



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2025-0070833
(43) 공개일자 2025년05월21일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)
G06N 3/08 (2023.01) G06N 3/0442 (2023.01)
G06N 3/0455 (2023.01) G06Q 50/20 (2012.01)
(52) CPC특허분류
G06N 3/08 (2023.01)
G06N 3/0442 (2023.01)
(21) 출원번호 10-2023-0157145
(22) 출원일자 2023년11월14일
심사청구일자 2023년11월14일

(71) 출원인
고려대학교 산학협력단
서울특별시 성북구 안암로 145, 고려대학교 (안암동5가)
(72) 발명자
김진성
서울특별시 성북구 안암로9가길 85, 204호
임희석
서울특별시 성북구 안암로 145 자연계캠퍼스 애기
능생활관 311호 NLP&AI 연구실
(74) 대리인
김동용

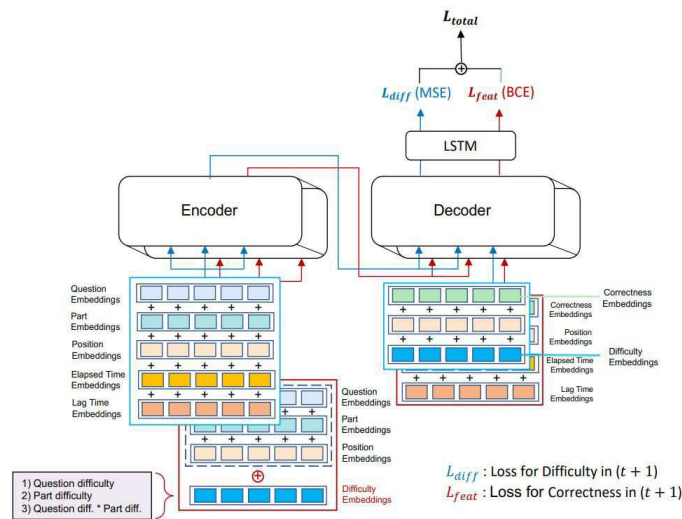
전체 청구항 수 : 총 6 항

(54) 발명의 명칭 영어 능력 평가 분야의 난이도 정보를 활용한 지식 추적 장치 및 방법

(57) 요약

영어 능력 평가 분야의 난이도 정보를 활용한 지식 추적 장치 및 방법이 개시된다. 실시예에 의한 지식 추적 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(Processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 기본 데이터가 획득되는 단계, 상기 기본 데이터를 전처리하여 학습 데이터를 생성하는 단계, 상기 학습 데이터에 대한 임베딩을 생성하여 입력 데이터를 생성하는 단계, 및 다중 작업 학습(Multi Task Learning, MTL)을 통해, 상기 입력 데이터를 이용하여 학습 모델을 학습함으로써 상기 지식 추적 모델을 생성하는 단계를 포함한다.

대표도 - 도2



(52) CPC특허분류

G06N 3/0455 (2023.01)

G06Q 50/20 (2013.01)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711193711
과제번호	2018-0-01405-006
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	정보통신방송혁신인재양성
연구과제명	Human-inspired 복합지능 원천기술 연구 및 인력양성
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교산학협력단
연구기간	2023.01.01 ~ 2023.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345365402
과제번호	2021R1A6A1A03045425
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	이공학학술연구기반구축
연구과제명	Human-inspired AI 연구소
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1345370620
과제번호	LINC3.0-2023-1
부처명	교육부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	산학연협력고도화지원
연구과제명	3단계산학연협력선도대학육성사업(LINC3.0)(0.5)
기 여 율	1/3
과제수행기관명	고려대학교(서울)
연구기간	2023.03.01 ~ 2024.02.29

명세서

청구범위

청구항 1

적어도 프로세서(Processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되는 지식 추적 모델 생성 방법에 있어서,
기본 데이터가 획득되는 단계;

상기 기본 데이터를 전처리하여 학습 데이터를 생성하는 단계;

상기 학습 데이터에 대한 임베딩을 생성하여 입력 데이터를 생성하는 단계; 및

다중 작업 학습(Multi Task Learning, MTL)을 통해, 상기 입력 데이터를 이용하여 학습 모델을 학습함으로써 상기 지식 추적 모델을 생성하는 단계를 포함하는 지식 추적 모델 생성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 기본 데이터는 문제(question) 집합, 상기 문제 집합에 포함되는 문제들 각각의 정답, 및 상기 문제들 각각에 대한 사용자들 각각의 응답의 정오답 여부를 포함하는,

지식 추적 모델 생성 방법.

청구항 3

제2항에 있어서,

상기 학습 데이터를 생성하는 단계는, 상기 문제들 각각에 대한 난이도를 산출하는,

지식 추적 모델 생성 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 학습 모델은 인코더-디코더 구조의 트랜스포머 모델과 상기 트랜스포머 모델의 출력을 수신하는 LSTM(Long Short Term Memory) 모델을 포함하는,

지식 추적 모델 생성 방법.

청구항 5

제4항에 있어서,

상기 학습 모델은 다음에 제시될 문제에 대한 사용자 응답의 정오답 여부를 예측하기 위한 제1 손실 함수(L_{feat})와 상기 다음에 제시될 문제의 난이도를 예측하기 위한 제2 손실 함수(L_{diff}) 각각에 가중치를 적용하여 합산한 공동 손실 함수(Joint loss function)를 최소화하도록 학습되는,

지식 추적 모델 생성 방법.

청구항 6

제5항에 있어서,

상기 제1 손실 함수는 제1 수학적식에 의해 정의되고,

상기 제2 손실 함수는 제2 수학적식에 의해 정의되고,

상기 제1 수학적식은
$$\mathcal{L}_{feat} = -\frac{1}{|Q|} \sum_1^{|Q|} r_j * \log(\hat{r}_j) + (1 - r_j) * \log(1 - \hat{r}_j)$$
 이고,

상기 제2 수학적식은
$$\mathcal{L}_{diff} = -\frac{1}{|Q|} \sum_1^{|Q|} (\hat{D}_j - D_j)^2$$
 이고,

상기 Q는 상기 문제 집합이고, 상기 $\hat{r}_j$ 는 j-번째 문제(q_j)에 대하여 상기 학습 모델이 예측한 정오답 여부이고, 상기 r_j 는 상기 j-번째 문제(q_j)에 대한 사용자 응답의 정오답 여부이고,

상기 D_j 는 계산된 난이도이고, 상기 $\hat{D}_j$ 는 상기 예측 모델이 예측한 난이도인,

지식 추적 모델 생성 방법.

발명의 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 학습자 지식 추적 시스템에 관한 것으로, 보다 상세하게는, 문제 난이도 연산, 다중 작업 학습 (Multi-Task Learning, MTL) 및 표현 양질화를 통한 지식 추적 능력 향상에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 최근 몇 년 동안, 인공 지능(Artificial Intelligence, AI) 방법론의 교육 프레임워크로의 통합이 늘어나고 있다. COVID-19 대유행으로 인한 예상치 못한 교육적 중단은 이러한 추세를 더욱 가속시켰다. 이러한 맥락에서 지능형 학습 시스템(Intelligent Tutoring Systmes, ITS)은 AI 기반 교육 노력에서 중심적인 역할로 나타났다. ITS의 성공의 핵심은 개별 학생이 현재 지식 수준을 확인하고 이후 온라인 학습 환경에서 얻은 거대한 데이터셋을 활용하여 관련된 질문을 제시하는 능력에 있다.

[0003] 지식 추적(Knowledge Tracing, KT) 태스크는 학습자의 과거 학습 기록을 기반으로 지식에 대한 현재 이해를 추적하여 미래 성취를 예측하는 것을 목표로 한다. 각 지식 개념에 대한 과거 정답/오답에 따라 학습자가 얼마나 지식을 습득했는지를 결정한다. KT 접근 방식은 현대의 온라인 학습 플랫폼에서 중요한 역할을 하며, 수많은 학생들의 지식 수준을 자동으로 측정하는 데 중요하다. 이러한 플랫폼은 각 개인에 맞게 제공되는 맞춤형 피드백과 권장 사항을 통해 학습 결과를 크게 향상시키기 위해 노력한다. 사용자의 학습 관점에서 지식 상태를 추적하는 것은 질문의 난이도, 문제 해결 순서 및 망각 과정과 같은 다양한 요소를 고려해야 하는 복잡한 작업이다.

[0004] 기존 교육 문헌에서 영감을 받은 지식 구조를 활용하여, 전제 조건 관계(prerequisite relations)와 같은, 학습 자료(learning materials) 중에서 인지 관계(cognitive relations)를 포착하는 것은 복잡성에 대한 대안일 수 있다. 예를 들어, 간단하게, 지식 구조는, 질문 난이도를 기반으로 한 사슬형 방향 비순환 그래프(chain-type directed acyclic graph)로 간주될 수 있다. 특히, 사용자의 현재 지식 상태를 정확하게 추적하기 위하여, 질문의 난이도를 고려하는 것을 필수적이다. 질문의 난이도를 고려하지 않고, 질문에 대한 정답 대비 응답 분포만을 기반으로 사용자의 지식 상태를 추정하는 경우, 난이도 불균형이 발생하는 경우에는 과대 평가 문제가 발생할 수 있다. 또한, 난이도에 대한 고려는 영어 능력 평가와 같은 외국어 학습 분야에서 특히 중요하다. 왜냐하면 난이도의 미묘한 차이가 외국어를 습득하는 학습자에게 중요한 역할을 하기 때문이다.

[0005] 도 1은 토익(Test of English for International Communication, TOEIC)의 테스트 예제를 나타낸다. 예제에 따르면, (a)는, "after" 뒤에 동명사가 오는 것을 안다면, 짧은 시간 안에 풀 수 있는 문제이며, (b)는 문맥에서 의미적 차이를 잡아내야 하는 동시에 무자격/자격 동사를 구별해야 하는 문제이다. KT 작업에 대한 이전 연구들 중에서 난이도 요소를 활용하는 경우가 있었다. 그러나, 이들은 난이도를 주로 데이터를 보강하는 데 이용하거나, 난이도에 대한 복잡한 모델 구조를 채택하여 다용도성을 감소시킨다는 단점이 있다.

[0006] 따라서, 본 발명에서는 다양한 실험적 방법을 적용하여 일반적인 목적의 셀프 어텐티브 KT 모델에 질문 난이도를 효과적으로 반영하는 방법을 탐구하고, 이를 향후 연구의 실험적 측면에 대한 참고 지표로 제공하려고 한다. 특히, 제안하는 방법은 난이도 수준을 적절하게 배열하여 설계된 영어 능력 평가 분야에서 학습자의 지식 상태를 추적하는 데 중점을 두고 검증되었다. 모델이 난이도를 효과적으로 활용하는 것을 보장하기 위한 세 가지 실

험적 방법은 다음과 같습니다. (i) 입력 특징의 다양화: 입력 특징의 변형으로 모델에 난이도 정보를 공급하는 것; (ii) 난이도 예측: 멀티 태스크 학습(Multi-Task Learning, MTL) 방식을 채용하여 모델이 문제의 난이도를 예측하도록 하여 난이도를 더 잘 이해하도록 하는 것; (iii) 표현 양질화: 잠재 벡터 차원에서 출력 표현을 양질화하는 것이다. 보다 구체적으로, 질문 순서는 훈련 데이터에서 계산된 정답 확률을 기반으로 특정한 순서로 구성된다. 지식 구조를 위한 더 복잡한 구조가 쉽게 적용될 수 있다. 또한, 모델의 훈련 시간과 차원에 관한 추가 분석을 제공한다. 실험 결과는 난이도를 훈련 특징으로 제공하고 표현을 풍부화하는 것이 성능 향상과 부합함을 보여준다. 또한, 학습 시간과 모델 차원이 증가할수록 성능에 대한 긍정적인 효과의 차이가 확대된다.

선행기술문헌

특허문헌

- [0007] (특허문헌 0001) 대한민국 공개특허 제2023-0066190호 (2023.05.15. 공개)
(특허문헌 0002) 대한민국 등록특허 제2445226호 (2022.09.20. 공고)
(특허문헌 0003) 대한민국 등록특허 제2213478호 (2021.02.08. 공고)
(특허문헌 0004) 대한민국 등록특허 제2388911호 (2022.04.21. 공고)

비특허문헌

- [0008] (비특허문헌 0001) Pandey, Shalini, and George Karypis. "A self-attentive model for knowledge tracing." arXiv preprint arXiv:1907.06837 (2019).
(비특허문헌 0002) Choi, Youngduck, et al. "Towards an appropriate query, key, and value computation for knowledge tracing." Proceedings of the seventh ACM conference on learning@ scale. 2020.
(비특허문헌 0003) LShin, Dongmin, et al. "Saint+: Integrating temporal features for ednet correctness prediction." LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference. 2021.

발명의 내용

해결하려는 과제

- [0009] 지식 추적 태스크의 경우, 학습 관점에서 인간의 인지 과정을 모델링하는 것으로, 인간 인지적 요소의 어느 부분에 집중하는가에 따라 여러 방법론으로 나뉜다. 특히, 교육/학습 분야에서는 인간의 인지적 요소와 더불어 학습을 위한 문제 및 정/오답 정보를 비롯한 학습 재료 자체에 대한 정보 역시 고려되어야 하므로, 태스크의 해결 시 고려할 점이 많다는 어려움이 있다.

- [0010] 특히, 문제의 난이도 정보의 경우, 교육 분야에서 난이도 정보를 예측하는 별도의 하류 태스크(Downstream task)가 존재할 정도로 필수적인 자질이다. 그러나, 종래 기술에서는 지식 추적 시스템을 구현함에 있어서 대부분 트랜스포머와 같은 범용 모델을 활용할 경우, 기본적인 문제 및 응답 정보 외의 난이도 등의 정보를 충분히 모델로 하여금 고려하도록 하지 못 한다. 또한, 난이도 정보를 고려하는 연구의 경우에도, 모델 구조 자체를 복잡하게 변형 시켜 확장성을 떨어뜨리거나, 부차적 정보로만 사용하여 중요성을 저평가한다. 따라서, 범용 모델 구조를 유지하며 동시에 난이도를 효과적으로 고려하는 방법론을 통해 처리하는 발명 기술을 찾아보기 어려우며, 이를 효과적으로 다루는 기법의 제안이 필요하다.

과제의 해결 수단

- [0011] 본 발명의 일 실시예에 따른 영어 능력 평가 분야의 난이도 정보를 활용한 지식 추적 모델 생성 방법은 적어도 프로세서(Processor)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행되고, 기본 데이터가 획득되는 단계, 상기 기본 데이터를 전처리하여 학습 데이터를 생성하는 단계, 상기 학습 데이터에 대한 임베딩을 생성하여 입력 데이터를 생성하는 단계, 및 다중 작업 학습(Multi Task Learning, MTL)을 통해, 상기 입력 데이터를 이용하여 학습 모델을 학습함으로써 상기 지식 추적 모델을 생성하는 단계를 포함한다.

발명의 효과

- [0012] 본 발명은 딥러닝 모델을 다중으로 활용하여 에듀테크(Edu-Tech) 분야의 대표적인 태스크 중 하나인 학습자 지식 추적에서의 성능 향상을 제공하는 것뿐만 아니라, 사용자 학습 이력 데이터에 대한 문제 난이도 연산을 통해 범용 딥러닝 모델을 활용하면서도 문제 난이도에 대한 고려에 적합한 아키텍처에 대한 지표를 제공한다.
- [0013] 특히, 연산된 난이도 정보를 딥러닝 모델의 학습 자료로서 제공하는 것뿐만 아니라, 다중 작업 학습을 통해 모델로 하여금 난이도를 예측하도록 하는 학습 기법을 추가함으로써 모델의 문제 난이도 정보에 대한 이해도를 증진한다. 또한, 순차 데이터 및 시계열 데이터 구조 처리에 좋은 성능을 보이는 LSTM(Long Short-Term Memory, 장단기 메모리) 모델을 트랜스포머의 마지막 계층에서 나온 표현을 양질화 하는 데에 활용하여, 난이도가 반영된 모델의 지식 표현을 강화한다. 이를 통해 난이도를 반영하여 양질화된 사용자 지식 추적 효과를 제공한다.

도면의 간단한 설명

- [0014] 본 발명의 상세한 설명에서 인용되는 도면을 보다 충분히 이해하기 위하여 각 도면의 상세한 설명이 제공된다.
- 도 1은 토익(the Test of English for International Communication, TOEIC)의 테스트 예제를 나타낸다.
- 도 2는 본 발명에서 제안하는 기법을 수행하기 위한 모델의 전체적인 구조를 도시한다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 지식 추적 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

- [0015] 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.
- [0016] 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.
- [0017] 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.
- [0018] 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.
- [0019] 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.
- [0020] 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.

- [0021] 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.
- [0022] 본 발명에서는, 모델이 효과적으로 난이도 정보를 이용하도록 하기 위한 3가지 접근법을 제안한다. (1) 난이도 정보를 갖는 입력 특징의 변형들을 모델에 공급하는 것, (2) 난이도를 예측하기 위한 목적 함수를 부가하여, 다중 작업 훈련(MTL) 기법을 이용하여 모델을 학습하는 것, (3) 잠재 벡터 차원에서 출력 표현을 양질화하는 것이다.
- [0023] 도 2는 제안하는 기법을 수행하기 위한 모델의 전체적인 구조를 도시한다. KT 태스크에서 좋은 성능을 보이는, 인코더-디코더 구조(Encoder-Decoder structure)를 갖는 트랜스포머 모델이 기본 모델(base model)로 이용될 수 있다. 이에 관한 구체적인 설명은 Shin 등의 논문(Shin, D.; Shim, Y.; Yu, H.; Lee, S.; Kim, B.; Choi, Y. Saint+: Integrating temporal features for ednet correctness prediction. In Proceedings of the LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference, Irvine, CA, USA, 12-16 April 2021; pp. 490-496.)이 참조될 수 있다.
- [0024] 오리지널 SAINT+ 모델에서, 문제(question) 및 파트 정보(part information)는 인코더 모듈(또는 인코더)로 제공되고, 정오답 여부(correctness) 및 시간적 정보(temporal information, 예컨대 경과 시간(elapsed time), 지연 시간(lag time) 등)은 디코더로 제공된다. 그러나, 본 발명에서는, 오리지널 SAINT+ 모델의 입력 구조와는 상이하게, 난이도 요소를 고려하도록, 입력 구조를 수정한다.
- [0025] 우선, 지식 추적(KT) 태스크를 위한 기본적인 표기법을 설명한다. $|U|$ 명의 상이한 사용자들에 대한 사용자 집합을 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{|U|}\}$ 로, $|Q|$ 개의 문제들에 대한 문제 집합을 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_{|Q|}\}$ 로 나타낸다. 사용자의 학습 인터랙션(즉, 이전 학습 이력)은 $X = \{(q_1, r_1), (q_2, r_2), \dots, (q_{|X|}, r_{|X|})\}$ 로 나타낸다. 각 인터랙션 x_t 는 (q_t, r_t) , 즉 시간(타임 스텝(time step))을 의미할 수 있음 t 에서의 문제와 정오답여부(response correctness)의 튜플(tuple)로 구성될 수 있다. q_t 는 타임 스텝 t 에서 응답된 문제를, r_t 는 대응되는 정오답 여부에 대한 라벨(label)을 나타낸다. 다시 말하면, r_t 의 값은, 응답이 정답일 경우 1의 값을, 그렇지 않으면 0의 값을 가질 수 있다.
- [0026] 제안하는 지식 추적(KT) 태스크는 특정 문제에 대한 사용자(학생)의 응답이, 이전의 인터랙션 이력에 따라, 정답일 확률을 예측하기 위해 공식화될 수 있다. 다시 말하면, 지식 추적(KT) 태스크는 수학적 1의 확률을 추정하는 것을 목표로 한다.
- [0027] [수학적 1]
- [0028] $P[r_t = 1 \mid x_1, x_2, \dots, x_{t-1}, q_t]$
- [0029] 즉, 이전의 학습 이력과 시간 t 에서의 문제에 대하여, 응답이 정답일 확률을 추정하는 것을 목표로 한다.
- [0030] **입력 특징의 다양화(Input Features Diversification)**
- [0031] 우선, 난이도 정보를 통해 입력 특징을 다양화(또는 다변화)하기 위해서, 사용자(학습자)의 응답의 정오답 여부에 기초하여 난이도(Difficulty)가 계산되고, 입력으로 함께 제공될 수 있다. 즉, 인코더와 디코더의 각 입력은, 난이도 임베딩을 더 포함하도록 재구성될 수 있다. 난이도 정보는 문제 난이도, 파트 난이도, 또는 연관된 파트 가중치에 의해 가중된 문제 난이도 중 적어도 하나를 의미할 수 있다. 도 2의 빨강 박스와 선은 모델에 입력되는 입력을 나타낸다. 특히, Shin 등의 논문에서 제안된 입력 구조에 따라, 파트 정보는 인코더 파트 내에서 문제에 포함될 수 있고, 획득된 난이도 벡터는 결합되어(concatenated) 입력으로 제공될 수 있다.
- [0032] **문제 난이도(Question difficulty)**
- [0033] 문제 난이도 수준(question difficulty level)은 특정 문제에 대한 정오답 여부 정보에 기초하여 추론된 분포 지식(distributional knowledge)를 통해 계산될 수 있다. 다시 말하면, 난이도 벡터를 구축할 때, 문제 q_t 에 대한 정답인 r_t 에 기초하여 계산된 개별 난이도 D 가 사용되고, 수학적 2와 같이 공식화될 수 있다. 즉, 사용자들의 과거 학습 이력 데이터로부터 각 문제의 난이도가 계산될 수 있다.

[0034] [수학식 2]

[0035]

$$D = \sum_i \frac{|U_i|}{|U|} \cdot p_k$$

[0036] 수학식 2에서, U_i 는 문제 q_j 에 대해 응답한 사용자 집합을, r_{ij} 는 j -번째 문제(q_j)에 대한 i -번째 사용자의 정오답 여부를 나타낸다. 또한, p_k 는, 특정 문제 q 와 관련된(또는 특정 문제 q 가 속하는) 각 파트(part)를 위한 가중치에 대한 집합 P 의 k -번째 요소로, 가중치로 사용되지 않는 경우에는 1로 고정될 수 있다. p_k 가 가중치로 사용되는 경우, P 는 휴리스틱하게 정의된 가중치들에 대한 집합 또는 파트 난이도를 나타내고, 이를 획득하는 방법은 아래와 같다.

[0037] **파트 난이도(Part Difficulty)**

[0038] 파트 난이도 p 는, 개별 문제들에 대한 분포를 추정하는 대신, 각 파트에 대한 분포 지식을 통해 계산될 수 있다. 다시 말하면, 난이도는 각 문제에 대한 대응되는 파트에 기초하여 획득되고, 공식은, 문제 난이도와 동일한 방식으로, 정오답 여부 r 에 기초하여 계산될 수 있다. 실시예에 따라, 파트의 난이도는 각 파트별로, 사용자나 관리자에 의해, 미리 정해진 값을 가질 수도 있다.

[0039] **파트에 의해 가중치가 부여된 문제 난이도(Question Difficulty Weighted by Part)**

[0040] 가중치가 부여된 문제 난이도 집합은 각 파트에 대한 가중치를 미리 계산된 문제 난이도에 곱함(multiplying)으로서 생성될 수 있다. 가중치 집합의 유형은 두 가지 클래스로 구분될 수 있다.

[0041] 첫번째는 파트에 따라 고정되는 비율(ratio)을 설정하는 "휴리스틱(Heuristic)"이다. 특히, 토익과 같은 영어 능력 평가(English proficiency evaluation)는 복수의 파트들로 구분되고, 실제로 보다 어려운 파트가 존재한다. TOEIC의 경우, 독해력 평가 분야(reading comprehension)에서, 긴 문장에 대한 리딩(reading)을 통해 문제를 추론하는 파트 7은 어휘와 문법 문제들로 구성되는 파트 5 보다 더 복잡하다. 영어 듣기 이해력 평가(listening comprehension)에서, 전화 녹음과 같은 긴 대화에 대한 듣기에 의해 응답되어야 하는 문제들을 포함하는 파트 4는, 제시된 그림의 상황을 묘사하는 올바른 문장을 매칭하여야 하는 파트 1에 비해 더 어렵다. 파트 3은, 다중 화자 사이의 대화를 이해하여야 하기 때문에, 가장 어려운 파트 중 하나이다. 따라서, 파트에 대한 난이도 경향(difficulty tendency)에 기초하여, 미리 정의된 가중치들이, 문제가 속하는 파트에 따라, 곱해질 수 있다.

[0042] 두번째 경우는, 난이도가 문제 난이도와 파트 난이도의 집속(aggregation)을 통해 계산되는, "분포(Distribution)"이다. 상술한 바와 같이, 파트 난이도 집합은 각 파트에 대한 올바른 응답에 따른 분포를 통해 계산될 수 있다. 예시적으로, 각 파트에 포함되는 문제들 각각의 난이도의 평균이 파트의 난이도로 산출될 수 있다.

[0043] 본 발명에서 제안하는 다중 작업 학습(MTL)에 의해 훈련되는 모델은 공동 손실(Joint loss)을 활용하여 학습될 수 있다. 따라서, 본 발명에서는 정오답 여부를 예측하는 제1 손실 함수(L_{feat})와 난이도를 예측하는 제2 손실 함수(L_{diff}) 각각에 가중치를 부여한 공동 손실 함수(L_{total})를 제안한다.

[0044] 학습 목적(objective)의 경우, 목표는 q_{t+1} 에 대한 응답의 정오답 여부 $r_{t+1} \in \{0,1\}$ 를 예측하는 것이기 때문에, BDE(Binary Cross-Entropy, 이진 크로스 엔트로피) 손실이 제1 손실로 이용될 수 있다. 목적(또는 목적 함수)으로도 불릴 수 있는 손실 함수는 수학식 3과 같다.

[0045] [수학식 3]

[0046]

$$\mathcal{L}_{feat} = -\frac{1}{|Q|} \sum_1^{|Q|} r_j * \log(\hat{r}_j) + (1 - r_j) * \log(1 - \hat{r}_j)$$

[0047] 수학식 3에서, Q 는 주어진 문제의 집합을 나타내며, $\hat{r}_j$ 는, j -번째 문제 q_j 에 대하여, 모델에 의해 예측된 정오답 여부를 나타낸다. 또한, r_j 는 j -번째 문제 q_j 에 대한 사용자 응답의 정오답 여부를 나타낼 수 있다.

[0048] **난이도 예측(Difficulty Prediction)**

[0049] 모델이 시간 $t+1$ 에서 문제 q_{t+1} 의 난이도 수준을 예측하도록 하는 학습 목적(손실 함수)을 제안한다. 물론, 응답의 정오답 여부 역시 예측되어야 한다. 다시 말하면, 다중 작업 학습(MTL) 기법으로 모델을 학습함으로써, 모델이 난이도와 직접적으로 연관되는 정보를 학습하도록 할 수 있다. 도 2에서 청색 박스와 선들은 다중 작업 학습(MTL)을 위해 채용된 입력 특징들을 나타낸다. 모델이 효과적으로 난이도를 예측하도록 하기 위해서, 문제, 파트, 및 시간적 정보가 인코더 파트로 입력되고, 정답(correct answer)과 난이도 데이터가 디코더의 입력 벡터로 이용될 수 있다.

[0050] 난이도 특징은 플로우트식(float-type) 라벨, 즉 연속적인 분포 지식(continuous distribution knowledge)으로 구성되는 벡터이다. 따라서, MSE(Mean Squared Error) 손실을 도입함으로써, 실제 난이도 값과 예측된 난이도 값의 차이의 제곱의 평균을 계산할 수 있다. 학습에 이용되는 목적 함수는 수학식 4와 같다.

[0051] [수학식 4]

$$\mathcal{L}_{diff} = -\frac{1}{|Q|} \sum_1^{|Q|} (\hat{D}_j - D_j)^2$$

[0052] 수학식 4에서, D_j 와 $\hat{D}_j$ 는 각각 실제 난이도와 모델에 의해 예측된 난이도 값이다. 전체 MTL 모델은 난이도 특징을 포함하는 입력 구조를 갖는 모델의 손실 $\mathcal{L}_{feat}$ 와 난이도를 예측하는 모델의 손실 $\mathcal{L}_{diff}$ 사이의 공동 손실(joint loss)을 활용하여 학습될 수 있다. 즉, $\mathcal{L}_{total} = \lambda_1 \cdot \mathcal{L}_{feat} + \lambda_2 \cdot \mathcal{L}_{diff}$ 이다.

[0054] **표현 양질화(Representation Enrichment)**

[0055] 난이도 인자(difficulty factor)를 반영하는 표현(representations)의 질을 향상시키기 위한 기법을 제안한다. 사용자의 학습 이력 정보는 순차적 자료 구조(sequential data structure)를 갖기 때문에, 백본 모델의 디코더로부터의 풀러 출력(pooler output)을, 이러한 특징을 잘 처리할 수 있는 추가적인 레이어를 이용하여, 양질화하고자 한다. 구체적으로, 출력 표현은 트랜스포머 모델로부터의 벡터를, 라벨 분류(label classification)를 위한 선형 레이어에 입력되기 전에, LSTM(Hochreiter, S.; Schmidhuber, J. Long short-term memory. Neural Comput. 1997, 9, 1735-1780.)에 통과시킴으로써 개선될 수 있다. 다시 말하면, 표현 양질화의 경우, 제안하는 트랜스포머 모델의 마지막 계층으로부터 추출된(또는 출력된) 벡터 표현을 다시 한번 LSTM 모델의 입력으로 활용하여 순차 데이터의 특성에 맞게 표현을 강화하는 효과를 얻을 수 있다.

[0056] 요컨대, 본 발명에서 제안하는 지식 추적을 위한 인공 신경망 모델로는 트랜스포머 모델을 활용하며, 마지막 계층의 표현을 양질화하기 위하여 장단기 메모리(LSTM) 모델을 활용할 수 있다. 트랜스포머 신경망은 셀프 어텐션(Self-attention) 메커니즘으로 불리는 수학적 기법을 활용하여 서로 떨어져 있는 데이터 요소 간의 의미 관계를 학습하는 딥러닝 알고리즘이고, 장단기 메모리(LSTM)는 순환 신경망(Recurrent Neural Network, RNN)의 한 종류로서 순차 데이터 혹은 시계열 데이터의 처리에 효과적이다. 또한, 본 발명에서 중요한 역할을 하는 다중 작업 학습(MTL)은 인공지능 모델의 학습을 위하여 두 개 이상의 서로 다른 하위 작업(sub-task)을 한 스텝 안에 동시에 학습하도록 하는 기술로써, 주로 공동 손실로서 모델을 학습하며, 이를 통해 모델이 보다 다각적인 측면을 학습할 수 있게 한다.

[0057] 도 3은 본 발명의 일 실시예에 따른 지식 추적 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0058] 도 3을 참조하면, 지식 추적 모델 생성 방법 등으로 명명될 수도 있는 지식 추적 방법은 적어도 프로세서(Processor) 및/또는 메모리(Memory)를 포함하는 컴퓨팅 장치에 의해 수행될 수 있다. 다시 말하면, 지식 추적 방법을 이루는 단계들 중 적어도 일부는 컴퓨팅 장치에 포함되는 프로세서의 동작으로 이해될 수도 있다. 컴퓨팅 장치는 PC(Personal Computer), 서버(server), 랩탑 컴퓨터, 태블릿 PC 등을 포함할 수 있다. 또한, 컴퓨팅 장치는 물리적으로 구분된 복수의 장치로 구현될 수도 있다. 이하, 지식 추적 방법을 설명함에 있어, 앞선 기재와 중복되는 내용에 관하여는 그 구체적인 설명을 생략하기로 한다.

[0059] 우선, 기본 데이터가 획득된다(S110). 기본 데이터는 지식 추적 모델을 생성하는 과정에서 이용되는 학습 데이터를 생성하기 위한 데이터로써, 아직 전처리가 진행되지 않은 학습 데이터로 이해될 수 있다. 기본 데이터는 소정의 유무선 통신망을 통하여 소정의 데이터 정보 제공 장치(또는 서버)로부터 수신될 수 있다. 실시예에 따라, 기본 데이터는 USB 메모리 장치와 같은 저장 장치로부터, 소정의 입출력 인터페이스를 통해, 수신되는 것도 가능하다. 또한, 기본 데이터는 컴퓨팅 장치에 미리 저장되어 있을 수도 있다. 기본 데이터는 문제 집합, 문제

집합에 포함된 각 문제의 정답, 각 사용자의 문제에 대한 응답, 응답의 정오답 여부, 시간적 정보 등을 포함할 수 있다.

- [0060] 기본 데이터에 대한 전처리를 통해, 학습 데이터가 생성될 수 있다(S120). 전처리 동작으로, 각 문제에 대한 난이도를 산출하는 동작, 파트의 난이도를 산출하는 동작 중 적어도 하나를 포함할 수 있다.
- [0061] 학습 데이터에 대한 임베딩이 생성될 수 있다(S130). 보다 구체적으로, 문제에 대한 임베딩(Question Embeddings), 파트에 대한 임베딩(Part Embeddings), 포지션에 대한 임베딩(Position Embeddings), 경과 시간에 대한 임베딩(Elapsed Time Embeddings), 지연 시간에 대한 임베딩(Lag Time Embeddings), 난이도에 대한 임베딩(Difficulty Embeddings), 및 정오답 여부에 대한 임베딩(Correctness Embeddings) 중 적어도 하나를 포함할 수 있다. 실시예에 따라, 임베딩의 생성 동작은 전처리 동작에 포함될 수 있으며, 이 경우, 전처리 동작을 통해 생성된 학습 데이터는 임베딩을 의미할 수도 있다.
- [0062] 다중 작업 학습(MTL)을 통하여 지식 추적 모델이 생성된다(S140). 즉, 다중 작업 학습을 통해 학습 모델을 학습함으로써, 지식 추적 모델이 생성될 수 있다. 학습 모델은 인코더-디코더 구조의 트랜스포머 모델과 LSTM 모델이 결합된 것으로서, LSTM 모델은 트랜스포머 모델의 출력을 수신할 수 있다. 학습 모델은 사용자의 과거 학습 이력을 이용하여 다음 문제의 정오답 여부와 난이도를 예측하도록 학습될 수 있다.
- [0063] 임의의 사용자에게 대한 지식 추적이 수행된다(S150). 이를 위해, 임의의 사용자의 과거 학습 이력과 다음 문제(사용자에게 제시될 문제)에 대응하는 입력 데이터가 생성되고, 생성된 입력 데이터는 지식 추적 모델에 입력된다. 이를 통해, 해당 사용자의 다음 문제에 대한 정오답 여부와 다음 문제의 난이도가 예측될 수 있다. 이때, 과거 학습 이력은 과거에 학습을 수행한 문제에 대한 정보(문제, 파트 정보, 시간적 정보 등)와 각 문제의 난이도를 포함할 수 있다. 또한, 입력 데이터는 임베딩(임베딩 벡터)을 의미할 수 있다.
- [0064] 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.
- [0065] 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 매체에 저장될 수 있다.
- [0066] 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. 상

기된 하드웨어 장치는 실시예의 동작을 수행하기 위해 하나 이상의 소프트웨어 모듈로서 작동하도록 구성될 수 있으며, 그 역도 마찬가지이다.

[0067]

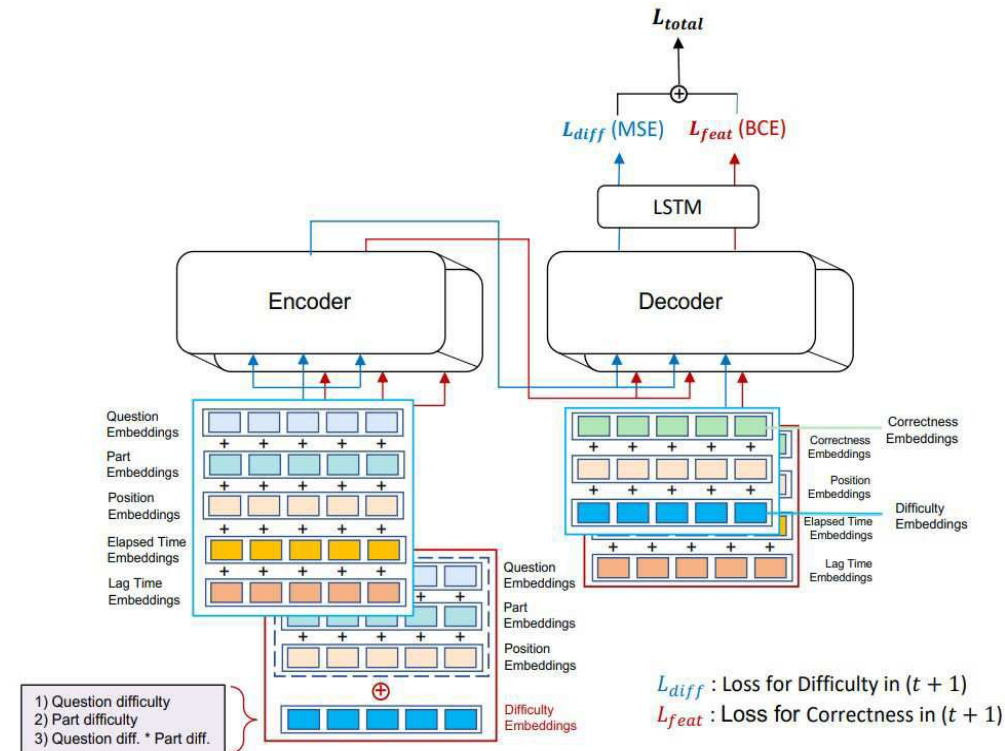
본 발명은 도면에 도시된 실시예를 참고로 설명되었으나 이는 예시적인 것에 불과하며, 본 기술 분야의 통상의 지식을 가진 자라면 이로부터 다양한 변형 및 균등한 타 실시예가 가능하다는 점을 이해할 것이다. 예를 들어, 설명된 기술들이 설명된 방법과 다른 순서로 수행되거나, 및/또는 설명된 시스템, 구조, 장치, 회로 등의 구성 요소들이 설명된 방법과 다른 형태로 결합 또는 조합되거나, 다른 구성 요소 또는 균등물에 의하여 대치되거나 치환되더라도 적절한 결과가 달성될 수 있다. 따라서, 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 등록청구범위의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

도면

도면1

(a)	(b)
Immediate supervisor reprimanded Mr. Chuck after _____ to give him the benefit of a doubt. (1) pretend (2) pretends (3) pretended (4) pretending	All employees are promised a two week Bonus incentive if they _____ in sales. (1) exceed (2) excel (3) surpass (4) reach

도면2



도면3

