

(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2024-0050735

(43) 공개일자 2024년04월19일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)

G06F 40/30 (2020.01) G06F 40/247 (2020.01)

G06N 3/08 (2023.01)

(52) CPC특허분류

G06F 40/30 (2020.01)

G06F 40/247 (2020.01)

(21) 출원번호 10-2022-0130487

(22) 출원일자 2022년10월12일

심사청구일자 2022년10월12일

(71) 출원인

고려대학교 산학협력단

서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)

(72) 발명자

임희석

서울특별시 성북구 안암로 145 자연계캠퍼스애기
능생활관 311호 NLP&AI연구실

오동석

서울특별시 동대문구 천호대로39길 19. 202호

(74) 대리인

김동용

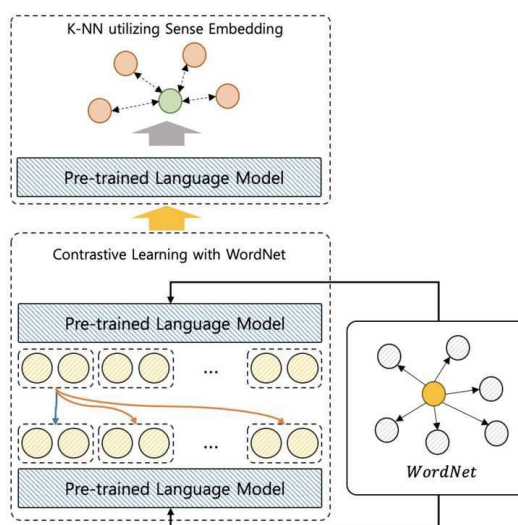
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 대조적 학습을 이용한 어휘 의미망 관계 이해 및 단어 중의성 해소 방법 및 장치

(57) 요약

단어 중의성 해소 방법이 개시된다. 상기 단어 중의성 해소 방법은 적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 사전학습된 언어 모델(Pre-Trained Language Model, PTLM)에 대한 대조적 학습(contrastive learning)을 수행하는 단계, 대조적 학습이 완료된 언어 모델을 이용하여 어휘 의미망에 포함된 센스들 각각에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계, 타겟 문장에 포함된 중의성 단어에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계, 및 상기 중의성 단어의 중의성을 해소하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도1



(52) CPC특허분류

G06N 3/088 (2023.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711152697
과제번호	2020-0-00368-003
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	차세대인공지능핵심원천기술개발
연구과제명	뉴럴-심볼릭(neural-symbolic) 모델의 지식 학습 및 추론 기술 개발
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2022.01.01 ~ 2022.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345349433
과제번호	2021R1A6A1A03045425
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	Human-inspired AI 연구소
기 여 율	1/2
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2022.03.01 ~ 2023.02.28

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 단어 중의성 해소 방법에 있어서,
사전학습된 언어 모델(Pre-Trained Language Model, PTLM)에 대한 대조적 학습(contrastive learning)을 수행하는 단계;

대조적 학습이 완료된 언어 모델을 이용하여 어휘 의미망에 포함된 센스들 각각에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계;

타겟 문장에 포함된 중의성 단어에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계; 및

상기 중의성 단어의 중의성을 해소하는 단계를 포함하는 단어 중의성 해소 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 대조적 학습을 수행하는 단계는,

상기 어휘 의미망으로부터 복수의 양의 쌍들(positive pairs)을 학습 데이터로 추출하는 단계;

상기 복수의 양의 쌍들을 입력 데이터로 하여 상기 사전학습된 언어 모델에 대한 대조적 학습을 수행하는 단계를 포함하는,

단어 중의성 해소 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 복수의 양의 쌍들 각각은 앵커 센스(anchor sense)와 상기 앵커 센스와 1-홉(1-hop) 관계의 센스로 구성되는,

단어 중의성 해소 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 1-홉 관계의 센스는 상기 앵커 센스와 상위어, 하위어, 부분어, 전체어, 및 유의어 관계 중 어느 하나의 관계에 있는,

단어 중의성 해소 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 대조적 학습은 상기 양의 쌍과 상기 양의 쌍에 포함된 센스들 각각에 대한 정의를 의미하는 글로스 정보(gloss information)를 입력 데이터로 이용하는,

단어 중의성 해소 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 중의성 단어의 중의성을 해소하는 단계는 상기 중의성 단어에 대응하는 의미 벡터와 가장 높은 유사도를

보이는 의미 벡터에 대응하는 단어를 선택하는,
단어 중의성 해소 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 기계가 자연어 이해를 하기 위한 단계인 단어 중의성 해소 기술에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 단어 중의성 해소 기술로써 지도 방식과 비지도 방식이 존재한다. 이 중 지도 방식은 높은 성능을 내기 위해서 많은 양의 의미 태그된 학습 데이터가 필요하다는 단점이 있다. 이러한 문제를 해결하고자 비지도 방식의 단어 중의성 해소 방법이 많이 사용되고 있다. 본 발명에서는 대량의 의미 태그된 데이터가 필요 없는 어휘 의미망 정보를 이용한 비지도 방식의 단어 중의성 해소 방법을 제안한다.

[0003] 대조적 학습(contrastive learning)은 의미적으로 가까운 샘플은 가깝게 배치하고 의미적으로 먼 샘플은 멀게 배치하여 효과적인 표현을 배우는 것을 목표로 한다. 이를 위해 이전의 대조적 학습은 비지도 방법으로 in-batch negatives와 함께 교차 엔트로피 목표를 취해 학습한다.

[0004] 워드넷(WordNet)은 대표적인 어휘 의미망이다. 본 발명에서는 워드넷(WordNet)에 정의된 관계와 글로스(Gloss) 정보를 활용하여 단어간의 관계 및 문장의 문맥(Context)을 정확하게 이해하는 모델을 제안한다. 워드넷(WordNet)의 경우, 유의어(synonym), 반의어(antonym), 상위어(hypernym), 부분어(meronym) 등 단어 간의 관계가 의미적으로 정의되어 있다. 본 발명에서는 반의어(antonym)를 제외한 나머지 1-홉(1-hop) 관계에 있는 단어를 양의 쌍(Positive Pair)로 정의하여 모델을 학습한다. 학습 이후에는, 학습된 모델을 기반으로 워드넷(WordNet)에 정의된 센스 노드들(sense nodes)을 벡터로 추출한다. 추출된 벡터를 통해 분류 알고리즘(예컨대 kNN 알고리즘)으로 단어 중의성을 해소할 수 있다.

선행기술문헌

특허문헌

[0005] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허 제2022776호 (2019.09.19. 공고)
(특허문헌 0002) 대한민국 공개특허 제2021-0048895호 (2021.05.04. 공개)
(특허문헌 0003) 대한민국 등록특허 제2306344호 (2021.09.28. 공고)

발명의 내용

해결하려는 과제

[0006] 본 발명은 많은 양의 의미 태그된 학습 데이터가 필요없는 비지도 방식의 어휘 의미망을 이용한 단어 중의성 해소 방법을 제공한다. 또한, 문맥 정보를 활용하지 못하는 어휘 의미망을 이용한 비지도 방식의 문제점을 해결하기 위해 어휘 의미망의 글로스(Gloss) 정보를 이용한다. 또한, 문맥 정보를 활용하는 언어 모델의 경우 어휘 의미망에 정의된 관계 정보를 이해할 수 없다. 따라서, 본 발명에서는 대조적 학습을 이용해 글로스 간의 관계를 이해하는 방법으로 사전 학습을 진행한다.

과제의 해결 수단

[0007] 본 발명의 일 실시예에 따른 단어 중의성 해소 방법은 적어도 프로세서(processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 사전학습된 언어 모델(Pre-Trained Language Model, PTLM)에 대한 대조적 학습(contrastive learning)을 수행하는 단계, 대조적 학습이 완료된 언어 모델을 이용하여 어휘 의미망에 포함된 센스들 각각에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계, 타겟 문장에 포함된 중의성 단어에 대한 의미 벡터를 생성하는 단계, 및 상기 중의성 단어의 중의성을 해소하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0008] 많은 양의 의미 태그된 학습 데이터가 필요치 않고, 사전학습 언어 모델과 어휘 의미망의 정보만을 활용하여 단어 중의성 문제를 해결할 수 있다. 또한, 기존의 사전학습 언어 모델이 학습하지 못한 단어 간의 관계를 학습할 수 있도록 대조적 학습을 이용하여 어휘 의미망의 관계를 학습한다. 이렇게 학습된 언어 모델을 통해 센스 임베딩(Sense Embedding)을 생성하고 kNN 알고리즘을 통해 단어 중의성 해소를 진행한다. 생성된 센스 임베딩은 대용량의 메모리를 요구하지 않기 때문에 저사양의 하드웨어로 고품질의 자연어 이해를 진행할 수 있다.

도면의 간단한 설명

- [0009] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 상세한 설명이 제공된다.
- 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 중의성 해소 방법을 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 2는 대조적 학습을 설명하기 위한 개념도이다.
- 도 3은 단어 임베딩 추출과 단어 중의성 해소 단계를 설명하기 위한 개념도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0010] 본 명세서에 개시되어 있는 본 발명의 개념에 따른 실시예들에 대해서 특정한 구조적 또는 기능적 설명들은 단지 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 설명하기 위한 목적으로 예시된 것으로서, 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 형태들로 실시될 수 있으며 본 명세서에 설명된 실시예들에 한정되지 않는다.
- [0011] 본 발명의 개념에 따른 실시예들은 다양한 변경들을 가할 수 있고 여러 가지 형태들을 가질 수 있으므로 실시예들을 도면에 예시하고 본 명세서에서 상세하게 설명하고자 한다. 그러나, 이는 본 발명의 개념에 따른 실시예들을 특정한 개시 형태들에 대해 한정하려는 것이 아니며, 본 발명의 사상 및 기술 범위에 포함되는 모든 변경, 균등물, 또는 대체물을 포함한다.
- [0012] 제1 또는 제2 등의 용어는 다양한 구성 요소들을 설명하는데 사용될 수 있지만, 상기 구성 요소들은 상기 용어들에 의해 한정되어서는 안 된다. 상기 용어들은 하나의 구성 요소를 다른 구성 요소로부터 구별하는 목적으로만, 예컨대 본 발명의 개념에 따른 권리 범위로부터 벗어나지 않은 채, 제1 구성 요소는 제2 구성 요소로 명명될 수 있고 유사하게 제2 구성 요소는 제1 구성 요소로도 명명될 수 있다.
- [0013] 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "연결되어" 있다거나 "접속되어" 있다고 언급된 때에는, 그 다른 구성 요소에 직접적으로 연결되어 있거나 또는 접속되어 있을 수도 있지만, 중간에 다른 구성 요소가 존재할 수도 있다고 이해되어야 할 것이다. 반면에, 어떤 구성 요소가 다른 구성 요소에 "직접 연결되어" 있다거나 "직접 접속되어" 있다고 언급된 때에는 중간에 다른 구성 요소가 존재하지 않는 것으로 이해되어야 할 것이다. 구성 요소들 간의 관계를 설명하는 다른 표현들, 즉 "~사이에"와 "바로 ~사이에" 또는 "~에 이웃하는"과 "~에 직접 이웃하는" 등도 마찬가지로 해석되어야 한다.
- [0014] 본 명세서에서 사용한 용어는 단지 특정한 실시예를 설명하기 위해 사용된 것으로서, 본 발명을 한정하려는 의도가 아니다. 단수의 표현은 문맥상 명백하게 다르게 뜻하지 않는 한, 복수의 표현을 포함한다. 본 명세서에서, "포함하다" 또는 "가지다" 등의 용어는 본 명세서에 기재된 특징, 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것이 존재함을 지정하려는 것이지, 하나 또는 그 이상의 다른 특징들이나 숫자, 단계, 동작, 구성 요소, 부분품 또는 이들을 조합한 것들의 존재 또는 부가 가능성을 미리 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다.
- [0015] 다르게 정의되지 않는 한, 기술적이거나 과학적인 용어를 포함해서 여기서 사용되는 모든 용어들은 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 일반적으로 이해되는 것과 동일한 의미를 가진다. 일반적으로 사용되는 사전에 정의되어 있는 것과 같은 용어들은 관련 기술의 문맥상 가지는 의미와 일치하는 의미를 갖는 것으로 해석되어야 하며, 본 명세서에서 명백하게 정의하지 않는 한, 이상적이거나 과도하게 형식적인 의미로 해석되지 않는다.
- [0016] 이하, 본 명세서에 첨부된 도면들을 참조하여 본 발명의 실시예들을 상세히 설명한다. 그러나, 특허출원의 범위가 이러한 실시예들에 의해 제한되거나 한정되는 것은 아니다. 각 도면에 제시된 동일한 참조 부호는 동일한 부재를 나타낸다.

[0017] 본 발명에서는 대조적 학습(Contrastive Learning)을 이용한 어휘 의미망 관계 이해 및 단어 중의성 해소 방법을 제안한다. 상기 방법은 적어도 프로세서(processor) 및/또는 메모리(memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 랩탑 컴퓨터, 태블릿 PC 등의 전자 장치로 구현될 수 있다.

[0018] 단어 중의성 해소 방법은 대조적 학습 단계, 센스 임베딩 추출 단계, 및 단어 중의성 해소 단계를 포함한다. 단어 중의성 해소 방법을 설명하기 위한 개념도는 도 1에 도시되어 있다.

[0019] 우선, 대조적 학습(Contrastive Learning)을 수행하기 위해서는 양의 샘플(positive sample)을 구축하여야 한다. 양의 샘플은 앵커 센스(anchor sense)와 특정 관계(relation)으로 연결된 센스를 포함하는 양의 쌍들(positive pairs)을 포함한다. 앵커 센스와 부분관계나 상하관계, 동의어 관계에 있는 센스가 이용할 수 있다. 이들 센스들은 모두 앵커 센스와 1-홉(1-hop) 관계를 가지며, 앵커 센스의 의미를 결정하는 데 중요한 역할을 수행한다. 따라서, 본 발명에서는 유의어(Synonym), IsA(Hypernym(상위어)), Hyponym(하위어)), PartOf(Meronym(부분어)), 및 HasA(Holonym(전체어)) 정보 중 적어도 하나 이상을 포함하는 센스 정보들을 양의 샘플로 사용한다. 따라서, 하나의 앵커 센스에 대하여 복수 개의 양의 쌍들이 존재할 수 있다. 또한, 어휘의 의미를 이해하기 위하여, 각 양의 쌍들은 포함되는 센스들에 대응하는 글로스 정보를 포함할 수 있다. 양의 샘플을 수학적식으로 표현하면 다음과 같다.

$$s_{positive} = s_i^{Synonym} \cup s_i^{IsA} \cup s_i^{PartOf} \cup s_i^{HasA}$$

[0021] 위 수학적식에서, 앵커 센스 i 와 관련하여 추출된 양의 샘플들은 $s_{positive}$ 로 정의된다.

[0022] 보다 구체적으로, 양의 샘플은 소정의 어휘 의미망(예컨대, WordNet)으로부터 구축될 수 있다. 일 예로, 워드넷(WordNet) 등의 어휘 의미망으로부터 각각이 앵커 센스와 소정 관계에 있는 센스로 구성된 양의 쌍들을 추출함으로써 양의 샘플이 구축될 수 있다. 어휘 의미망은 소정의 유무선 통신망을 통하여 수신될 수 있고, 컴퓨팅 저장 장치에 포함될 수 있는 저장부에 저장될 수도 있다.

[0023] 대조적 학습, 즉 대조 표현 학습의 목표는 유사한 샘플 쌍이 서로 가깝게 유지되는 반면 유사하지 않은 샘플 쌍은 멀리 떨어져 있는 임베딩 공간을 학습하는 것이다. 대조적 학습은 지도 및 비지도 설정 모두에 적용할 수 있다. 비지도 데이터로 작업할 때 대조적 학습은 자기 지도 학습에서 가장 강력한 접근 방식 중 하나이다. 대조 손실 함수(contrastive loss functions)는 마진 기반 손실(margin-based losses) 및 NCE(Noise Contrastive Estimation, 노이즈 대비 추정) 손실의 변형들과 같은 다양한 형식으로 정의될 수 있다. 대표적으로, InfoNCE는 NCE 기반의 대조 손실 함수를 내적(dot product)으로 측정한 유사도(similarity)와 함께 계산한다(Aaron van den Oord, Yazhe Li, and Oriol Vinyals. 2018. Representation learning with contrastive predictive coding. arXiv preprint arXiv:1807.03748.). 여기서, 유사도(또는 유사성)는 코사인 유사도(cosine similarity)를 의미할 수 있다.

[0024] 대조적 학습을 설명하기 위한 개념도인 도 2를 참조하면, 앵커 센스 x_i 및 앵커 센스 x_i 와 의미적으로 관련 있는 센스 x_i^+ 를 포함하는 양의 쌍들인 양의 샘플들인 $\mathcal{D} = \{(x_i, x_i^+)\}_{i=1}^m$ 를 가정했을 때, 소프트맥스 함수를 사용하는 in-batch 네거티브인 크로스 엔트로피를 사용한다. $\mathbf{h}_i$ 와 $\mathbf{h}_i^+$ 는 각각 x_i 와 x_i^+ 의 표현(representation)을 나타낸다. N개의 쌍이 있는 미니 배치(N in-batch samples)의 경우 (x_i, x_i^+) 에 대한 훈련 목표는 다음 수학적식과 같다.

$$\ell_i = \log \frac{e^{\text{sim}(\mathbf{h}_i, \mathbf{h}_i^+)/\tau}}{\sum_{j=1}^N e^{\text{sim}(\mathbf{h}_i, \mathbf{h}_j^+)/\tau}}$$

[0026] 상기 수학적식에서 τ 는 클래스 간 분할을 얼마나 엄격하게 시킬지를 결정하는 하이퍼파라미터(temperature hyper-parameter)이고, $\text{sim}(\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2)$ 는 코사인 유사도를 나타낸다. 이와 같이, BERT, RoBERTa 등과 같은 사전학습된 언어 모델(Pre-Trained Language Model, PTLM)을 사용하여 입력 문장을 h 로 인코딩한 다음 학습을 수행할 수 있다. 실시예에 따르면, 사전학습된 언어 모델의 입력은 양의 쌍과 양의 쌍에 포함된 센스 각각의 글로스 정보일 수 있고, 학습의 목표는 위의 대조 손실 함수이다.

- [0027] 즉, 이 작업에서는 사전학습 표현의 유사도에 따라 유사도 값이 높은 경우는 가깝게 배치하고 그렇지 않은 데이터는 멀게 배치하며 학습을 진행한다.
- [0028] 다음으로, 센스 임베딩(sense embedding) 추출 단계를 설명한다.
- [0029] 대조적 학습이 완료된 언어 모델(예컨대, BERT)을 기반으로 어휘 의미망(예컨대, 워드넷(WordNet))에 포함된 글로스(gloss) 정보를 입력으로 하여 센스 임베딩을 추출할 수 있다. 추출된 센스 임베딩은 컴퓨팅 장치의 저장부 또는 저장 장치에 저장될 수 있다. 워드넷(WordNet)과 같은 어휘 의미망의 데이터만을 이용하기 때문에 비지도 학습으로 분류될 수 있다.
- [0030] 센스 임베딩을 추출하기 위해서 LMMS 모델이 이용될 수 있다. LMMS 모델은 워드넷의 글로스 정보를 토대로 의미 벡터를 생성하는 모델로 정의될 수 있다. 그리고 BERT와 같은 언어 모델은 서브워드(subword)를 사용하기 때문에 어휘(단어)가 분절될(쪼개질) 수 있는데, 이 문제를 해결하기 위해서 쪼개진 단어들의 벡터를 평균하여 해당 단어의 벡터를 표현할 수 있다.
- [0031] Loureiro와 Jorge가 제안한 LMMS(Language Modelling Makes Sense)는 PTLMs을 이용하여 센스 임베딩을 표현하는 기법이다(Daniel Loureiro and Alipio Jorge. 2019. Language modelling makes sense: Propagating representations through wordnet for full-coverage word sense disambiguation. In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 706 pages 5682-5691.)
- [0032] 다음으로, 단어 중의성 해소 단계를 설명한다.
- [0033] 단어 임베딩 추출과 단어 중의성 해소 단계를 설명하기 위한 개념도인 도 3을 참조하면, 중의성 단어(예컨대, "plays")가 포함된 타겟 문장(예컨대, "John plays guitar")이 대조적 학습이 완료된 언어 모델에 입력될 수 있다. 언어 모델은 문장에 포함된 단어들 각각에 대한 의미 벡터를 생성한다. 타겟 문장에 포함된 어휘들 각각에 대한 의미 벡터는 문맥 정보에 기초하여 생성될 수 있다. 이때, 서브워드로 쪼개진 단어는 쪼개진 단어들의 벡터를 평균하여 해당 단어의 벡터를 표현할 수 있다.
- [0034] 벡터화된 의미들 중에서 입력된 중의성 단어가 가지는 의미는 kNN 알고리즘으로 분류할 수 있다. 일 예로, 코사인 유사도가 가장 높은 단어를 선택함으로써, 중의성을 해소할 수 있다. 도 3의 예에서, 각각의 센스 노드들 $play_v^3$, $play_v^6$, 및 $play_v^7$ 이 벡터 공간에 표시되어 있고, 이러한 센스 노드들은 워드넷의 글로스 정보를 포함하거나, 워드넷의 글로스 정보를 이용하여 생성된 의미 벡터를 의미할 수 있다. 서브워드로 쪼개진 단어는 쪼개진 단어들의 벡터를 평균하여 해당 단어의 벡터를 표현될 수 있다. 따라서, 중의성을 가진 "plays"에 대응하는 의미 벡터와 가장 높은 유사도(예컨대, 코사인 유사도)를 갖는 센스를 선택함으로써 중의성을 해소할 수 있다.
- [0035] 이상에서 설명된 장치는 하드웨어 구성 요소, 소프트웨어 구성 요소, 및/또는 하드웨어 구성 요소 및 소프트웨어 구성 요소의 집합으로 구현될 수 있다. 예를 들어, 실시예들에서 설명된 장치 및 구성 요소는, 예를 들어, 프로세서, 컨트롤러, ALU(Arithmetic Logic Unit), 디지털 신호 프로세서(Digital Signal Processor), 마이크로컴퓨터, FPA(Field Programmable array), PLU(Programmable Logic Unit), 마이크로프로세서, 또는 명령(instruction)을 실행하고 응답할 수 있는 다른 어떠한 장치와 같이, 하나 이상의 범용 컴퓨터 또는 특수 목적 컴퓨터를 이용하여 구현될 수 있다. 처리 장치는 운영 체제(Operation System, OS) 및 상기 운영 체제 상에서 수행되는 하나 이상의 소프트웨어 애플리케이션을 수행할 수 있다. 또한, 처리 장치는 소프트웨어의 실행에 응답하여, 데이터를 접근, 저장, 조작, 처리 및 생성할 수도 있다. 이해의 편의를 위하여, 처리 장치는 하나가 사용되는 것으로 설명된 경우도 있지만, 해당 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는, 처리 장치가 복수 개의 처리 요소(Processing Element) 및/또는 복수 유형의 처리 요소를 포함할 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어, 처리 장치는 복수 개의 프로세서 또는 하나의 프로세서 및 하나의 컨트롤러를 포함할 수 있다. 또한, 병렬 프로세서(Parallel Processor)와 같은, 다른 처리 구성(Processing Configuration)도 가능하다.
- [0036] 소프트웨어는 컴퓨터 프로그램(Computer Program), 코드(Code), 명령(Instruction), 또는 이들 중 하나 이상의 조합을 포함할 수 있으며, 원하는 대로 동작하도록 처리 장치를 구성하거나 독립적으로 또는 결합적으로(Collectively) 처리 장치를 명령할 수 있다. 소프트웨어 및/또는 데이터는, 처리 장치에 의하여 해석되거나 처리 장치에 명령 또는 데이터를 제공하기 위하여, 어떤 유형의 기계, 구성 요소(Component), 물리적 장치, 가상 장치(Virtual Equipment), 컴퓨터 저장 매체 또는 장치, 또는 전송되는 신호 파(Signal Wave)에 영구적으로, 또는 일시적으로 구체화(Embody)될 수 있다. 소프트웨어는 네트워크로 연결된 컴퓨터 시스템 상에 분산되어서, 분산된 방법으로 저장되거나 실행될 수도 있다. 소프트웨어 및 데이터는 하나 이상의 컴퓨터 판독 가능 기록 매

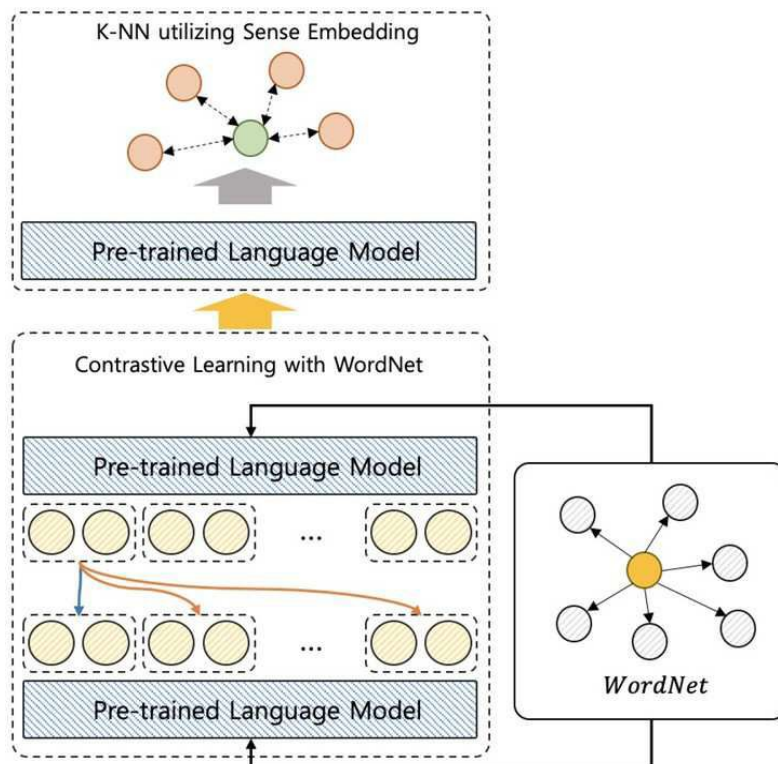
체에 저장될 수 있다.

[0037] 실시예에 따른 방법은 다양한 컴퓨터 수단을 통하여 수행될 수 있는 프로그램 명령 형태로 구현되어 컴퓨터 판독 가능 매체에 기록될 수 있다. 상기 컴퓨터 판독 가능 매체는 프로그램 명령, 데이터 파일, 데이터 구조 등을 단독으로 또는 조합하여 포함할 수 있다. 상기 매체에 기록되는 프로그램 명령은 실시예를 위하여 특별히 설계되고 구성된 것들이거나 컴퓨터 소프트웨어 당업자에게 공지되어 사용 가능한 것일 수도 있다. 컴퓨터 판독 가능 기록 매체의 예에는 하드 디스크, 플로피 디스크 및 자기 테이프와 같은 자기 매체(Magnetic Media), CD-ROM, DVD와 같은 광기록 매체(Optical Media), 플롭티컬 디스크(Floptical Disk)와 같은 자기-광 매체(Magneto-optical Media), 롬(ROM), 램(RAM), 플래시 메모리 등과 같은 프로그램 명령을 저장하고 수행하도록 특별히 구성된 하드웨어 장치가 포함된다. 프로그램 명령의 예에는 컴파일러에 의해 만들어지는 것과 같은 기계어 코드뿐만 아니라 인터프리터 등을 사용해서 컴퓨터에 의해서 실행될 수 있는 고급 언어 코드를 포함한다. 상기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

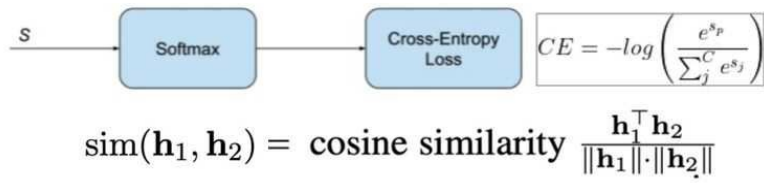
[0038] 본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성 요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 등록청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

도면1



도면2



도면3

