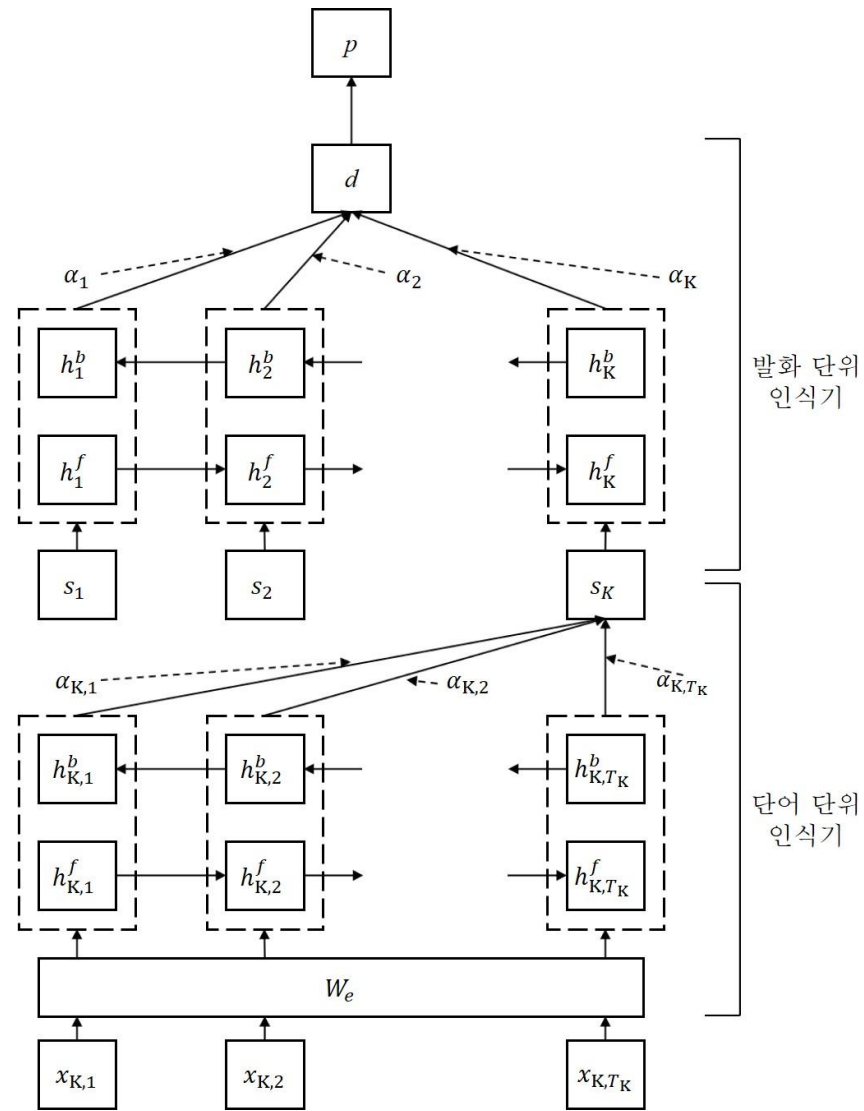


계층구조 주목 메커니즘 기반 순환 신경망을 통한 발화 의도 분류

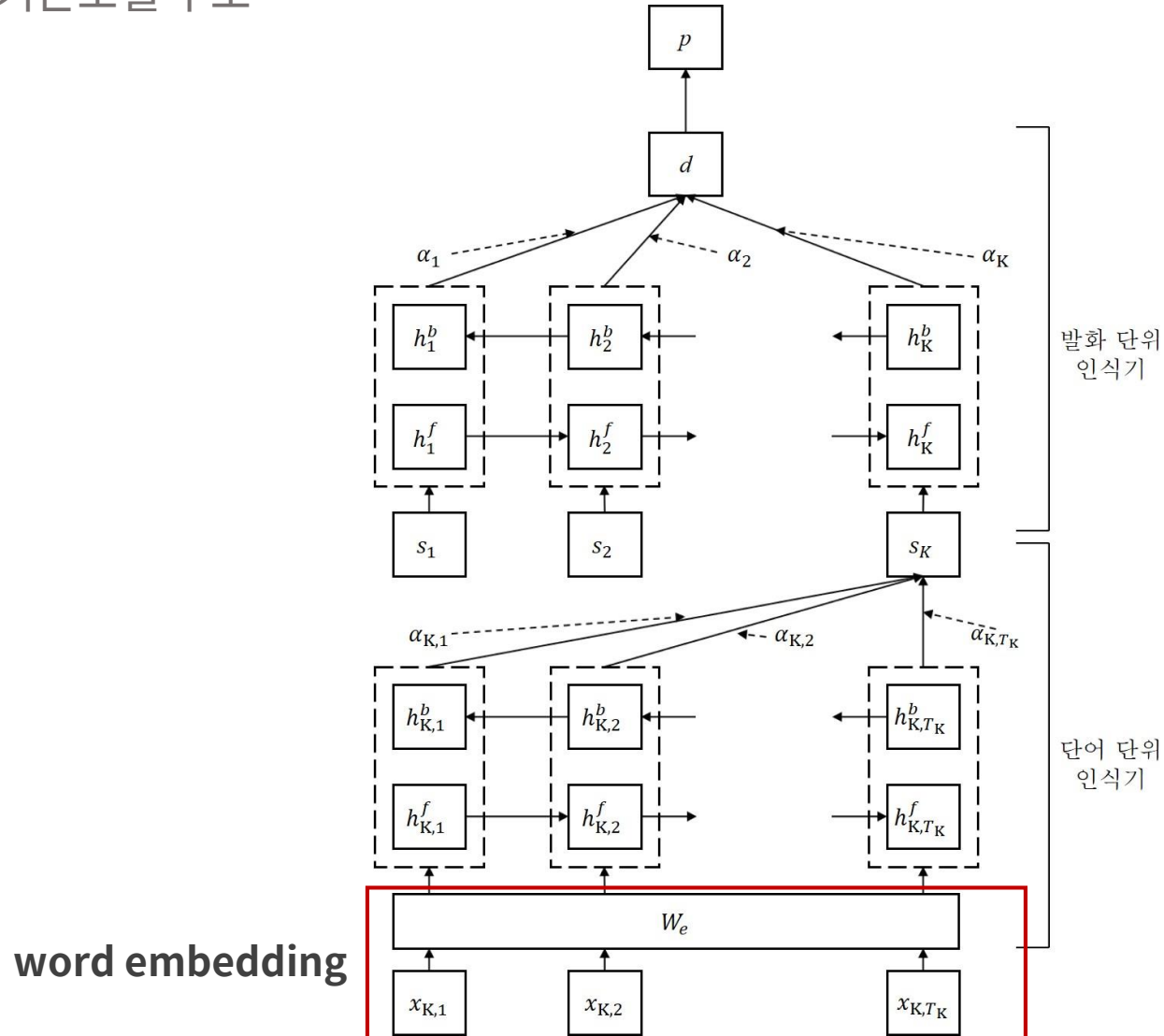
오주민, 2019

김유리



Intent classification

기존모델 구조



Input

- $X_{k,t}$: k 개의 단어로 이루어진 발화 U_k 의 t 번째 단어

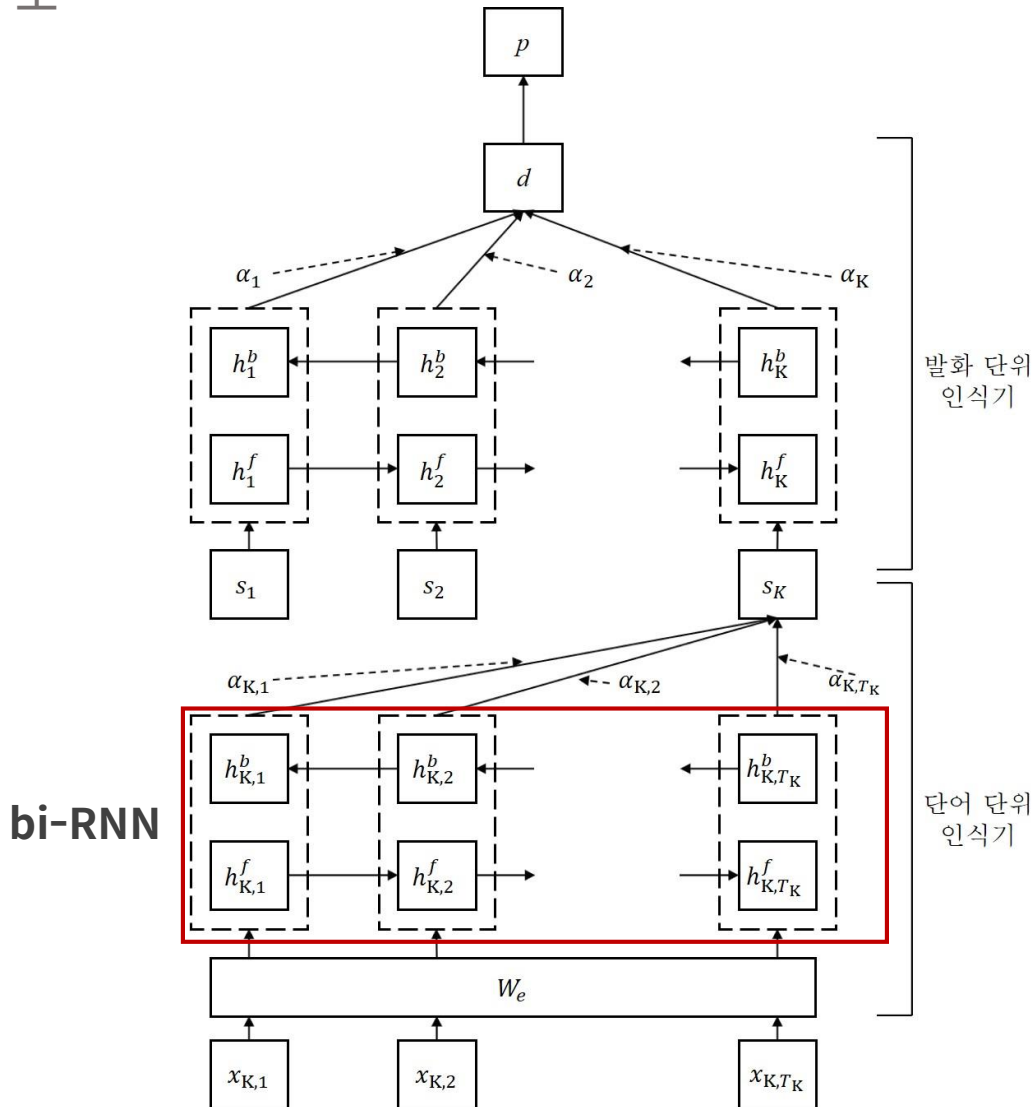
Output

- $w_{k,t}$: $X_{k,t}$ 를 one-hot encoded vector로 변환 후 word embedding 행렬 W 통과

$$w_{k,t} = W_e x_{k,t}$$

Intent classification

기존모델 구조



Input

- $w_{k,t}$

Output

- $h_{k,t}$: 단어 단위 hidden vector ($h_{k,t}^f, h_{k,t}^b$ 행 접합)

$$h_{k,t} = [h_{k,t}^f; h_{k,t}^b]$$

- $h_{k,t}^f$: 단어 단위 전방 hidden vector

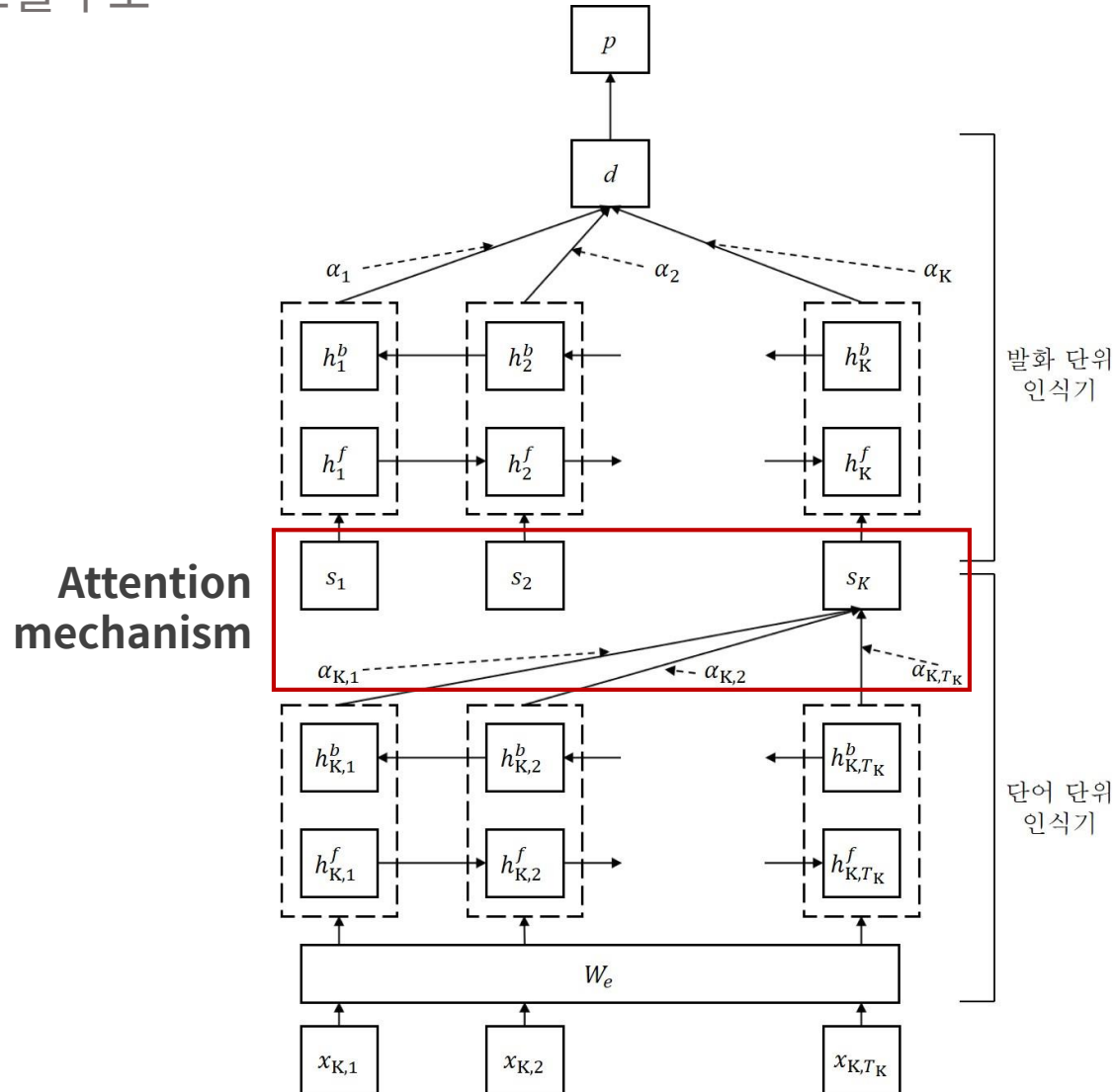
$$h_{k,t}^f = \overrightarrow{RNN}(w_{k,t})$$

- $h_{k,t}^b$: 단어 단위 후방 hidden vector

$$h_{k,t}^b = \overleftarrow{RNN}(w_{k,t})$$

Intent classification

기존모델 구조



Input

- $h_{k,t}$

Output

- s_k : 발화 표현 벡터

$$s_k = \sum_t a_{k,t} h_{k,t}$$

- $v_{k,t}$: 은닉 표현 벡터

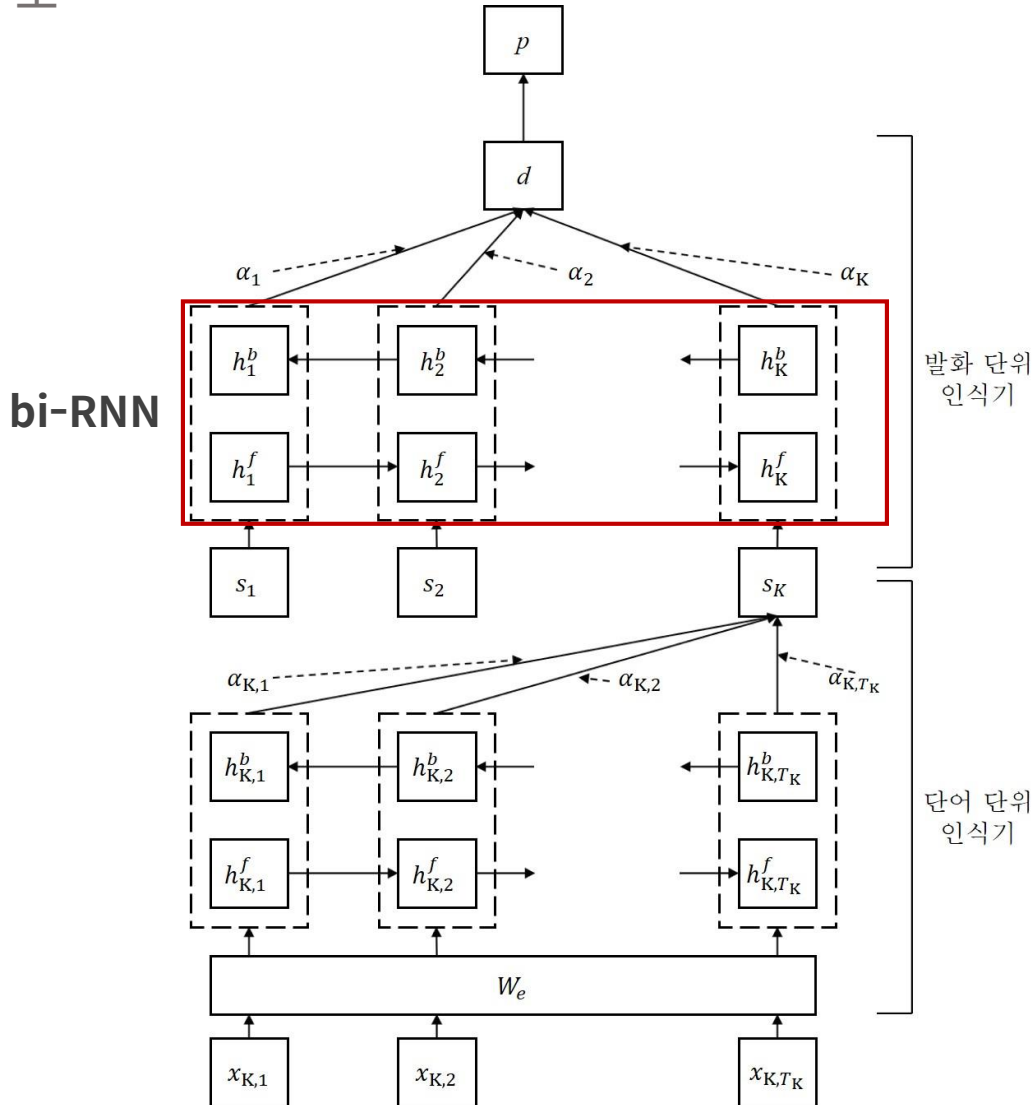
$$v_{k,t} = \tanh(W_s h_{k,t} + b_s)$$

- $a_{k,t}$: 단어 단위 주목 벡터

$$a_{k,t} = \frac{\exp(v_{k,t}^\top u_s)}{\sum_t \exp(v_{k,t}^\top u_s)}$$

Intent classification

기존모델 구조



Input

- s_k

Output

- h_k : 발화 단위 hidden vector (h_k^f, h_k^b 행 집합)

$$h_k = [h_k^f; h_k^b]$$

- h_k^f : 발화 단위 전방 hidden vector

$$h_k^f = \overrightarrow{RNN}(s_k)$$

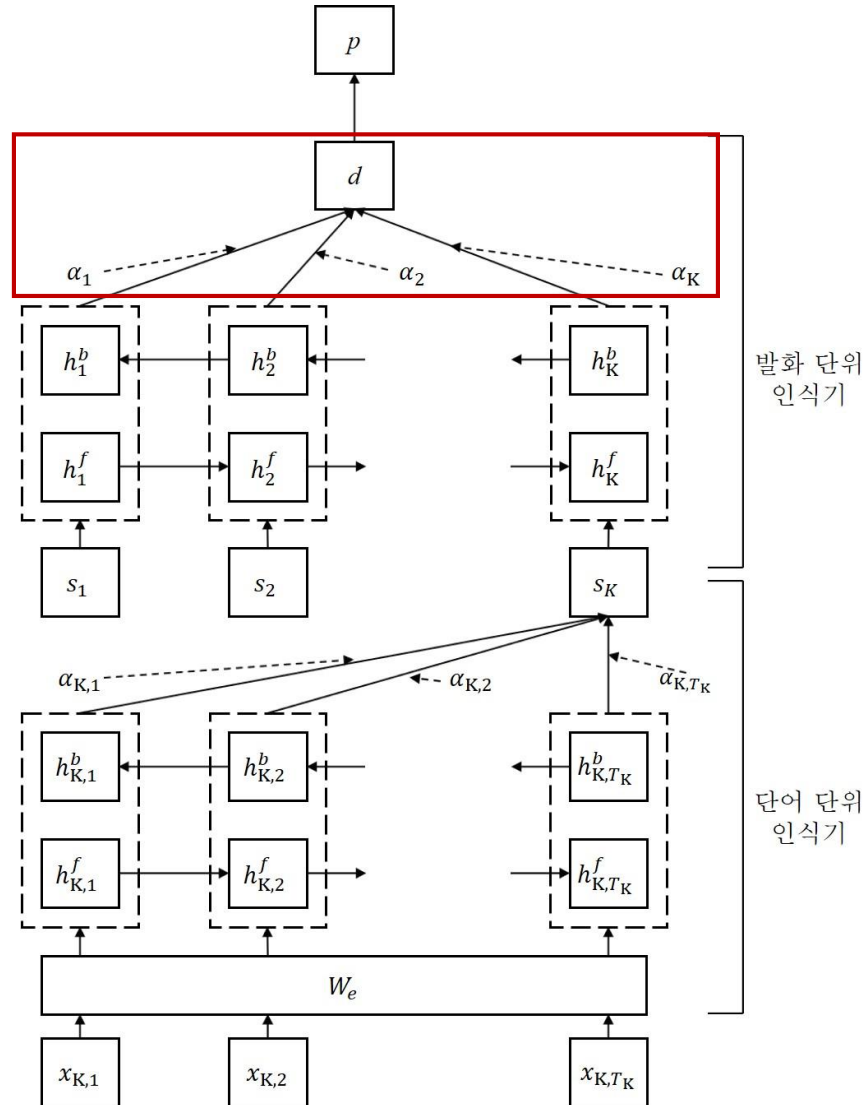
- $h_{k,t}^b$: 발화 단위 후방 hidden vector

$$h_k^b = \overleftarrow{RNN}(s_k)$$

Intent classification

기존모델 구조

Attention mechanism



Input

- h_k

Output

- d : 대화 표현 벡터

$$d = \sum_k a_k h_k$$

- v_k : 은닉 표현 벡터

$$v_k = \tanh(W_d h_k + b_d)$$

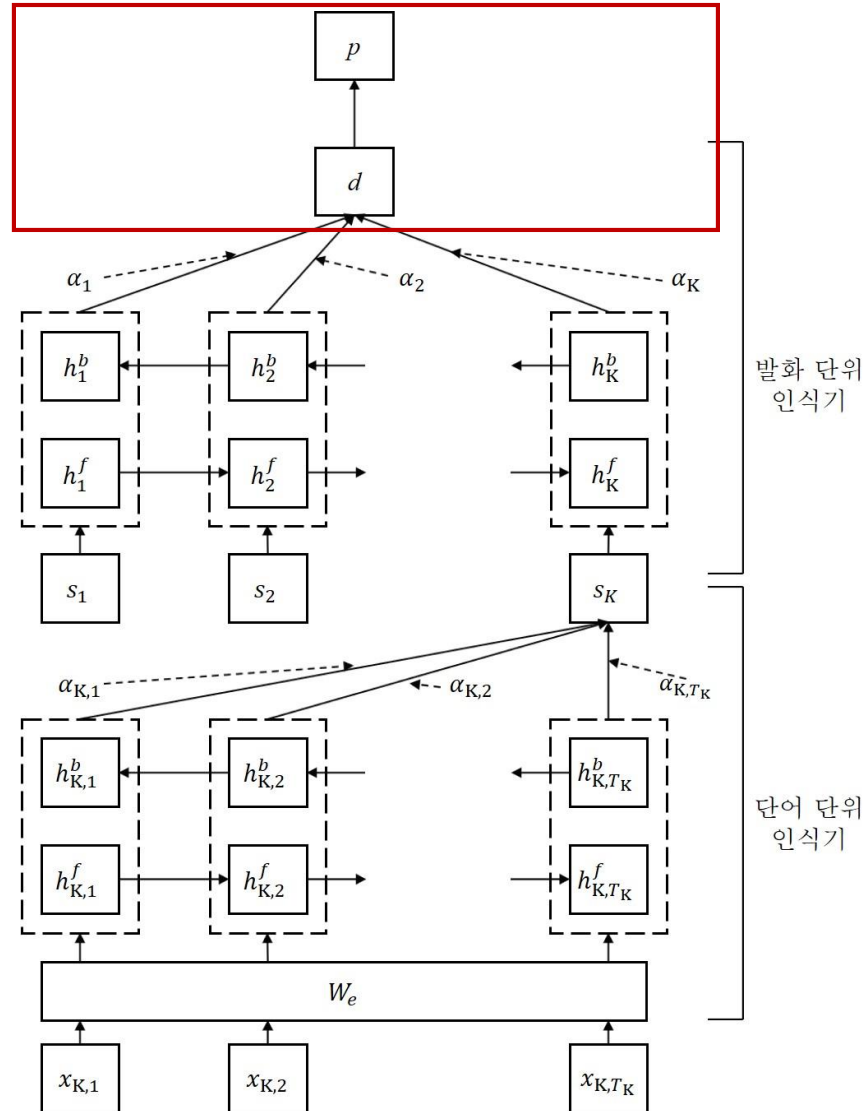
- a_k : 발화 주목 벡터 / u_d : 발화 단위 문맥 벡터

$$a_k = \frac{\exp(v_k^\top u_d)}{\sum_t \exp(v_t^\top u_d)}$$

Intent classification

기존모델 구조

softmax



Input

- d

Output

- p : 발화 의도 예측 확률 벡터

$$p = \text{softmax}(W_o d + b_o)$$

Loss Function : Cross-Entropy 함수 사용

$$L = - \sum_i y_i \log p_i$$

- y_i : i 번째 단위 학습 데이터에 대한 타겟 벡터
- p_i : i 번째 대화 단위 학습 데이터에 대한 발화 의도 예측 확률