(window)는 중심 단어로부터 좌우 몇 어절까지를 맥락으로 볼 것인가를 나타내는 변인이다. 최소빈도수(min_count)는 입력 말뭉치 가운데 최소 몇 회 이상 등장한 단어만을 학습에 참여시킬 것인가를 나타내는 변인이다. 스레드 수(threads)는 실행할 병렬 프로세스의 수이다. 반복횟수(iteration)는 말뭉치 전체의 학습 횟수를 나타내는 변인이다(Yun & Park, 2019).

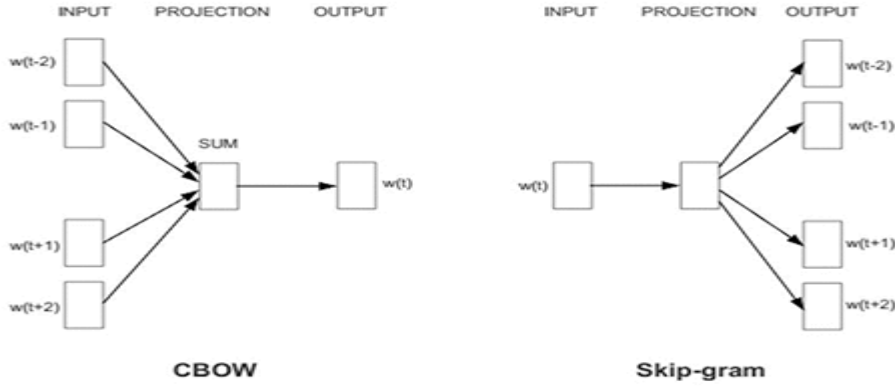


Figure 1. CBOW & Skip-gram Model

Ⅲ. 연구 결과

1. Word2Vec 모델별 최적화된 인자

CBOW 모델의 경우 반복횟수에 따라 변화하는 성능을 평가하기 위해서 차원 200, 맥락범위 1, 스레드 수 5, 최소빈도수 10으로 고정한 후 반복횟수를 1부터 400까지 늘려가면서 Table 2에서 제시한 것과 같이 NOS와 유사도가 높은 단어 상위 5개를 살펴보았다. 그 결과 반복횟수 1부터 50까지는 단어의 종류가 조금씩 변화하고 있었으며, 100부터는 약간의 차이는 있으나 유사도가 높은 단어는 변화하지 않은 채로 일정하게 유지되어 모델이 안정적인 결과를 나타내고 있었다. 예를 들어, 반복횟수가 10일 때 유사도가 높은 단어 상위 5개는 ‘belief’, ‘strategy’, ‘museum’,

‘diverse’, ‘practices’ 임을 알 수 있다. 이러한 상위 5개 단어는 반복횟수가 따라 다르게 나타나는데, 100부터는 ‘key’, ‘strategy’, ‘belief’가 동일하게 나타나고 ‘tentativeness’, ‘anlaysia’가 비교적 안정적으로 나타났다. 일반적으로 신경망에 기반을 둔 모형들은 반복횟수가 증가할수록 정확도에 대한 성능이 개선되는 점을 보이나 말뭉치가 가진 데이터의 크기나 내용 등에 따라 더 이상의 성능 개선이 안 되는 임계점이 존재한다(Lee, 2019). 즉, 이러한 지점에서 모델의 안정성이 확보되는 것이며 임계점의 인자를 활용하여 연구 분석을 수행한다. 이에 따라 CBOW 모델의 반복횟수를 본 연구에서 100으로 결정하고 최소빈도수를 조절하였다. 최소빈도수의 조절은 Table 3과 같이 1부터 100까지 조절하며 도출 결과에 따라 평가를 수행하였다. 최소빈도수는 말뭉치에서 등장하는 단어들의 빈도수를 기준으로 분석에 활용하는 것인데 가령,

Table 2. Words with high similarity due to changes in the number of iteration (CBOW)

iteration (vector 200, window 1, threads 5, min_count 10)								
	1	5	10	50				
	diverse	0.9627	diverse	0.7149	beliefs	0.5485	difficulties	0.5553
	process	0.9613	beliefs	0.6939	strategy	0.5046	key	0.5411
	finding	0.9608	concepts	0.6643	museum	0.4852	questions	0.5408
	reasoning	0.9588	strategy	0.6411	diverse	0.4848	strategy	0.5405
	analsis	0.9533	various	0.6397	practices	0.4729	diverse	0.5396
	100	200	300	400				
	key	0.5600	key	0.5527	key	0.5388	key	0.5367
	strategy	0.5227	strategy	0.5123	strategy	0.4815	strategy	0.5019
	beliefs	0.5152	beliefs	0.5085	beliefs	0.4794	beliefs	0.4831
	importance	0.5019	tentativeness	0.5037	tentativeness	0.4604	course	0.4730
	tentativeness	0.4950	Analysis	0.4954	context	0.4602	Analysis	0.4627

Table 3. Words with high similarity due to changes in the number of min_count (CBOW)

min_count (vector 200, window 1, threads 5, iteration 100)							
1		5		10		20	
continental	0.6669	post-test	0.5817	key	0.5600	questions	0.5284
notion	0.6568	tentativeness	0.5736	strategy	0.5227	beliefs	0.5225
expertise	0.6516	subject	0.5726	beliefs	0.5152	key	0.4985
figure	0.6514	beliefs	0.5645	importance	0.5019	tentativeness	0.4830
domains	0.6502	cultural	0.5437	tentativeness	0.4950	teacher	0.4779
30		40		50		100	
nature	0.5050	developed	0.4830	analysis	0.5286	science	0.4635
SSI	0.4788	nature	0.4609	nature	0.4684	students	0.4037
science	0.4626	other	0.4483	science	0.4275	scientific	0.3631
beliefs	0.4476	learning	0.4327	views	0.4235	nature	0.3469
program	0.4351	group	0.4225	teacher	0.4010	teachers	0.2694

Table 4. Words with high similarity due to changes in the number of window (CBOW)

window (vector 200, min_count 10, threads 5, iteration 100)							
1		2		3		4	
key	0.5600	key	0.4191	key	0.4985	key	0.3799
strategy	0.5227	strategy	0.3627	strategy	0.4865	strategy	0.3325
beliefs	0.5152	beliefs	0.3440	beliefs	0.4821	beliefs	0.3163
importance	0.5019	importance	0.3144	difficulties	0.4773	tentativeness	0.3071
tentativeness	0.4950	tentativeness	0.3115	tentativeness	0.4622	SSI	0.2898
5		6		7			
tentativeness	0.3586	subject	0.3114	constructivist	0.3225		
key	0.2797	theme	0.2976	schools	0.2531		
nature	0.2622	history	0.2806	key	0.2293		
theme	0.2575	difficulties	0.2801	group	0.2287		
approach	0.2569	constructivist	0.2630	making	0.2224		

최소빈도수를 10으로 설정한다면 말뭉치 전체에서 등장하는 단어의 빈도가 10회 미만이면 학습에 참여시키지 않고 제외하는 방식을 따르는 것이다. 분석 결과, 최소빈도수가 30이상일 경우 ‘student’, ‘science’, ‘teacher’ 등과 같은 별다른 의미 부여를 하기 힘든 단어들에 유사도가 높은 것으로 나타나 NOS를 나타낸다고 보기 힘들었다. 반면 5에서 20사이의 구간은 NOS에서 중요하게 다루는 개념인 ‘beliefs’, ‘tentativeness’와 같은 단어가 다른 최소빈도수 설정보다 다소 빈번하게 등장하는 것을 확인하고 최소빈도수를 1씩 증가시키면서 면밀하게 재분석하였다. 그 결과 최소빈도수 10에서 20사이 구간에서

안정적인 결과가 도출되었으며, 본 연구에서는 최소빈도수를 10으로 결정하고 맥락범위를 조절하였다. 맥락범위의 조절은 Table 4와 같이 1에서 7까지 늘려가며 비교를 수행하였으며, 결과적으로 1부터 4의 경우는 유사도가 높은 상위 3개의 단어인 ‘key’, ‘strategy’, ‘belief’가 같아 안정적인 결과를 보였다. 하지만 5부터 7 사이에서는 단어의 순서와 종류가 일정하지 않은 불안정한 모습을 확인하였다. 따라서 안정적인 결과를 보이는 범위에서 정성적인 평가를 수행할 때 코사인 유사도가 높은 경우가 가장 합리적인 최적화된 인자 선택이라는 선행연구에 따라(Korawit & Wu, 2019), Table 4의 나타난 수와 같이 ‘key’ (0.5600),

‘strategy’ (0.5227), ‘belief’ (0.5152)로 가장 높은 수치를 보이는 맥락범위인 1을 본 연구의 인자로 결정하고 연구를 수행하였다.

Skip-gram 모델의 경우 CBOW 모델과 마찬가지로 동일한 범위의 반복횟수를 적용하며 성능을 평가하였다. Skip-gram 모델은 CBOW 모델보다 입력과 출력의 데이터 쌍이 많아 더 많은 학습 데이터를 확보할 수 있어서 같은 말뭉치를 활용할 때 임베딩 성능이 좋다고 알려져 있다(Mikolov, Chen, Corrado, & Dean, 2013; Mikolov, Sutskever, Chen, Corrado, & Dean, 2013). Table 5는 반복횟수를 늘려갔을 때

나타나는 코사인 유사도와 단어의 종류를 나타낸 것인데, 반복횟수 200부터 상위 5개의 단어인 ‘key’, ‘beliefs’, ‘recognition’, ‘improving’, ‘role’이 동일한 순으로 제시됨을 보여 안정적인 결과를 확인할 수 있었다. 또한, 전반적인 코사인 유사도의 값이 CBOW 모델보다 높은 측면을 확인할 수 있어, 벡터 공간상에 단어를 배치할 때 가깝고, 포괄적으로 의미를 인식한다고 해석할 수 있다. 이에 따라 Skip-gram 모델의 반복횟수를 본 연구에서 200으로 결정하고 최소빈도수를 조절하였다. Table 6은 최소빈도수를 1부터 늘려가며 나타난 단어의 종류를 나타낸 것으로, 비교 결

Table 5. Words with high similarity due to changes in the number of iteration (Skip-gram)

iteration (vector 200, window 1, threads 5, min_count 10)								
	1		5		10		50	
	creativity	0.9660	strategy	0.7805	strategy	0.5922	strategy	0.5159
	questions	0.9654	concepts	0.7268	difficulties	0.5865	difficulties	0.4936
	use	0.9629	character	0.7251	beliefs	0.5601	key	0.4923
	changes	0.9617	scientists	0.7165	diverse	0.5519	recognition	0.4840
	learning	0.9587	difficulties	0.7088	Analysis	0.5376	practices	0.4733
	100		200		300		400	
	key	0.6335	key	0.6366	key	0.6895	key	0.6859
	difficulties	0.5434	beliefs	0.6313	beliefs	0.6778	beliefs	0.6705
	recognition	0.5323	recognition	0.6077	recognition	0.6325	recognition	0.6632
	beliefs	0.5182	improving	0.6016	improving	0.6254	improving	0.6521
	instrument	0.5165	role	0.5998	role	0.6248	role	0.6456

Table 6. Words with high similarity due to changes in the number of min_count (Skip-gram)

min_count (vector 200, window 1, threads 5, iteration 200)								
	1		5		10		20	
	Observation	0.4656	Science	0.4849	key	0.6366	well	0.4813
	current	0.4226	tentativeness	0.4106	beliefs	0.6313	role	0.4183
	science	0.4136	programs	0.4094	recognition	0.6077	framework	0.4006
	cultures	0.4125	experience	0.4019	improving	0.6016	method	0.3875
	inter-relationships	0.4097	basis	0.4006	role	0.5998	only	0.3810
	30		40		50			
	instruction	0.3188	science	0.3541	based		0.2865	
	science	0.3029	nature	0.2885	nature		0.3854	
	research	0.3025	teacher	0.2863	science		0.2985	
	found	0.2997	research	0.2837	research		0.2689	
	nature	0.2791	based	0.2704	group		0.2684	

Table 7. Words with high similarity due to changes in the number of window (Skip-gram)

window (vector 200, min_count 10, threads 5, iteration 200)									
1		2		3		4		5	
key	0.6366	key	0.5181	key	0.4703	key	0.4431	key	0.3787
beliefs	0.6313	beliefs	0.2943	improving	0.4633	improving	0.4303	improving	0.3740
recognition	0.6077	recognition	0.4687	prior	0.4546	prior	0.4225	prior	0.3678
improving	0.6016	nature	0.4681	learning	0.4511	learning	0.4136	learning	0.3446
role	0.5998	learning	0.4651	consistent	0.4456	consistent	0.4071	consistent	0.3391

과 안정적인 구간이 나타나지 않았다. 최소빈도수 20 이후부터는 CBOW 모델에서 나타난 것과 유사하게 과학교육에서 광범위하게 등장하고 일반적인 단어인 ‘science’, ‘nature’, ‘teacher’, ‘research’ 등이 등장한 것을 알 수 있었다. 그러나 최소빈도수 10의 경우 코사인 유사도 값이 빈도수를 기준으로 변화시킬 때 다른 값보다 가장 높았으며, 최소빈도수를 1씩 증가시키면서 8에서 15사이 구간을 확인한 결과 최소빈도수 10에서 13사이 안정화된 모습을 확인하여 최소빈도수를 10으로 결정하였다. Table 7은 맥락범위에 따른 단어의 종류를 나타낸 결과가 제시되어 있는데, 1과 2의 경우가 유사하였고, 3에서 5사이는 동일한 단어인 ‘key’, ‘improving’, ‘prior’, ‘learning’, ‘consistent’를 도출하여 안정화된 모습을 보였다. 그리고 전반적인 단어의 종류 역시 모든 범위에서 유사한 모습을 보여 임베딩 성능이 상대적으로 CBOW 보다 좋은 점을 확인하였다. 본 연구에서는 단어가 종류가 동일하여 안정적인 모습을 보이기 시작하는 맥락 범위 3을 본 연구의 인자로 결정하였다.

2. Word2Vec 모델별 NOS에 대한 워드임베딩 정성적 평가

NOS에 대한 4가지 영역은 수십년 동안 과학 교육자들이 과학 교육과정과 여러 수업 모형을 개발하는데 활용한 과학적 소양의 범주를 보완하여 수정한 것으로 NOS의 다양성과 구체적인 내용을 보여준다고 할 수 있다(Lee *et al.*, 2014). 하지만 선행연구에서는 과학 교육자와 과학자 집단 사이의 인식에 있어 불일치하는 NOS 영역이 있는 만큼(Duschl, 2000; Harding & Hare, 2000; Taylor *et al.*, 2008), 컴퓨터 또한 말뭉치에 근거하여 다른 관점으로 NOS의 영역을 인식할 수 있다. 컴퓨터는 앞선 반복된 과정으로 사전 평가된(Table 2 ~ Table 4: CBOW 모델, Table 5 ~ Table 7: Skip-gram 모델) 최적화된 인자를 활용하여 워드임베딩 모델로 NOS의 4가지 영역에 대한 유사도가 높은 단어 종류를 Table 8에서 Table 11과 같이 학습하여 도출하고 있었다.

Table 8. Compare Word Embedding Results by Model (Inquiry)

Inquiry			
CBOW		Skip-gram	
literacy	0.4175	literacy	0.5199
research	0.4123	experience	0.4855
discussion	0.3923	critical	0.4716
courses	0.3878	model	0.4684
experience	0.3735	inference	0.4553
history	0.3666	theory	0.4538
theory	0.3615	scientific	0.4499
model	0.3594	history	0.4494
creativity	0.3547	creativity	0.4321
critical	0.3522	schools	0.4229

먼저, Inquiry 영역과 유사도가 높은 단어는 Table 8과 같이 CBOW 모델의 경우 ‘literacy’, ‘research’, ‘discussion’의 순서였으며, Skip-gram 모델의 경우는 ‘literacy’, ‘experience’, ‘critical’의 순서로 나타났다. 두 모델에서 확인된 단어는 과학탐구를 수행하고 구성하는 데에 있어 필수적인 단어들이자 탐구 개념을 보충 설명하는 단어로 판단되며 도출된 단어의 종류를 살펴볼 때, 어느 정도 성능의 유사성이 발견되었다. 다만 Inquiry 영역에서 중요하게 고려되는 탐구의 경험성과 추론에 근거한 활동성(Kim *et al.*, 2015), 비판적인 태도의 형성과 관련된 ‘experience’, ‘critical’, ‘inference’가 CBOW 모델보다 높은 코사인 유사도를 가지는 점은 Skip-gram 모델의 좋은 성능을 상대적으로 나타내는 부분이다.

Thinking 영역과 유사도가 높은 단어는 Table 9와 같이 CBOW 모델에서 ‘knowledge’, ‘theories’,

‘research’ 였으며, Skip-gram 모델은 유사하게 ‘knowledge’, ‘theories’, ‘creativity’ 였다. 좀 더 확장하여 살펴보면, 두 모델 모두에서 유사도가 높은 상위 5개의 단어 중 3개가 ‘knowledge’, ‘theories’, ‘students’로 동일했고 전반적인 코사인 유사도 값이 유사하며, 특히 첫 번째와 두 번째 위치의 단어가 같다는 점은 두 모델에서 기인한 임베딩 성능의 차이는 크지 않다는 점을 의미한다. 또한 NOS에서 과학적 사고가 상상과 창의성에 기반을 한다는 점(Lederman, 1992), 그리고 과학자가 새로운 지식과 이론을 발견하는 방법과 과학적 사고는 밀접한 관련이 있다는 점은 Thinking 영역에 있어 성능이 괜찮은 임베딩 결과라고 볼 수 있다(Lee, 2013).

비슷한 맥락으로 knowledge 영역과 유사도가 높은 단어를 확인해보면 Table 10과 같이 CBOW 모델에서 ‘theories’, ‘thinking’, ‘implications’ 순서이며,

Table 9. Compare Word Embedding Results by Model (Thinking)

Thinking			
CBOW		Skip-gram	
knowledge	0.4816	knowledge	0.4827
theories	0.4212	theories	0.4286
research	0.4084	creativity	0.4058
explicitly	0.3866	students	0.3970
students	0.3802	literacy	0.3959
literacy	0.3797	cultural	0.3888
observation	0.3759	observation	0.3837
ideas	0.3748	criticism	0.3799
criticism	0.3728	STS	0.3710
cultural	0.3664	technology	0.3701

Table 10. Compare Word Embedding Results by Model (Knowledge)

Knowledge			
CBOW		Skip-gram	
theories	0.4627	literacy	0.4043
thinking	0.4418	thinking	0.3882
implications	0.4305	theories	0.3659
analyzed	0.3877	field	0.3246
models	0.3815	models	0.3337
practice	0.3750	practice	0.3284
teaching	0.3699	laws	0.3196
laws	0.3557	concept	0.3100
inquiry	0.3498	NOS	0.3079
creativity	0.3433	inquiry	0.2999

Table 11. Compare Word Embedding Results by Model (STS)

Science, Technology and Society (STS)			
CBOW		Skip-gram	
problem	0.4896	influences	0.4840
complex	0.4761	solve	0.4431
social	0.4217	problem	0.4224
corporate	0.4194	culture	0.4123
culture	0.3996	activity	0.4005
development	0.3926	context	0.3996
field	0.3899	evolution	0.3987
SSI	0.3801	social	0.3889
endeavor	0.3782	human	0.3824
communication	0.3777	development	0.3806

Skip-gram 모델은 ‘literacy’, ‘thinking’, ‘theories’였다. 또한, 두 모델에서 중복되는 단어의 수는 상위 5개의 단어 중에 ‘thinking’, ‘theories’, ‘models’ 3개였다. 한 가지 눈에 띄는 점은 Thinking 영역에서도 ‘knowledge’라는 단어가 유사도가 높게 확인되었으며, knowledge 영역에서도 ‘thinking’의 유사도가 높게 나타났다는 점이다. 이는 NOS 관련 문헌을 학습하였을 때, 두 개의 영역을 완벽하게 분리해서 임베딩 하기가 어렵다는 점을 시사하고 NOS가 인식론적인 분야인 점에 기인하여 과학적 지식의 형성이 과학적 사고에 밀바탕을 두고 있어 두 영역을 다르게 생각하기 어렵다는 기존의 연구 결과를 반영한 것으로 보인다(Bayir *et al.*, 2014; Schwartz & Lederman, 2008).

Table 11의 결과와 같이 STS 영역의 CBOW 모델에서는 ‘problem’, ‘complex’, ‘social’의 순서였으며, Skip-gram 모델은 ‘influences’, ‘solve’, ‘problem’ 순으로 유사도가 높게 확인되었다. STS 영역은 본 연구의 기준으로 삼은 Lee (2014b)의 4가지 영역 중에 NOS 요소를 가장 많이 제시하고 있는 영역이자 많은 과학교육의 지침서들과 연구 논문에서 강조하는 측면이다(Lee, 2013). 하지만 임베딩 결과는 두 모델에서 모두 사회 문제의 해결에만 초점을 맞추어 단어가 제시되고 있으며, STS 영역에서 중요하게 여기는 과학의 양면성, 사회적 환경에 대한 영향성, 기타 학문과의 연계성을 나타내는 단어는 거의 나타나지 않았다. 또한, 과학과 기술이 사회에 미치는 한계성과 관련된 윤리적인 의미를 드러내는 단어도 나타나지 않았다.

IV. 요약 및 시사점

본 연구는 NOS와 관련되는 문헌을 중심으로 NOS 영역에 따라 Word2Vec을 활용하여 단어수준 워드임베딩 결과를 정성적으로 비교 탐색해본 것이다. 먼저 분석을 위한 말뭉치의 구성은 WoS에서 NOS와 관련되는 920편의 초록으로 하였다. 분석 모델로는 가장 많은 활용성을 보이는 CBOW와 Skip-gram으로 정하였는데, 말뭉치에 적용하기에 앞서 모델별로 최적화된 인자를 탐색하였다. 이러한 탐색 과정은 ‘NOS’와 유사한 단어를 도출하는 모델의 성능 평가를 통해 이루어졌으며, CBOW (vector 200, min_count 10, threads 5, iteration 100, window 1)와 Skip-gram (vector 200, min_count 10, threads 5, iteration 200, window 3)에서 비교를 통해 최적화된 인자를 확정하였다. 그 후, NOS의 4가지 영역에 적용하여 유사도가 높은 단어의 종류를 확인하였다. 결과적으로 Inquiry 영역은 과학탐구에서 지향하는 추론 능력과 탐구의 경험적인 속성 그리고 비판적 태도 형성과 관련된 단어들이 비교적 두 모델에서 잘 나타내고 있었다. Thinking 및 Knowledge 영역에서는 두 모델별 임베딩 성능 차이는 나타나지 않았으나 유사도가 높은 단어가 상호 영역 명을 공유하고 있어 제대로 된 학습을 하기 위해 두 모델 외에 다른 임베딩 모델의 적용이 필요해 보였다. STS 영역에서도 과학과 기술이 사회에 미치는 여러 측면이 나타나지 않아 STS 영역만의 특징을 탐색하기에 부족한 임베딩 성능을 지닌 것으로 평가되어 추후 다른 모델 적용이 필요해 보였다. 종합적으로 NOS가 궁극적으로 내포하고 있는 과학에 대한 지식이나 탐구방법에 대한 이해 그리고 과학의 철학적 배경 및 사회문화적 가치와 활용에 대

한 것은 본 연구의 모델별 임베딩을 통한 4가지 영역에 명확히 구분되지 않았다. 이는 NOS가 여러 가지 과학 활동 속에서 감추어진 특성이 많으며, 과학이라는 의미에서 명시적으로 드러내는 가치 이외에 다양한 요소와 접근의 암묵적인 가치가 내재된 개념임을 의미한다.

인공지능은 사람의 인지능력을 모방하여 컴퓨터 프로그램으로 구현한 것으로(Russell, 2015), 데이터를 기반으로 학습하고 예측·분석하는 기술이며 지도학습, 비지도 학습, 강화 학습으로 구성되어 있다(Raschka & Mirjalili, 2019). 그리고 이러한 기술적 배경은 우리가 살아가는 환경을 좀 더 지능적으로 만들뿐 아니라 인공지능 문해력의 강조와(Aoun, 2017) 교과교육 분야에서 교육과정과 연계된 혁신의 과정을 장려하는 단계까지 이르렀다. 특히, 위의 맥락에 따라 과학교육에서의 인공지능 활용은 교사들과 학생들의 요구 선호도가 높은 만큼(Shin & Shin, 2020) 기존의 인공지능과 교과교육의 융합 정도를 넘어선 보다 적극적인 연구가 필요하다고 할 수 있다. 그런 의미에서 본 연구는 과학교육 분야에서 개념에 대한 정의가 다양한 NOS를 인공지능이 학습할 수 있는 모델을 바탕으로 새로운 방법론적인 접근을 시도하였다는 점에서 의의가 있다고 할 수 있다. 물론 모델을 통해서 학습할 때는 어떠한 데이터를 활용하여, 어떠한 방법으로 수행하는지에 따라서 성능 차이가 발생할 수 있다. 그리고 이러한 점을 해결하려면 좀 더 성능이 개선된 다른 모델을 바탕으로 학습을 시도할 수도 있으며, 현장 과학교육에 적합한 양질의 데이터와 많은 수의 데이터를 활용하는 것도 하나의 방법이자 앞으로의 연구에서 수행해야 할 과제이다. 그렇지만 본 연구에서 제시하는 인공지능의 과학교육 활용에 대한 더욱 폭넓은 시사점은 인공지능과의 관계성에 바탕을 둔 의사소통의 가능성이라고 답할 수 있다. 전통적으로 학습 내용의 방대성과 나선형 교육과정의 영향으로 학생들의 수준 차이 문제가 꾸준히 제기된 과학 교과는 한층 진보된 수준별 교육을 위하여 교사 이외에 다른 조력자가 필요하다. 그 역할은 언어를 매개로 소통 가능한 인공지능이 될 수 있을 것이며, 이는 과학교육 활용 가능성에 대한 판단 기준이 될 수 있다.

그러나 본 연구에서 수행한 단어수준 워드임베딩의 성능 평가가 연구자의 검토를 통한 정성적인 평가에 그치고 있다는 점이 한계점으로 작용하였다. 모델을 설정하고 올바르게 학습하여 좋은 성능을 내고 있는지에 대한 논의를 할 때, 일반적으로 단어 유사도 평가를 사용한다. 이는 일련의 단어 쌍을 미리 구성한 후에 사람이 평가한 점수와 단어 벡터 간 코사인 유사도 사이의 상관관계를 미리 계산하여 단어수준 워

드임베딩의 품질을 평가하는 방법인데(Lee, 2019), 사전에 단어 사이의 관계에 대한 데이터 세트를 구축한 후 평가를 진행한다. 하지만 본 연구에서는 연구 주제와 목적에 부합하는 비교 가능한 데이터 세트를 구축하지 못한 관계로 정량적인 평가를 하지 못했다. 또한, 단어 벡터가 이루는 각 θ 에 대하여 평면상에 투영되는 $\cos\theta$ 값에 따라 유사도를 판별하는 특성상 중의적인 표현의 단어들이 동일한 의미를 가진 벡터로 표현되는 경우가 생길 수 있다. 이러한 경우, 문맥을 이해하는 워드임베딩 성능에 큰 영향을 끼칠 가능성이 생기는데, 이를 모두 고려하지 못하였다.

의사소통은 언어를 매개로 이루어지며, 이러한 언어를 통해 상호 간의 관계를 재정립하고 상대방을 사고를 이해하는 원동력을 지니게 된다. 따라서 본 연구에서 논의한 컴퓨터가 학습한 NOS의 영역별 매핑 결과는 앞으로 인공지능으로 대표되는 새로운 잠재력을 가진 개체의 의사소통 매개수단을 이해하고, 그들과 인간과의 새로운 관계 정립을 담보로 한다는 점에서 의의가 있다. 물론 그 전에 인공지능과의 의사소통 결과가 신뢰할 만한 결과를 산출한다는 전제가 있어야 한다. 하지만 이를 진정으로 과학교육 상에서 의미있게 활용하고 상생하는 관계를 유지하려면 근대적인 이분법으로는 설명할 수 없는 새로운 관계의 대면을 준비해야 할 것이다. 물론 과학만능주의, 기술결정론과 같은 극단적인 입장에서 서는 것은 옳지 않다. 존재나 현상에 당위를 비약하여 가치를 창출하는 자연주의적 오류(naturalistic fallacy)를 지양해야 하며, 당위에서 현상으로 비약하는 도덕주의적 오류(moralistic fallacy) 또한 지양해야 한다(Kim, 2021). 즉, 컴퓨터가 학습한 새로운 언어를 이해하여 과학교육에서 필요한 정도를 찾아가는 것이 무엇보다 중요한 것이다. 최근 미래 관련 다양한 포럼과 미디어에서는 인공지능과 공존하는 사회의 예측 불확정성 및 언어를 매개체로 한 의사소통의 중요성을 강조하고 있다. 따라서 과학교육에서도 비전 있는 대책과 새로운 분야와의 통섭을 통해 급변하는 시대에 신속한 대응을 할 수 있도록 준비해야 할 것이다.

국 문 요 약

본 연구의 목적은 NOS 관련 주제를 대상으로 컴퓨터가 얼마나 효율적이고 타당하게 학습할 수 있는지에 대하여 정성적으로 탐색하고자 한 연구이다. 이를 위해 NOS와 관련되는 문헌(논문초록 920편)을 중심으로 말뭉치를 구성하였으며, 최적화된 Word2Vec (CBOW, Skip-gram)모델의 인자를 확인하였다. 그리고 NOS의 4가지 영역(Inquiry,

Thinking, Knowledge, STS)에 따라 단어수준 워드임베딩 모델 비교평가를 수행하였다. 연구 결과, 선행연구와 사전 성능 평가에 따라 CBOW 모델은 차원 200, 스레드 수 5, 최소빈도수 10, 반복횟수 100, 맥락범위 1로 결정되었으며, Skip-gram 모델은 차원수 200, 스레드 수 5, 최소빈도수 10, 반복횟수 200, 맥락범위 3으로 결정되었다. NOS의 4가지 영역에 적용하여 확인한 모델별 유사도가 높은 단어의 종류는 Skip-gram 모델이 Inquiry 영역에서 성능이 좋았다. Thinking 및 Knowledge 영역에서는 두 모델별 임베딩 성능 차이는 나타나지 않았으나, 각 모델별 유사도가 높은 단어의 경우 상호 영역 명을 공유하고 있어 제대로 된 학습을 하기 위해 다른 모델의 추가 적용이 필요해 보였다. STS 영역에서도 지나치게 문제 해결과 관련된 단어를 나열하면서 포괄적인 STS 요소를 탐색하기에 부족한 임베딩 성능을 지닌 것으로 평가되었다. 본 연구를 통해 NOS 관련 주제를 컴퓨터에게 학습시켜 과학교육에 활용할 수 있는 모델과 인공지능 활용에 대한 전반적인 시사점을 줄 수 있을 것으로 기대된다.

주제어: 과학의 본성, 워드임베딩 모델, 인공지능, 정성적 평가

References

- Abd-El-Khalick, F. (2005). Developing deeper understandings of nature of science: The impact of a philosophy of science course on preservice science teachers' views and instructional planning. *International Journal of Science Education, 27*(1), 15-42.
- Abell, S., Martini, M., & George, M. (2001). 'That's what scientists have to do': Preservice elementary teachers' conceptions of the nature of science during a moon investigation. *Journal of Research in Science Teaching, 23*(11), 1095-1109.
- Ackerson, V. L., Morrison, J. A., & McDuffie, A. R. (2006). One course is not enough: Preservice elementary teachers' retention of improved views of nature of science. *Journal of Research in Science Teaching, 43*, 194-213.
- Akerson, V. L., Buzzelli, C., & Donnelly, L. A. (2010). On the nature of teaching nature of science: Preservice early childhood teachers' instruction in preschool and elementary settings. *Journal of Research in Science Teaching, 47*, 213-233.
- American Association for the Advancement of Science [AAAS]. (1990). *Science for all Americans*. New York, NY: Oxford University Press.
- Aoun, J. E. (2017). *ROBOT-PROOF: Higher education in the age of artificial intelligence*. Cambridge, MA: MIT Press.
- Bartholomew, H., Osborne, J., & Ratcliffe, M. (2004). Teaching pupils "ideas-about-science": Five dimensions of effective practice. *Science Education, 88*, 655-682.
- Bayir, E., Cakici, Y., & Ertas, O. (2014). Exploring natural and social scientists' views of nature of science. *International Journal of Science Education, 36*(8), 1286-1312.
- Chiappetta, E. L., & Fillman, D. A. (2005). *Analysis of five high school biology textbooks used in the United States for inclusion of the nature of science*. Paper presented at the National Association for Research in Science Teaching meeting. Dallas, TX.
- Chiappetta, E. L., Fillman, D. A., & Sethna, G. H. (1991). A method to quantify major themes of scientific literacy in science textbooks. *Journal of Research in Science Teaching, 28*, 713-725.
- Chiappetta, E. L., Sethna, G. H., & Fillman, D. A. (1991). A qualitative analysis of high school chemistry textbooks for scientific literacy themes and expository learning aids. *Journal of Research in Science Teaching, 28*, 936-951.
- Choi, S., Matteson, A. S., & Lim, H. (2018). Utilizing local bilingual embeddings on Korean-English law data. *Journal of the Korea Convergence Society, 9*(10), 45-53.
- Coburn, W. W., & Loving, C. C. (2002). Investigation of preservice elementary teachers' thinking about science. *Journal*

- of Research in Science Teaching*, 39(10), 1016-1-31.
- Collette, A., & Chiappetta, L. E. (1984). *Science instruction in the middle and secondary schools*. St. Louis, MO: Times Millor/Mosby.
- Duschl, R. (2000). Making the nature of science explicit. In R. Millar, J. Leach, & J. Osborne (Eds.), *Improving science education: The contribution of research* (pp. 187-206). Philadelphia, PA: Open University Press.
- Harding, P., & Hare, W. (2000). Portraying science accurately in classrooms: Emphasizing open-mindedness rather than relativism. *Journal of Research in Science Teaching*, 37(3), 225-236.
- Kang, H., & Yang, J. (2019). Optimization of Word2vec models for Korean word embeddings. *Journal of Digital Contents Society*, 20(4), 825-833.
- Kim, G., Kang, G., Son, M., Lee C., Hong, S., & Kim, S. (2020). A big-data analysis of issues on North Korea and media agenda setting functions: Applying topic modeling and word-embedding methods. *Peace Studies*, 28(1), 287-332.
- Kim, H. (2021). The artificial intelligence era and science education -With a focus on the autonomy and relatedness of artificial intelligence-. *The Journal of Yeolin Education*, 29(6), 1-23
- Kim, Y., Lee, B., & Ha, Y. (2015). Scientific reasoning and nature of science found in the history of atomic model development -College science for scientific literacy. *Korean Journal of General Education*, 9(2), 347-376.
- Korawit, O., & Wu, Y. (2019). Word sense disambiguation using cosine similarity collaborates with Word2vec and WordNet. *Future Internet*, 11(5), 114.
- Kottur, S., Vedantam, R., Moura, J. M. F., & Parikh, D. (2015). *Visual word2vec (vis-w2v): Learning visually grounded word embeddings using abstract scenes*. CoRR, abs/1511.07067.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). *Imagenet classification with deep convolutional neural networks*. In Advances in Neural Information Processing Systems, 1097-1105.
- Lederman, N. G. (1992). Students' and teachers' conceptions of the nature of science: A review of the research. *Journal of Research in Science Teaching*, 29(4), 331-359.
- Lee, G. (2019). *Korean Embedding*. Seoul: Acon.
- Lee, Y. (2013). A proposal of inclusive framework of the Nature of Science (NOS) based on the 4 themes of scientific literacy for K-12 school science. *Journal of the Korean Association for Science Education*, 33(3), 553-568.
- Lee, Y. (2014a). Comparative analysis of the presentation of the Nature of Science (NOS) in Korea and US elementary science textbooks. *Journal of the Korean Association for Science Education*, 34(3), 207-212.
- Lee, Y. (2014b). What do scientists think about the Nature of Science? -Exploring views of the Nature of Science of Korean scientists related with life science area. *Journal of the Korean Association for Science Education*, 34(7), 677-691.
- Lee, Y., Son, Y., & Kim, K. (2014). Analysis of the presentation for the Nature of Science in elementary science textbooks using the four themes of scientific literacy. *Journal of Korean Elementary Science Education*, 33(2), 207-216.
- Sahlgren, M. (2008). The distributional hypothesis. *Italian Journal of Disability Studies*, 20, 33-53.
- McComas, W. F. (2005). *Seeking NOS standards: What content consensus exists in popular books on the nature of science?*. Paper presented at the National Association for Research in Science Teaching meeting. Dallas, TX.
- McDonald, C. V. (2010). The influence of explicit nature of science and argumentation instruction on preservice

- teachers' views of nature of science. *Journal of Research in Science Teaching*, 47, 1137-1164.
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Efficient estimation of word representations in vector space*. arXiv preprint arXiv: 1301.3781.
- Mikolov, T., Sutskever, I., Chen, K., Corrado, G., & Dean, J. (2013). *Distributed representations of words and phrases and their compositionality*. Advances in neural information processing systems, 3111-3119.
- National Research Council [NRC]. (1996). *National science education standards*. Washington, DC: National Academy Press.
- National Research Council [NRC]. (2012). *A framework for K-12 science education*. Washington, DC: National Academy Press.
- Oliveira, A. W., Akerson, V. L., Colak, H., Pongsanon, K., & Genel, A. (2012). The implicit communication of nature of science and epistemology during inquiry discussion. *Science Education*, 96, 652-684.
- Raschka, S., & Mirjalili, V. (2019). *Python machine learning: Machine learning and deep learning with python, scikit-learn, and TensorFlow 2*. Birmingham, England: Packt Publishing Ltd.
- Russell, S., & Bohannon, J. (2015). Artificial intelligence. Fears of an AI pioneer. *Science*, 349(6245), 252.
- Schwartz, R., & Lederman, N. (2008). What scientists say: Scientists' views of nature of science and relation to science context. *International Journal of Science Education*, 30(6), 727-771.
- Shin, D., & Kim, C. (2016). Query extension of retrieve system using Hangul word embedding and Apriori. *Journal of Advanced navigation Technology*, 20(6), 617-624.
- Shin, S., & Kim, K. (2016). Addressing the new user problem of recommender systems based on word embedding learning and skip-gram modelling. *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, 21(7), 9-16.
- Shin, W., & Shin, D. (2020). A study on the artificial intelligence in elementary science education. *Journal of Korean Elementary Science Education*, 39(1), 117-132.
- Taylor, A. R., Jones, M. G., Broadwell, B., & Oppewal, T. (2008). Creativity, inquiry, or accountability? Scientists' and teachers' perceptions of science education. *Science Education*, 92, 1058-1075.
- Yun, E., & Park, Y. (2019). Qualitative performance evaluation of the word-embeddin model through learning science Textbook Corpus(K-STeC). *New Physics: Sae Mulli*, 69(10), 1038-1052.

저 자 정 보

김 형 욱

(서울대학교
교육종합연구원 객원연구원)