

【발명의 설명】

【발명의 명칭】

베이지안 추론, 최대 사후 확률 추정 기반 추론과 딥러닝 언어모델의 하이브리드 인공지능 모델링 기법 기반 최적 파트너 추천 시스템 및 그 동작 방법
{SYSTEM FOR RECOMMENDATION OF OPTIMAL PARTNER BASED ON THE HYBRID ARTIFICIAL INTELLIGENCE MODEL COMBINING PROBABILISTIC REASONING BASED ON BAYESIAN INFERENCE, MAXIMUM A POSTERIORI ESTIMATION AND DEEP LEARNING-BASED LANGUAGE MODEL AND OPERATION METHOD THEREOF}

【기술분야】

본원 발명은 최적의 파트너 추천 제공 시스템에 연관되며, 구체적으로 베이지안 추론, 최대 사후 확률 추정 기반 확률 추론과 딥러닝 기반 언어 모델 알고리즘의 하이브리드 인공지능 모델링 기법의 적용을 통한 최적의 파트너 추천 시스템에 관한 것이다.

【발명의 배경이 되는 기술】

갈수록 더욱 빠르게 변화하는 채용 및 이직 시장 속에 다양한 직무 간 이동이 보다 자유로워짐에 따라 구직자들의 커리어 패스 방향성 설계에 대한 고민의 스펙트럼이 갈수록 다양해지고 세분화되고 있으며 이러한 사회현상의 추세에 따라 유저가 원하는 채용기회 혹은 정보 콘텐츠를 제공하는 등의 맞춤형 커리어 서비스도 다양해지고 있다.

하지만 단순히 구직자 개인으로부터 수집된 한정된 정보의 조합 등을 통해 개인 맞춤형 커리어 정보 콘텐츠를 제공하는 서비스 방식은 유저 별로 수집된 개인 정보의 양에 따라 제공 가능한 맞춤형 정보의 범위와 품질의 격차가 현저하고 나아가 현재 커리어 시장에서 빠르게 변화되고 있는 다양하고 복잡한 사회현상의 트렌드(혹은 변화)를 반영한 개인별 커리어 방향성 맞춤형 인사이트를 제공함에 있어서도 그 한계점이 분명하다.

【발명의 내용】

【해결하고자 하는 과제】

본원은, 위와 같은 한계를 극복하고자 오늘날 현 시점 커리어 시장에서 발생되고 있는 다양한 직무 간 커리어 패스 전환 등과 같은 사회현상 트렌드에 대한 확률 모델의 학습을 통한 추론과 개인별로 수집된 특정 커리어 관련 정보에 대한 인공지능 모델의 학습을 하이브리드(Hybrid) AI 모델 시스템으로 병합하는 고유 방법론을 발명하여 유저 개인 별 특성과 현재 중요하게 발생되고 있는 사회적 트렌드에 기반하여 커리어 방향성 설계 및 전환 등에 대한 고민을 가장 잘 해결해줄 수 있는 맞춤형 최적 커리어 대화 파트너 추천 및 매칭 서비스를 제공하고자 한다.

복잡도가 높은 사회 현상의 문제 해결을 위해 결정론적(Deterministic) 접근법의 적용보다 예상하기 어려운 다양한 변수들의 불확실성을 포함한 확률론적 관점에서 사회현상의 모델을 추정하는 통계 방법론의 올바른 선택과 적용이 특정 사회현상에 대한 추정의 신뢰도를 높이는데 매우 중요한 요소가 되고 있다.

이에 우리는 베이지안 추론(Bayesian Inference) 기법 중 최대 사후 확률(MAP) 추론에 의거하여 사용자의 고유 직무 별로 가장 커리어 전환에 대한 관심도가 높고 이에 따라 자신의 커리어 방향성 설계 고민을 해결하고자 매칭을 신청할 가능성이 높은 '직무 간 커리어 질의 신청 트렌드'를 지속적으로 학습 및 추정하고 이러한 확률기반 추론 모델의 학습 결과와 딥러닝 언어모델의 하이브리드(Hybrid) 모델링 기법의 적용을 통하여 유저의 고유 "직무" 및 "개인정보"의 특성에 따라 개인화된 최적의 매칭 직무 및 파트너를 선정하여 유저에 추천하는 방법을 발명하여 제안하고자 한다.

【과제의 해결 수단】

본원의 다양한 실시예에 따른 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램은 서버의 프로세서로 하여금 이하의 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함하며, 상기 단계들은: 사용자의 직업 또는 직무와 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신하는 단계; 제1 입력을 베이지안 추론 모델에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로필 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보를 선택하는 단계; 제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보에 텍스트 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피처 및 제2 텍스트 데이터 피처를 각각 생성하는 단계; 제1 텍스트 데이터 피처로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피처로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥러닝 기반의 언어모델

(Language Model)인 SBERT(Sentence BERT) 모델에 입력하여 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산하는 단계; 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택하는 단계; 및 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시하는 단계를 포함할 수 있다.

일실시예에 따라, 베이지안 추론 모델은 베이지안 추론 모델 구축 단계들로 구성되고, 베이지안 추론 모델 구축 단계들은: 복수의 파트너 별로 최대 사후 확률

($\hat{\theta}_{MAP}$)를 계산하는 단계 - 최대 사후 확률은 ($\hat{\theta}_{MAP}$) = $\text{argmax}_{\theta} * p(X|\theta) * p(\theta)$ 로 계산되고, $p(\theta)$ 는 사전확률로써 파트너 직무(partner's jobsublable)의 확률 분포, $p(X)$ 는 사용자 직무 (user's jobsublable)의 확률분포, $p(X|\theta)$ 는 우도로써 특정 파트너의 직무에서 특정 사용자의 직무가 발견될 수 있는 확률임 -; 복수의 파트너 중 최대 사후 확률이 미리 설정된 임계치 이상인 파트너를 적어도 하나의 파트너로 선택하는 단계를 포함할 수 있다.

일실시예에 따라, 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)은 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model) 구축 단계들에 의해 구성되고, 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model) 구축 단계들은, 제1 문장 및 제2 문장 각각을 SBERT 모델에 입력하여 제1 시퀀스 임베딩 벡터(sequence embedding vector) 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터를 획득하는 단계; 제1 시퀀스 임베딩 벡터 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터 각각에 평균 풀링(mean pooling)을 수행하여 차원을 축소하는 단계; 및 평균 풀링이 수행된 결과 값들 사이의 코사인 유사도를 계산하는 단계를 포함할 수 있다.

일실시예에 따라, 상기 코사인 유사도 $\text{Scos}(u,p)$ 는 $\text{Scos}(u,p)=$

$\frac{\langle u,p \rangle}{||u|| * ||p||}$ 로 계산되고, u 는 사용자의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터이고, v 는 파트너의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터일 수 있다.

일실시예에 따라, 상기 단계들은, 메모리에 저장된 데이터를 훈련 데이터 셋에 해당하는 제1 데이터 셋, 검증 데이터 셋에 해당하는 제2 데이터 셋, 및 테스트 데이터 셋에 해당하는 제3 데이터 셋으로 분류하는 단계; 제1 데이터 셋을 이용하여 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)을 훈련하는 단계; 제2 데이터 셋을 이용하여 훈련된 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)의 결과 값들을 검증하는 단계; 검증 결과에 기초하여, 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)을 훈련하는데 이용된 파라미터 값들에 대한 조정을 반복적으로 수행하는 단계; 조정이 반복적으로 수행된 결과를 전체 모델로서 선택하는 단계; 및 제3 데이터 셋을 이용하여 전체 모델에 대한 최종 퍼포먼스 예측을 수행하고, 테스트 결과 값을 확인함으로써 최종 모델로 결정하는 단계를 포함할 수 있다.

본원의 다양한 실시예에 따른 서버에 있어서, 상기 서버는: 프로세서; 메모리; 및 통신 모듈을 포함하고, 상기 메모리는 서버의 프로세서로 하여금 이하의 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함하며, 상기 단계들은: 사용자의 직업 또는 직무와 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신하는 단계; 제1 입력을 베이지안 추론 모

텔에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로필 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보를 선택하는 단계; 제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보에 텍스트 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피처 및 제2 텍스트 데이터 피처를 각각 생성하는 단계; 제1 텍스트 데이터 피처로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피처로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥 러닝 기반의 언어모델(Language Model)인 SBERT(Sentence BERT) 모델에 입력하여 하여 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산하는 단계; 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택하는 단계; 및 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시하는 단계를 포함할 수 있다.

【도면의 간단한 설명】

도 1은 본원의 다양한 실시예에 따른 사용자 및 대화 파트너 매칭 제공 시스템에 대한 예시적인 도면이다.

도 2는 본원의 다양한 실시예에 따른 사용자 및 대화 파트너 매칭 제공 시스템의 서버의 내부 구성에 대한 예시적인 도면이다.

도 3은 본원의 다양한 실시예에 따른 사용자 및 대화 파트너 매칭 제공 시스템이 동작하는 방법의 흐름도이다.

도 4는 본원의 다양한 실시예에 따른 사용자 및 대화 파트너의 추천 방식을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

도 5는 본원의 다양한 실시예에 따른 베이지안 추론 방식을 설명하기 위한

예시적인 도면이다.

도 6은 본원의 다양한 실시예에 따른 모델 훈련, 교차 검증, 및 하이퍼 파라미터 최적화를 통한 사용자 및 대화 파트너의 추천에 대한 최적의 모델을 선택하는 방식을 설명하기 위한 예시적인 도면이다.

이상의 도면들은 당업자에게 본 발명의 사상이 충분히 전달될 수 있도록 하기 위해 예로서 제공되는 것이다.

따라서, 본 발명은 이하 제시되는 도면들에 한정되지 않고 다른 형태로 구체화될 수도 있다.

또한, 명세서 전반에 걸쳐서 동일한 참조번호들은 동일한 구성요소들을 나타낸다.

또한, 이상의 도면에서는 이해를 돕기 위해서, 축척에 비례하지 않고 특정 부분을 확대하거나 축소한 점에 유의해야 한다.

【발명을 실시하기 위한 구체적인 내용】

다양한 실시예들이 이제 도면을 참조하여 설명된다. 본 명세서에서, 다양한 설명들이 본원의 이해를 제공하기 위해서 제시된다. 그러나, 이러한 실시예들은 이러한 구체적인 설명 없이도 실행될 수 있음이 명백하다.

본 명세서에서 사용되는 용어 "컴포넌트", "모듈", "시스템" 등은 컴퓨터-관련 엔티티, 하드웨어, 펌웨어, 소프트웨어, 소프트웨어 및 하드웨어의 조합, 또는 소프트웨어의 실행을 지칭한다. 예를 들어, 컴포넌트는 프로세서 상에서 실행되는 처리과정(procedure), 프로세서, 객체, 실행 스레드, 프로그램, 및/또는 컴퓨터일

수 있지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 예를 들어, 전자 장치에서 실행되는 애플리케이션 및 전자 장치 모두 컴포넌트일 수 있다. 하나 이상의 컴포넌트는 프로세서 및/또는 실행 스레드 내에 상주할 수 있다. 일 컴포넌트는 하나의 컴퓨터 내에 로컬화 될 수 있다. 일 컴포넌트는 2개 이상의 컴퓨터들 사이에 분배될 수 있다. 또한, 이러한 컴포넌트들은 그 내부에 저장된 다양한 데이터 구조들을 갖는 다양한 컴퓨터 판독가능한 매체로부터 실행할 수 있다. 컴포넌트들은 예를 들어 하나 이상의 데이터 패킷들을 갖는 신호(예를 들면, 로컬 시스템, 분산 시스템에서 다른 컴포넌트와 상호작용하는 하나의 컴포넌트로부터의 데이터 및/또는 신호를 통해 다른 시스템과 인터넷과 같은 네트워크를 통해 전송되는 데이터)에 따라 로컬 및/또는 원격 처리들을 통해 통신할 수 있다.

더불어, 용어 "또는"은 배타적 "또는"이 아니라 내포적 "또는"을 의미하는 것으로 의도된다. 즉, 달리 특정되지 않거나 문맥상 명확하지 않은 경우에, "X는 A 또는 B를 이용한다"는 자연적인 내포적 치환 중 하나를 의미하는 것으로 의도된다. 즉, X가 A를 이용하거나; X가 B를 이용하거나; 또는 X가 A 및 B 모두를 이용하는 경우, "X는 A 또는 B를 이용한다"가 이들 경우들 어느 것으로도 적용될 수 있다. 또한, 본 명세서에 사용된 "및/또는"이라는 용어는 열거된 관련 아이템들 중 하나 이상의 아이템의 가능한 모든 조합을 지칭하고 포함하는 것으로 이해되어야 한다.

또한, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 해당 특징 및/또는 구성요소가 존재함을 의미하는 것으로 이해되어야 한다. 다만, "포함한다" 및/또는 "포함하는"이라는 용어는, 하나 이상의 다른 특징, 구성요소 및/또는 이들의 그룹의

존재 또는 추가를 배제하지 않는 것으로 이해되어야 한다. 또한, 달리 특정되지 않거나 단수 형태를 지시하는 것으로 문맥상 명확하지 않은 경우에, 본 명세서와 청구범위에서 단수는 일반적으로 "하나 또는 그 이상"을 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

그리고, "A 또는 B 중 적어도 하나"이라는 용어는, "A만을 포함하는 경우", "B 만을 포함하는 경우", "A와 B의 구성으로 조합된 경우"를 의미하는 것으로 해석되어야 한다.

당업자들은 추가적으로 여기서 개시된 실시예들과 관련되어 설명된 다양한 예시적 논리적 블록들, 구성들, 모듈들, 회로들, 수단들, 로직들, 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, 컴퓨터 소프트웨어, 또는 양쪽 모두의 조합 들로 구현될 수 있음을 인식해야 한다. 하드웨어 및 소프트웨어의 상호교환성을 명백하게 예시하기 위해, 다양한 예시적 컴포넌트들, 블록들, 구성들, 수단들, 로직들, 모듈들, 회로들, 및 단계들은 그들의 기능성 측면에서 일반적으로 위에서 설명되었다. 그러한 기능성이 하드웨어로 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 전반적인 시스템에 부과된 특정 어플리케이션(application) 및 설계 제한들에 달려 있다. 숙련된 기술자들은 각각의 특정 어플리케이션들을 위해 다양한 방법들로 설명된 기능성을 구현할 수 있다. 다만, 그러한 구현의 결정들이 본 개시내용의 영역을 벗어나게 하는 것으로 해석되어서는 안된다.

제시된 실시예들에 대한 설명은 본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에

대한 다양한 변형들은 본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이다. 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본원의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본 발명은 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니다. 본 발명은 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

본원에서 네트워크 함수와 인공 신경망 및 뉴럴 네트워크(neural network)는 상호교환 가능하게 사용될 수 있다.

여기에 설명되는 다양한 실시예는 예를 들어, 소프트웨어, 하드웨어 또는 이들의 조합된 것을 이용하여 컴퓨터 또는 이와 유사한 장치로 읽을 수 있는 기록매체 및 저장매체 내에서 구현될 수 있다.

하드웨어적인 구현에 의하면, 여기에 설명되는 실시예는 ASICs (application specific integrated circuits), DSPs (digital signal processors), DSPDs (digital signal processing devices), PLDs (programmable logic devices), FPGAs (field programmable gate arrays, 프로세서(processors), 제어기(controllers), 마이크로 컨트롤러(micro-controllers), 마이크로 프로세서(microprocessors), 기타 기능 수행을 위한 전기적인 유닛 중 적어도 하나를 이용하여 구현될 수 있다. 일부의 경우에 본 명세서에서 설명되는 실시예들이 전자 장치의 프로세서 자체로 구현될 수 있다

도 1을 참고하면, 본원의 다양한 실시예에 따른 사용자 및 대화 파트너 매칭

제공을 위한 시스템(100)은, 사용자 단말(110), 서버(120), 및 복수의 파트너 단말(130)로 구성될 수 있다. 사용자 단말(110)의 사용자는 서버(120)를 통해 본인이나 원하는 직군 또는 관심 영역에서 활동하고 있어 질의 및 설문을 진행하고 싶어하는 파트너와 매칭을 통해 대화를 수행하고자 하는 개인일 수 있다. 사용자 단말은 사용자의 모바일 단말, 랩탑, 또는 데스크탑 등 다양한 전자 장치를 포함할 수 있다. 서버(120)는 메모리 또는 데이터베이스에 사용자 및 파트너의 정보를 저장하여, 사용자와 적절한 파트너의 매칭을 통해 사용자가 궁금해하거나 고민이 있는 직무 또는 영역에 있어서의 대화 또는 질의에 대한 니즈를 충족시켜줄 수 있는 서버를 통칭할 수 있다.

파트너 단말(30)의 사용자인 파트너는 사용자와 매칭되어 관련 직무, 커리어, 등에 대한 상담을 진행할 수 있는 개인일 수 있다. 파트너 단말은 파트너의 모바일 단말, 랩탑, 또는 데스크탑 등 다양한 전자 장치를 포함할 수 있다. 사용자 단말(110), 서버(120), 및 복수의 파트너 단말(130)은 네트워크(140)를 통해 연결될 수 있으며, 통신 모듈을 통해 서로 간에 통신을 수행하도록 할 수 있다.

도2에 도시된 서버(120)의 구성은 간략화하여 나타낸 예시일 뿐이다. 본원의 일 실시예에서 서버(120)는 서버(120)의 컴퓨팅 환경을 수행하기 위한 다른 구성들이 포함될 수 있고, 개시된 구성들 중 일부만이 서버(120)를 구성할 수도 있다.

서버(120)는 프로세서(210), 메모리(220), 및 통신 모듈(230)을 포함할

수 있다. 프로세서(210)는 하나 이상의 코어로 구성될 수 있으며, 서버(120)의 중앙 처리 장치(CPU: Central Processing Unit), 범용 그래픽 처리 장치 (GPGPU: General Purpose Graphics Processing Unit), 텐서 처리 장치(TPU: Tensor Processing Unit) 등의 데이터 분석, 딥러닝을 위한 프로세서(210)를 포함할 수 있다. 프로세서(210)는 메모리에 저장된 컴퓨터 프로그램을 판독하여 본원의 일 실시예에 따른 기계 학습을 위한 데이터 처리를 수행할 수 있다. 또한, 프로세서(210)는 서버(120)의 구성이 동작하도록 제어하며, 전반적인 시스템(100)의 동작을 구현할 수 있다.

예를 들어, 프로세서(210)는 통상적으로 서버(120)의 전반적인 동작을 제어할 수 있다. 프로세서(210)는 위에서 살펴본 구성요소들을 통해 입력 또는 출력되는 신호, 데이터, 정보 등을 처리하거나 메모리(220)에 저장된 응용 프로그램을 구동함으로써, 사용자에게 적절한 정보 또는 기능을 제공 또는 처리할 수 있다.

또한, 프로세서(210)는 메모리(220)에 저장된 응용 프로그램을 구동하기 위하여, 서버(120)의 구성요소들 중 적어도 일부를 제어할 수 있다. 나아가, 프로세서(210)는 상기 응용 프로그램의 구동을 위하여, 서버(120)에 포함된 구성요소들 중 적어도 둘 이상을 서로 조합하여 동작시킬 수 있다.

본원의 일 실시예에 따라 프로세서(210)는 신경망의 학습을 위한 연산을 수행할 수 있다. 프로세서(210)는 딥러닝(DL: deep learning)에서 학습을 위한 입력 데이터의 처리, 입력 데이터에서의 피쳐 추출, 오차 계산, 역전파(backpropagation)를 이용한 신경망의 가중치 업데이트 등의 신경망의

학습을 위한 계산을 수행할 수 있다. 프로세서(210)의 CPU, GPGPU, 및 TPU 중 적어도 하나가 네트워크 함수의 학습을 처리할 수 있다. 예를 들어, CPU 와 GPGPU가 함께 네트워크 함수의 학습, 네트워크 함수를 이용한 데이터 분류를 처리할 수 있다.

사용자 단말(110)은, 프로세서, 메모리, 통신 모듈, 및 디스플레이로 구성될 수 있다. 프로세서, 메모리, 통신 모듈에 대한 설명은 도 2에서 자세히 하였으므로, 생략하기로 한다. 디스플레이는 다양한 디스플레이를 포함할 수 있고, 터치 스크린 디스플레이를 포함할 수 있다.

도 3을 참고하면, 단계 310에서, 프로세서(210)는 사용자의 직업 또는 직무와 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신할 수 있다. 사용자의 직업 또는 직무에 관한 정보는 예를 들어, 사용자가 직장인인지 또는 학생인지 여부에 대한 정보를 포함할 수 있고, 상세 직무 및/또는 상세 학과에 대한 정보(예: 학생, 컴퓨터과학과 석사) 등을 포함할 수 있다. 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역에 관련된 정보는 사용자의 관심사, 가입 목적, 및 웹페이지 상에서의 활동 로그 직무를 제외한 사용자에게 관련된 모든 정보를 포함할 수 있다. 도 4에 도시된 바와 같이 사용자 직업에 관련된 "입력 1"이 베이지안 추론 모델에 입력되어 가중치 업데이트를 통해 사용자 직업에 맞는 직무 A, B, 및 C를 사용자에게 추천하게 된다.

단계 320에서, 프로세서(210)는 사용자의 제1 입력을 베이지안 추론 모델에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로파일 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로파일 정보를 선택할 수 있다. 도 5를 함께 참고하면, 베이지안 추론 모델은, 최대 사후확률(posterior probability)을 기존에 학습된 사전확률(prior probability)과 likelihood(우도)를 통해 도출하는 베이지안 추론(Bayesian Inference) 기반의 최대 사후 확률 추정 (Maximum A Posteriori(MAP) Estimation) 분류 알고리즘으로 학습된 모델을 통칭할 수 있다. 베이지안 추론 모델을 통해, 초기에 설정된 가중치로부터 사전 확률, 우도, 최대 사후 확률을 반영한 가중치 업데이트를 통해 사용자에게 제공하고자 하는 파트너 풀이 포함된 직무들을 사용자에게 추천하게 된다.

본원은 메모리 또는 데이터베이스에 축적된 사용자와 파트너의 매칭 경향성 데이터를 통하여 축적된 사전 지식과 현재도 실시간으로 및/또는 지속적으로 축적되는 매칭 신청 경향성 정보를 기반으로 사용의 직무에 따라 매칭 신청 시 발생하는 최대 사후확률(posterior probability)을 기존에 학습된 사전확률(prior probability)과 likelihood(우도)를 통해 도출하는 베이지안 추론(Bayesian Inference) 기반의 최대 사후 확률 추정 (Maximum A Posteriori (MAP) Estimation) 분류 알고리즘을 제공하고자 한다.

구체적으로, 본원은 지속적으로 기존의 "사전 지식"과 발현된 "사후확률"이 다시 현재 현상에 대한 "사전확률"로 반영되어지는 (Posterior becomes Prior) "최대 사후 확률 추정"을 활용하여 현 시점에서 서비스에 가입한 사용자들에게 각 고

유 직무별로 가장 관심도와 관련성이 높았고 또한 유의미한 커리어 방향성 맞춤형 인사이트를 제공해줄 수 있는 최적의 파트너 "직무" (jobsublable) 군을 지속적으로 추정하고 이를 통한 잠재 추천 활용 지표를 제공할 수 있다.

예를 들어, 서비스에 가입한 사용자의 직무가 '상경계열'인 대학생의 경우 유저가 속한 직무의 피어 그룹 사용자들이 남긴 매칭 사전확률과 우도를 통하여 해당 직무의 유저가 매칭을 신청할 파트너의 직무에 대한 최대 사후 확률을 추정해볼 때 이는 '서비스 기획' 직무이며, 약 17.7 % 확률로 '서비스 기획'의 직무의 파트너에게 매칭을 신청하는 경향성이 있다는 점을 추정하고 및 이를 통한 잠재 추천 활용 파트너 직무 클래스 (MAP - 현재 매칭 데이터 기준 Bayes Estimation) 를 예측하고 이를 추천 시스템에 활용할 수 있다.

일실시에에 따라, 베이저안 추론 모델은 베이저안 추론 모델 구축 단계들로 구성될 수 있다. 베이저안 추론 모델 구축 단계들은 이하의 단계들을 통해 구현될

수 있다. ($\hat{\theta}_{MAP}$) = $\text{argmax}_{\theta} * p(X | \theta) * p(\theta)$

프로세서(210)는, 복수의 파트너 별로 최대 사후 확률 ($\hat{\theta}_{MAP}$)를 계산할 수 있다.

최대 사후 확률 ($\hat{\theta}_{MAP}$)는 아래의 식과 같이 계산될 수 있다.

[수학식 1]

$$(\hat{\theta}_{MAP}) = \text{argmax}_{\theta} * p(\theta | x) = \text{argmax}_{\theta} * \frac{p(x|\theta)p(\theta)}{p(x)} = \text{argmax}_{\theta} p(x | \theta) p(\theta)$$

이 때, $p(\theta)$ 는 파트너의 직무의 확률 분포, $p(x)$ 는 매칭이 완료된 사용자의 직무 확률 분포, $p(X|\theta)$ 는 특정 파트너의 직무에서 특정 사용자의 직무가 발견될 확률이다.

우리의 목적은, 수학적 식 1에서 표현된 최대 사후 확률을 최대로 하는 θ 를 찾는 것이다. 우리는 이미 x 의 분포 (사용자 직무에 대한 확률분포)를 알고 있다고 가정하기 때문에, ($p(X)$ 는 상수) 결국 최대 사후 확률을 최대로 하는 θ , 즉 유저 직무에 따라 추천을 제공할 "파트너의 직무"를 찾는 것은 사전 확률과 우도를 곱한 값을 최대로 만드는 θ 를 찾는 것과 같다.

이에 우리는 즉 단순히 $P(\mu(\theta))$ 를 사용하지 않고 $P(\mu(\theta) | X)$ 를 활용하여 플랫폼 내에서 직무간 매칭이 반복됨에 따라 해당 시행을 지속적으로 반복하면서, 차츰 우리가 추정하는 사회현상에 대해 잘못된 선입견을 업데이트 베이시안 갱신(Bayesian update)을 통한 학습 최적화를 진행할 수 있다. 결국 더욱 광범위하고, 모든 집군에서의 설명이 높은 샘플 트레이닝 데이터가 수집이 될수록, 우리는 더욱 신뢰도 높은 사전 지식이 쌓일 뿐 아니라 궁극적인 최대 사후 확률 $p(\theta|x)$ 를 더 명확하고 정교하게 추정하여 파트너 추천의 근거를 마련할 수 있다.

프로세서(210)는 복수의 파트너 중 최대 사후 확률이 미리 설정된 임계치 이상인 파트너를 적어도 하나의 파트너로 선택할 수 있다. 미리 설정된 임계치는 프로세서(210)에 의해 미리 설정된 것이거나, 사용자에게 의해 미리 설정된 것일 수 있다. 예를 들어, 도 4에 도시된 바와 같이 임계치 필터에 기반하여 최대 사후 확률이 0.1 초과인 3개 초과인 직무들을 선택할 수 있다.

단계 330에서, 프로세서(210)는 제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보 각각에 텍스트 데이터 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피쳐 및 제2 텍스트 데이터 피쳐를 생성할 수 있다. 즉 본원에 따르면, 프로세서는 SBERT 모델에 입력을 투입하기 전, 각각의 입력에 대한 텍스트 데이터에 대한 주요 특징 추출 및 텍스트 데이터 전처리가 수행될 수 있다. 예를 들어, 텍스트 데이터의 전처리란, 사용자로부터 수신된 텍스트 데이터로부터 주요 피쳐를 추출하고 추출된 피쳐를 병합하는 과정을 통칭할 수 있다. 예를 들어, 사용자로부터의 제2 입력은 파트너와의 대화를 수행하기 위해 자신의 프로필 및 커리어 관심 영역에 대한 정보를 포함할 수 있다. 응답에 해당하는 텍스트 데이터의 일 예로, "안녕하세요. 국내 기업에 다니다 최근 외국계 기업으로 이직을 하였습니다. 국내 기업과 외국계 기업의 문화가 달라 고민이 많습니다." 의 응답을 수신할 수 있다. 텍스트 데이터의 전처리는, 텍스트 데이터의 토큰화를 통해 의미를 갖는 단어를 텍스트 데이터의 피쳐로서 생성하는 과정을 의미할 수 있다. 상술한 응답에 대해, 데이터의 전처리가 진행된다면, "'안녕하다', '국내', '기업', '다니다', '최근', '외국', '회사'" 등을 포함할 수 있다. 즉, 텍스트 데이터의 전처리를 통해, 문장 단위로 이루어지는 사용자의 질의 또는 답변이 각각 의미를 갖는 단위의 단어들로 변환될 수 있다.

단계 340에서, 프로세서(210)는 제1 텍스트 데이터 피쳐로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피쳐로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)인 SBERT 모델에 입력하여 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산할 수 있다.

일실시예에 따라, 딥 러닝 기반 언어모델은 구축 단계들에 의해 구성될 수 있다. 딥 러닝 기반 언어모델 구축 단계들은, 아래에서 서술할 내용에 기초하여 구성될 수 있다. 본원의 딥 러닝 기반 언어모델은 바이-인코더(bi-encoder) 구조를 갖는 SBERT 언어 모델을 가지고 있으며, 사용자와 파트너 쌍의 프로필의 유사도 연산을 할 수 있다.

프로세서(210)는, 제2 입력에 포함된 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보로 구성된 제1 문장 및 적어도 하나의 파트너 중 제1 파트너의 프로필 정보로 구성된 제2 문장을 SBERT 모델에 입력하여 각각 제1 시퀀스 임베딩 벡터(sequence embedding vector) 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터를 획득할 수 있다.

예를 들어, 제2 입력은 사용자가 작성한 자기소개 (ex. 저는 데이터 분석가가 되기 위해 대학원 진학을 목표로 하고있는 XX 입니다.) 및 커리어 관심 영역 관련 정보 (ex. 커리어 관심사, 관심 직군, 선호하는 파트너 성향 등) (ex. 대학원 진학, 이직, 데이터 사이언스, etc.), 사용자가 직접 작성한 커리어 방향성 관련 질의 내용 정보 등 관련 텍스트 데이터일 수 있다. 적어도 하나의 파트너 중 제1 파트너의 프로필 정보는 각각 파트너의 주요 프로필 정보 및 전문 커리어 방향성 상담 분야 특성 정보(ex. 자기소개, 주요 커리어 방향성 상담 가능 주제, 직무, 전문 영역, 보유 기술, 해시태그 등)를 포함할 수 있다.

프로세서(210)는, 제1 시퀀스 임베딩 벡터 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터 각각에 평균 풀링(mean pooling)을 수행하여 차원을 축소할 수 있다. 프로세서(210)는, 평균 풀링이 수행된 결과 값들 사이의 코사인 유사도를 계산할 수 있다. 프로세서

(210)는, 모든 단어의 출력 벡터에 대해서 평균 풀링을 수행한 벡터를 문장 벡터로 간주할 수 있다.

본원은 바이-인코더 구조를 갖기 때문에, 2개의 SBERT 모델은 동일한 파라미터를 가질 수 있다. 2 개의 SBERT 모델의 출력은 각각 풀링을 거쳐 고정된 크기의 문장 임베딩에 해당하는 벡터 u , v 를 반환할 수 있다. 벡터 u , v 사이의 코사인 유사도가 계산되어, 사용자 및 파트너 간의 유사도가 계산될 수 있다. 코사인 유사도

$$\text{Scos}(u,v) = \frac{\langle u,v \rangle}{||u|| * ||v||}$$
는 $\text{Scos}(u,v)$ 로 계산될 수 있다. 이 때, u 는 사용자의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터이고, v 는 파트너의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터일 수 있다. 또한, 평균 제곱 오차(MSE, mean square error)는 손실함수(loss function)로 정의될 수 있다.

단계 350에서, 프로세서(210)는 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택할 수 있다. 단계 360에서, 프로세서(210)는 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시할 수 있다.

본원은, 언어 모델의 학습과 적용에 따른 모델 성능에 대한 단순 평가에 그치지 않고 고유의 알고리즘을 개발하기 위해 앞서 서술한 전체 모델에 대한 최적의 모델을 결정하기 위한 후보 모델들을 선택할 수 있다. 이를 훈련 모델의 선택 과정이라고 하며, 본원의 상술한 모델에 따르면 에스티메이터(Estimator)(Ex. 회귀

(Regression) 또는 분류(Classification))와 최적화할 목적함수(Objective Function)의 지정이 수행될 수 있다.

목적함수의 지정이 완료되면, 최적화에 활용될 하이퍼 파라미터 종류와 값을 선택하여 알고리즘이 탐색을 수행하는 탐색 범위(Search Space)가 구성될 수 있다. 본원에서의 하이퍼 파라미터는, 딥러닝 모델의 대표적인 하이퍼 파라미터인 배치 사이즈(batch size), 학습률(learning rate), 히든 레이어의 크기와 개수 등을 포함할 수 있다. 탐색 범위가 구성되면, 하이퍼 파라미터 최적의 조합을 찾는 탐색 방법론(Search Method)의 결정이 결정될 수 있다. 예를 들어, 탐색 방법론은 그리드 탐색(Grid Search) 및 랜덤 탐색(Random Search) 등을 포함할 수 있다.

후보 모델들 중 최적의 모델을 선택하기 위해, 교차 검증(Cross-Validation)을 수행하고, 최고의 퍼포먼스를 갖는 아키텍처 및 파라미터 셋의 조합을 찾는 과정을 수행한다. 교차 검증 방법론 적용을 통해 각 훈련 모델에 적용된 하이퍼 파라미터 조합 별 모델의 퍼포먼스 측정을 수행할 수 있다.

이를 위해, 프로세서(210)는 메모리에 저장된 데이터를 훈련 데이터 셋(Training Data Set)에 해당하는 제1 데이터 셋, 검증 데이터 셋에 해당하는 제2 데이터 셋(Validation Data Set), 및 테스트 데이터 셋(Test Data Set)에 해당하는 제3 데이터 셋으로 분류할 수 있다. 예를 들어, 도 6을 참고하면, 프로세서(210)는 각각의 데이터 셋에 대해 임의의 퍼센테이지를 할당하여 제1 데이터 셋, 제2 데이터 셋, 제3 데이터 셋이 각각 60%, 30% 10%가 되도록 설정할 수 있다. 본원의 프로

세서(210)는, 제1 데이터 셋을 통해 앞서 각각의 언어 모델의 훈련을 진행하고, 제2 데이터 셋을 통해 모델의 최적의 파라미터 및 아키텍처의 조합을 찾고, 마지막으로 제3 데이터 셋을 통해 모델의 성능을 평가하면서 위 과정을 반복하여 최적의 모델을 구축할 수 있다.

구체적으로 "하이퍼 파라미터 최적화 과정"에서 우리는 최적의 추천 문서쌍 발굴이라는 과제를 해결하기 위해 학습된 전체 모델의 알고리즘의 목적 함수(objective function)에 지정된 손실함수(loss function)의 값을 최소화하거나 예측 정확도(accuracy)를 최대화하도록 모델의 아키텍처를 최적화하는 즉 최적의 하이퍼파라미터 셋트를 찾을 때까지 하이퍼 파라미터의 조정이 이루어질 수 있다.

이 과정은 위에서 언급된 교차 검증 단계를 통하여 수행되고, 기존에 사전 학습된 모델이 학습하는데 활용하지 않았던, 직무와 관련된 새로운 입력 데이터 셋인 제3 데이터셋에서도 우수하고 일관된 퍼포먼스를 보여주는지 검증을 할 수 있다. 예를 들어, 전체 모델의 목적 함수로 사용자와 파트너의 개인정보의 유사도(similarity)를 계산하기 위하여 적용한 방법론에서는 대표적으로는 시퀀스 임베딩 벡터 u , v 간의 코사인 유사도를 측정하며, 평균 제곱 오차를 손실 함수로 정의할 수 있다.

일실시에에 따라, 프로세서(210)는 교차 검증 적용을 통한 각 후보 모델 모델과 적용된 하이퍼 파라미터의 조합 별 퍼포먼스를 확인할 수 있다. 프로세서

(210)는 조합 별 퍼포먼스에 대한 스코어를 계산하고, 스코어를 비교, 최고의 스코어를 갖는 모델을 최종 모델로 선정할 수 있다. 본원에 따르면, 파라미터 최적화 과정을 통해 훈련된 각 모델의 목적함수의 퍼포먼스 스코어 비교를 통한 최적 모델 선택을 수행할 수 있다. 예를 들어, 손실 함수로 규정한 평균 제곱 오차가 최소가 되는 최적 모델(Optimized model)을 최종 모델로 결정할 수 있다. 하이퍼 파라미터의 튜닝은 상술한 하이퍼 파라미터들의 다양한 조합에 대한 훈련을 통해 수행될 수 있다.

예를 들어, 본원에 따른 파라미터 최적화는 $\Theta^* = \operatorname{argmin}_{\Theta} \operatorname{Loss}(f(x), \Theta)$ 와 같이 정의될 수 있다. 여기서, $\operatorname{Loss}(f(x), \Theta)$ 는 훈련에 활용된 모델 $f(x)$ 의 사전에 정의된 손실 함수이고, Θ 는 하이퍼 파라미터 셋의 조합(sets of hyperparameter)이고, Θ^* 는 최적의 모델 성능을 나타내는 하이퍼 파라미터 셋의 조합(sets for the best model performance)일 수 있다.

본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 정보 및 신호들이 임의의 다양한 상이한 기술들 및 기법들을 이용하여 표현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 예를 들어, 위의 설명에서 참조될 수 있는 데이터, 지시들, 명령들, 정보, 신호들, 비트들, 심볼들 및 칩들은 전압들, 전류들, 전자기파들, 자기장들 또는 입자들, 광학장들 또는 입자들, 또는 이들의 임의의 결합에 의해 표현될 수 있다.

본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 여기에 개시된 실시예들과 관련하여 설명된 다양한 예시적인 논리 블록들, 모듈들, 프로세서들, 수단들, 회로

들 및 알고리즘 단계들이 전자 하드웨어, (편의를 위해, 여기에 서 소프트웨어로 지칭되는) 다양한 형태들의 프로그램 또는 설계 코드 또는 이들 모두의 결합에 의해 구현될 수 있다는 것을 이해할 것이다. 하드웨어 및 소프트웨어의 이러한 상호 호환성을 명확하게 설명하기 위해, 다양한 예시적인 컴포넌트들, 블록들, 모듈들, 회로들 및 단계들이 이들의 기능과 관련하여 위에서 일반적으로 설명되었다. 이러한 기능이 하드웨어 또는 소프트웨어로서 구현되는지 여부는 특정한 애플리케이션 및 전체 시스템에 대하여 부과되는 설계 제약들에 따라 좌우된다. 본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자는 각각의 특정한 애플리케이션에 대하여 다양한 방식으로 설명된 기능을 구현할 수 있으나, 이러한 구현 결정들은 본원의 범위를 벗어나는 것으로 해석되어서는 안 될 것이다.

여기서 제시된 다양한 실시예들은 방법, 장치, 또는 표준 프로그래밍 및/또는 엔지니어링 기술을 사용한 제조 물품(article)으로 구현될 수 있다. 용어 제조 물품은 임의의 컴퓨터-판독가능 저장장치로부터 액세스 가능한 컴퓨터 프로그램, 캐리어, 또는 매체(media)를 포함한다. 예를 들어, 컴퓨터-판독가능 저장매체는 자기 저장 장치(예를 들면, 하드 디스크, 플로피 디스크, 자기 스트립, 등), 광학 디스크(예를 들면, CD, DVD, 등), 스마트 카드, 및 플래쉬 메모리 장치(예를 들면, EEPROM, 카드, 스틱, 키 드라이브, 등)를 포함하지만, 이들로 제한되는 것은 아니다. 또한, 여기서 제시되는 다양한 저장 매체는 정보를 저장하기 위한 하나 이상의 장치 및/또는 다른 기계-판독가능한 매체를 포함한다.

제시된 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조는 예시적인

접근들의 일례임을 이해하도록 한다. 설계 우선순위들에 기반하여, 본원의 범위 내에서 프로세스들에 있는 단계들의 특정한 순서 또는 계층 구조가 재배열될 수 있다는 것을 이해하도록 한다. 첨부된 방법 청구항들은 샘플 순서로 다양한 단계들의 엘리먼트들을 제공하지만 제시된 특정한 순서 또는 계층 구조에 한정되는 것을 의미하지는 않는다.

제시된 실시예들에 대한 설명은 임의의 본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본원을 이용하거나 또는 실시할 수 있도록 제공된다. 이러한 실시예들에 대한 다양한 변형들은 본원의 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자에게 명백할 것이며, 여기에 정의된 일반적인 원리들은 본원의 범위를 벗어남이 없이 다른 실시예들에 적용될 수 있다. 그리하여, 본원은 여기에 제시된 실시예들로 한정되는 것이 아니라, 여기에 제시된 원리들 및 신규한 특징들과 일관되는 최광의의 범위에서 해석되어야 할 것이다.

【청구범위】

【청구항 1】

컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램은 서버의 프로세서로 하여금 이하의 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함하며, 상기 단계들은:

사용자의 직업 또는 직무와 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의

프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신하는 단계;

제1 입력을 베이지안 추론 모델에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로필 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보를 선택하는 단계;

제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보 각각에 텍스트 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피처 및 제2 텍스트 데이터 피처를 생성하는 단계;

제1 텍스트 데이터 피처로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피처로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥 러닝 기반의 언어모델(Language Model)인 SBERT(Sentence BERT) 모델에 입력하여 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산하는 단계;

계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택하는 단계; 및

계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시하는 단계를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

【청구항 2】

제1항에 있어서,

베이지안 추론 모델은 베이지안 추론 모델 구축 단계들로 구성되고, 베이지안 추론 모델 구축 단계들은:

복수의 파트너 별로 최대 사후 확률 ($\hat{\theta}_{MAP}$)을 계산하는 단계 -최대 사후 확률은 $\hat{\theta}_{MAP} = \operatorname{argmax}_{\theta} p(X|\theta) * p(\theta)$ 로 계산되고, $p(\theta)$ 는 파트너의 직무의 확률 분포, $p(X|\theta)$ 는 특정 파트너의 직무에서 특정 사용자의 직무가 발견될 확률임 -;

복수의 파트너 중 최대 사후 확률이 미리 설정된 임계치 이상인 파트너를 적어도 하나의 파트너로 선택하는 단계;

를 포함하는 컴퓨터 프로그램.

【청구항 3】

제1항에 있어서,

딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)은 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model) 구축 단계들에 의해 구성되고, 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model) 구축 단계들은,

제2 입력에 포함된 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보로 구성된 제1 문장 및 적어도 하나의 파트너 중 제1 파트너의 프로필 정보로 구성된 제2 문장을 SBERT 모델에 입력하여

각각 제1 시퀀스 임베딩 벡터(sequence embedding vector) 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터를 획득하는 단계;

제1 시퀀스 임베딩 벡터 및 제2 시퀀스 임베딩 벡터 각각에 평균 풀링(mean pooling)을 수행하여 차원을 축소하는 단계; 및

평균 풀링이 수행된 결과 값들 사이의 코사인 유사도를 계산하는 단계;

를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

【청구항 4】

제3항에 있어서,

상기 코사인 유사도 $S_{\cos}(u,v)$ 는

$$S_{\cos}(u,v) = \frac{\langle u,v \rangle}{\|u\| * \|v\|}$$

로 계산되고, u 는 사용자의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터이고, v 는 파트너의 풀링이 수행되어 차원이 축소된 벡터인, 컴퓨터 프로그램.

【청구항 5】

제1항에 있어서,
상기 단계들은,
메모리에 저장된 데이터를 훈련 데이터에 해당하는 제1 데이터 셋, 검증 데이터에 해당하는 제2 데이터 셋, 및 테스트 데이터에 해당하는 제3 데이터 셋으로 분류하는 단계;

제1 데이터 셋을 이용하여 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)의 훈련을 수행하는 단계;

제2 데이터 셋을 이용하여 훈련된 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델의 결과 값들을 검증하는 단계;

검증 결과에 기초하여, 베이지안 추론 모델 및 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)을 훈련하는데 이용된 파라미터 값들에 대한 조정을 반복적으로 수행하는 단계;

조정이 반복적으로 수행된 결과를 전체 모델로서 선택하는 단계; 및

제3 데이터 셋을 이용하여 전체 모델에 대한 최종 퍼포먼스 예측을 수행하고, 테스트 결과 값을 확인함으로써 최종 모델을 결정하는 단계

를 포함하는, 컴퓨터 프로그램.

【청구항 6】

서버에 있어서, 상기 서버는:

프로세서;

메모리; 및

통신 모듈을 포함하고,

상기 메모리는 서버의 프로세서로 하여금 이하의 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함하며, 상기 단계들은:

사용자의 직업과 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신하는 단계;

제1 입력을 베이지안 추론 모델에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로필 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보를 선택하는 단계;

제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보에 텍스트 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피처 및 제2 텍스트 데이터 피처를 각각 생성하는 단계;

제1 텍스트 데이터 피처로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피처로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥 러닝 기반 언어모델(Language Model)인 SBERT 모델에 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산하는 단계;

계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택하는 단계; 및

계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시하는 단계를 포함하는, 서버.

【요약서】

【요약】

본원의 다양한 실시예에 따른 컴퓨터 판독가능 저장 매체에 저장된 컴퓨터 프로그램에 있어서, 상기 컴퓨터 프로그램은 서버의 프로세서로 하여금 이하의 단계들을 수행하기 위한 명령들을 포함하며, 상기 단계들은: 사용자의 직업 또는 직무와 관련된 정보를 포함하는 제1 입력 및 사용자의 프로필과 커리어 관심 영역과 관련된 정보를 포함하는 제2 입력을 수신하는 단계;; 제1 입력을 베이지안 추론 모델에 입력하여, 메모리에 저장된 복수의 파트너의 프로필 정보 중 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보를 선택하는 단계; 제2 입력 및 적어도 하나의 파트너의 프로필 정보 각각에 텍스트 전처리를 수행하여 제1 텍스트 데이터 피처 및 제2 텍스트 데이터 피처를 생성하는 단계; 제1 텍스트 데이터 피처로 구성된 제1 문장 및 제2 텍스트 데이터 피처로 구성된 제2 문장을 훈련된 딥 러닝 기반의 언어모델(Language Model)인 SBERT(Sentence BERT) 모델에 입력하여 사용자와 적어도 하나의 파트너 각각 사이의 유사도를 계산하는 단계; 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 선택하는 단계; 및 계산된 유사도가 임계치 이상인 파트너의 정보를 디스플레이를 통해 표시하는 단계를 포함할 수 있다.

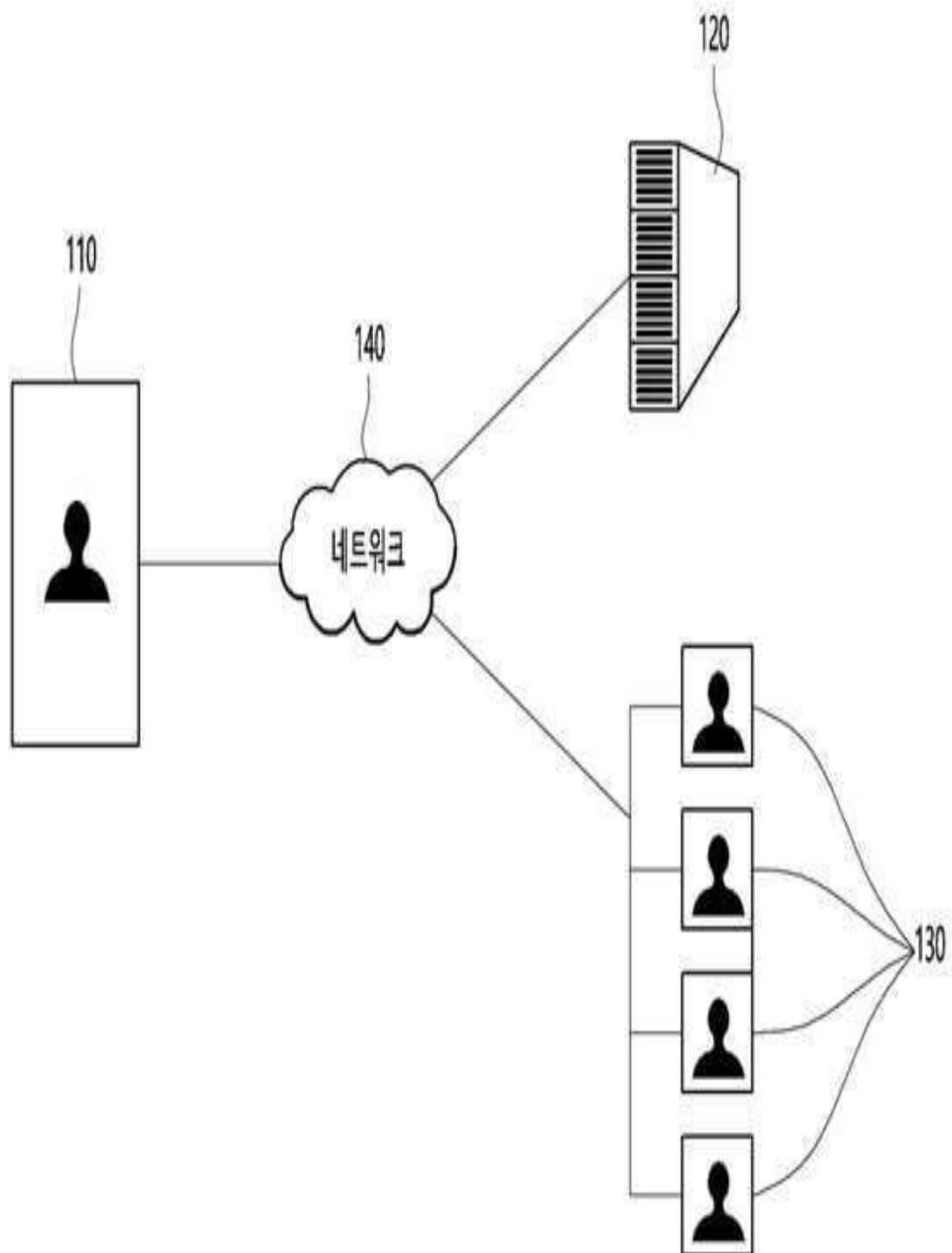
【대표도】

도 1

【도면】

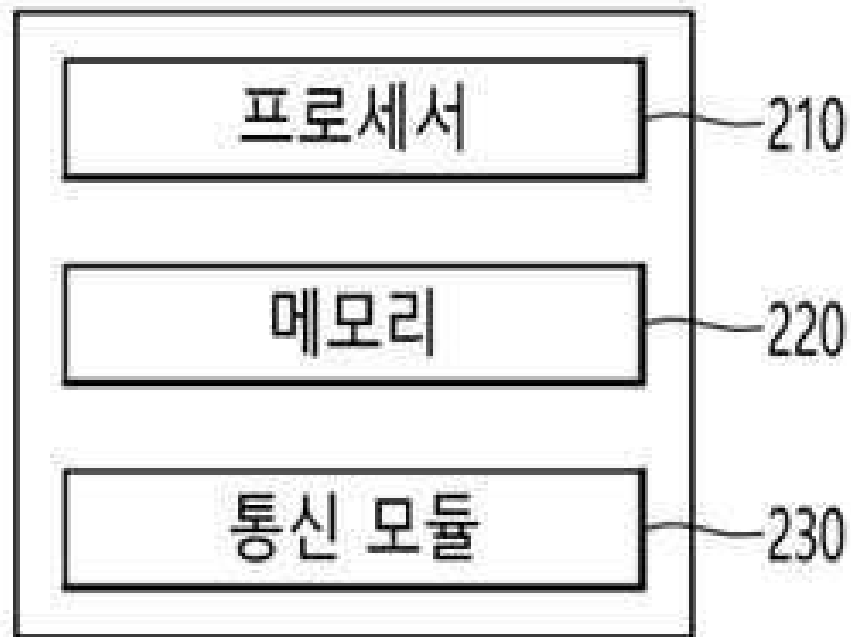
【도 1】

100

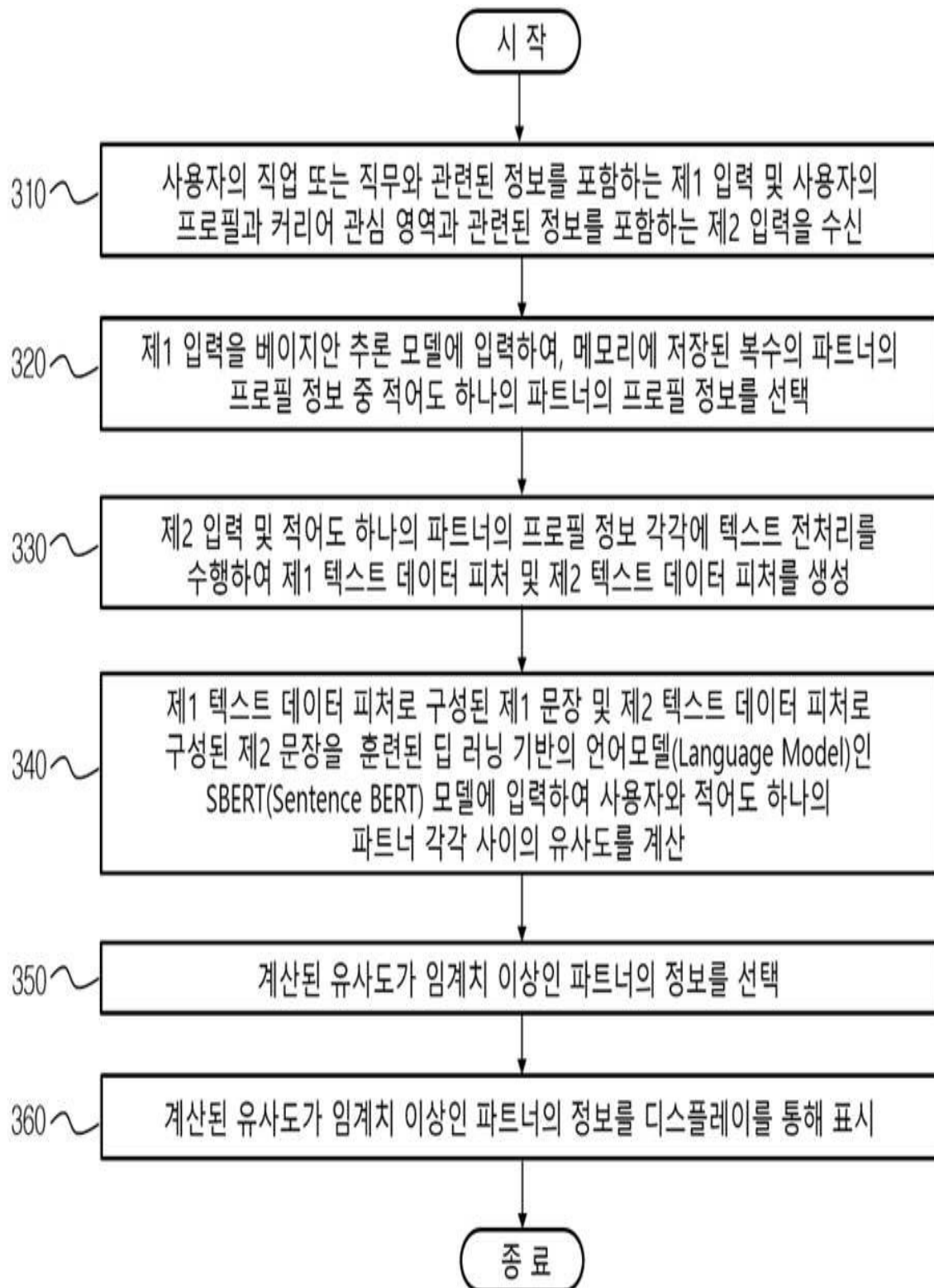


【도 2】

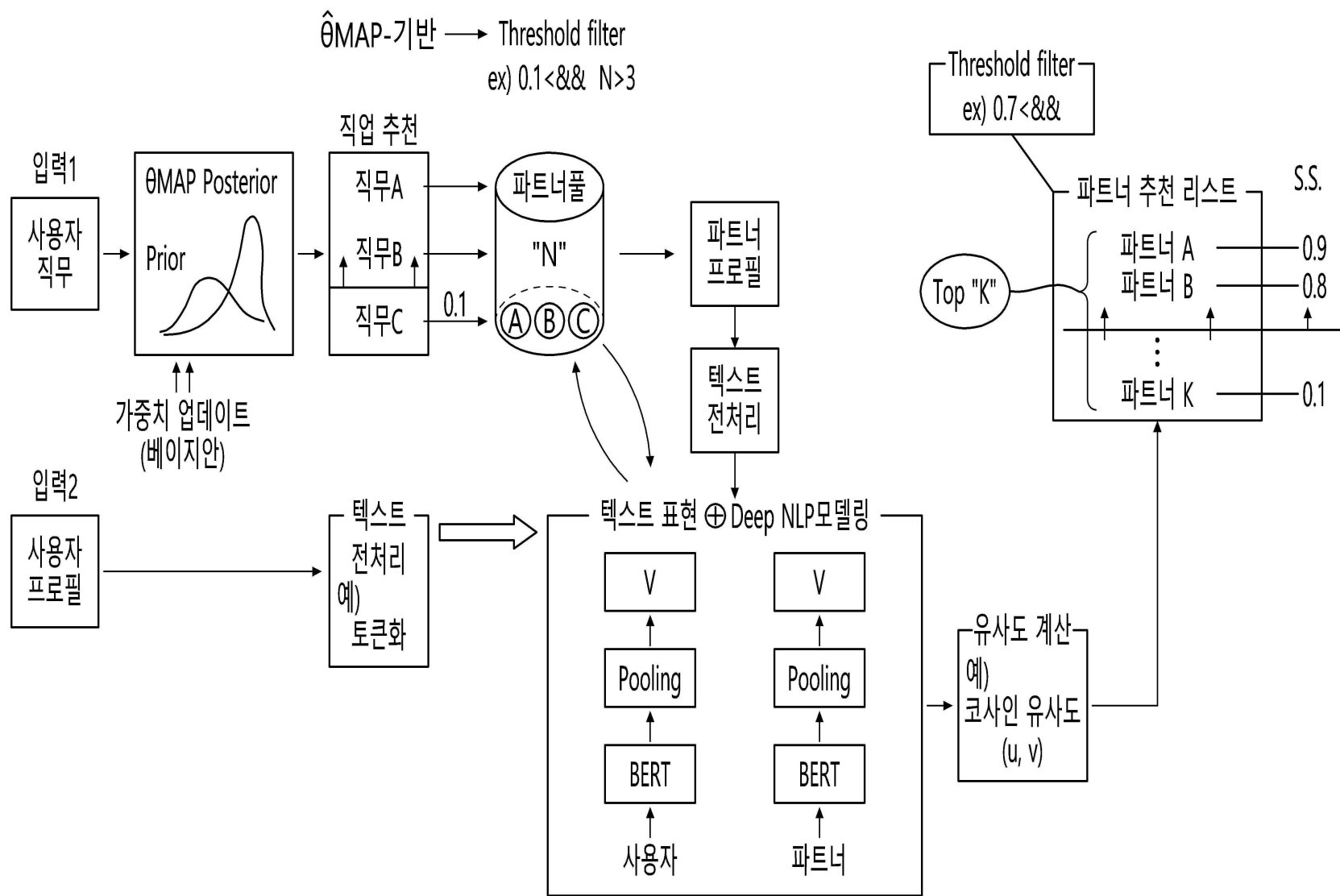
200

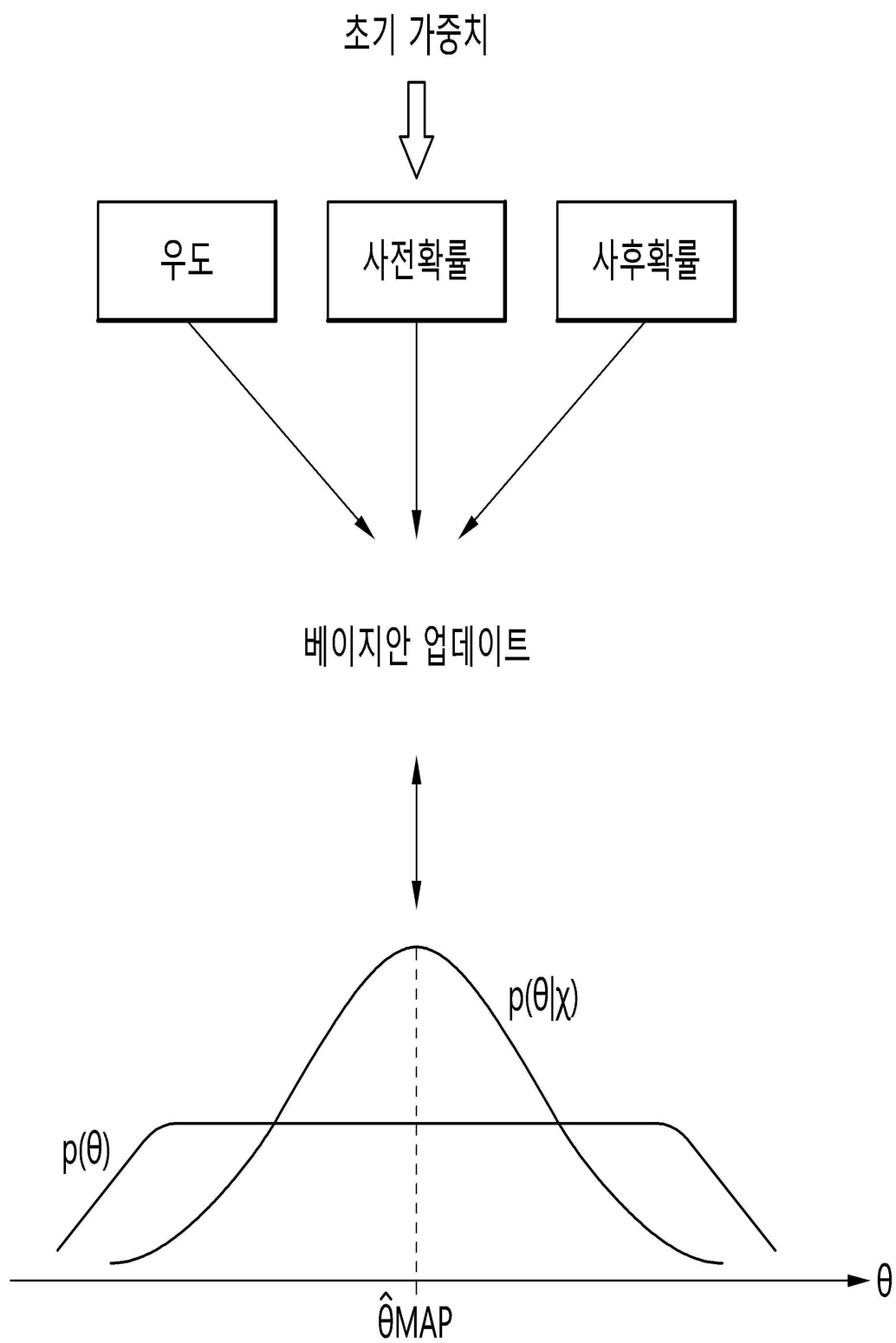


【도 3】



【도 4】





【도 6】

