

강화학습을 이용한 구어 태거의 모델링과 구어 태거의 구현

정홍*, 서명원, 김용, 박기운
포항공과대학교 전자컴퓨터공학부

{hjcong, shampoo, ddda, debtor}@postech.ac.kr

Modeling a Tagger for Korean Spoken Language.

Hong Jeong, Myung-Won Seo, Yong Kim, Gi-Yoon Park
Dept. of Electrical and Computer Engineering, Pohang University

요 약

본 논문에서는 기존의 문어를 다루는 태거와는 달리 구어를 처리할 수 있는 구어태거를 구현하였다. 구어태거는 크게 심층구조와 표층구조의 두 가지 부분으로 구성되어 있으며, 촘스키의 구조에 따라 설계하였다. 심층구조에서 예측된 문장은 표층구조에서 실제의 입력과 음소열 수준으로 비교되고 그 결과가 다시 심층구조로 되메김된다. 이를 통해 가장 적합한 후보가 선택되며 또한 강화학습을 통해 문법과 어휘가 학습된다. 실험을 통해서 여러 가지 잡음이 섞인 입력단어를 본 태거가 얼마나 정확한 예측을 할 수 있는가를 보았으며, 그 결과 잡음에 강한 특성을 나타내는 것을 확인하였다.

1. 서론

과식의 최종 목표는 발음이나 문법이 완전치 않은 구어를 다루는 것이다. 이전의 대부분의 파서들(예를 들면 ATN, Tomita parser, Chart parser)[1]은 완전한 형태의 어휘와 문장구조를 요구하는 문어만을 처리하여 실세계 구어를 다루는 데는 한계가 있다. 본 연구는 이런 구어 파서를 구현하기에 앞서 보다 작은 문장요소를 다루는 구어 태거를 구현하고, 파서[2]-[4]로의 가능성을 확인하였다.

본 태거는 통계적 예측을 통해서 입력 문장을 태깅하게 된다. 이러한 경우에 MLP Estimation을 이용하여 태깅과 문법 학습을 수식화 할 수 있다. 태거는 크게 예측, 인식, 학습 모듈로 구성되어 있다. 다시 말해서, 기존의 자연어 태거와 같은 상향식(bottom-up) 분석 방법이 아닌 과거 기억을 바탕으로 미래의 입력을 예측하는 하향식(top-down) 방식인 능동적인 태거이며, 태거의 출력과 실제 입력 신호를 비교하여 음소 수준에서 거리를 측정할 수 있다. 학습 모듈에서는 강화 학습을 이용하여 정답으로 결정된 생성 습성을 증가시키게 된다. 또한 문장이 여러 단계의 성분으로 이루어져 있는 것을 고려하여 계층적 구조로 설계하였으며 각 단계마다 상호 작용을 하게 된다. 본 구어 태거의 구조를 파서로 확장하여 HMM 기반의 음성 인식기와 연결할 경우, 탐색 공간을 대폭 줄일 수 있을 뿐더러, 잡음이 섞인 음성 인식기의 성능을 많이 증가시킬 수 있다.

2. 관련연구

대부분의 통계 기반 한국어 품사 태깅 모델은 영어권의 통계 기반 모델을 한국어의 특성에 맞도록 수정하여 개발된 모델들이다. 이것들 중에서 HMM에 기반한 모델을 자율 학습시킨 품사 태깅 시스템[5]과 어절 단위의 모호성 최소화 단계와 형태소 단위의 품사 태깅 단계로 분리한 태거[6], 그리고 공유 단어 열과 가상 단어개념을 도입하여 다중 관측 열에 대한 효율적인 태깅 시스템[7]이 대표적인 태거들이다. 이들 시스템들은 모두 사용한 품사 집합의 개수는 다르지만, 약 90%이상의 정확도를 보인다. 하지만 본 연구에서 개발한 태거처럼 잡음 입력에 대해서는 올바른 정답을 찾지는 못한다.

3. A Spoken Language System.

언어 일반론에서는 개별 언어들의 차이에도 불구하고 모든 인간에게는 동일한 인지과정이 심층 구조로서 존재하고 단지 이것이 밖으로 표출되는 표층 구조만이 후천적인 언어 학습에 의하여 결정되어 나타나는 것이라 보고 있다. 본 태거는 심층 구조에 해당하는 문법을 익히는 부분(A network)과 표층 구조에 해당하는 어휘를 습득하는 부분(B network)으로 나누어 설계하였다. 그림 3.1은 이런 구조를 바탕으로 본 모델의 전체적인 동작 과정을 보여주고 있다.

* 본 연구는 과기부의 Brain Science and Engineering Research Program와 포항공과대학교 전자 및 컴퓨터공학부의 BK21에서 지원을 받았음.

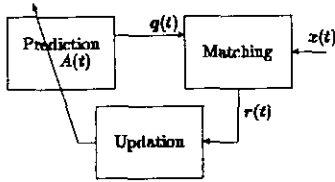


그림 3.1 : FSM 모델.

심층 구조에서는 현재 시간 전까지의 상태 열을 바탕으로 A에서 현재 상태 열을 생성해내고 이는 B에서 음소열 o(t)을 생성하게 된다. 표층 구조에서는 심층 구조에서 생성된 음소열 o(t)과 입력 신호 x(t)를 비교하여 최적의 후보를 결정하게 된다.

A는 세 개의 층으로 구성 되어 있다. 즉, {A^l|l=1,2,3}으로 품사부터 형태소까지의 계층적 구조를 반영하기 위함이다. A¹은 n개의 비단말 기호들(nonterminal symbols): N¹= {N_{ij}|i=1,2,...,n}로 구성되어 있고, 각각의 N_{ij}에 대하여 A²는 {N_{ijk}|j=1,2,...,n}의 기호들을 갖게 되어 N²가 같은 층 기호 수는 n²가 된다. 또 각각의 N_{ijk}에 대하여 A³는 {N_{ijkl}|k∈[1,n]}의 기호로 이루어 지고 N³의 총 비단말 기호의 수는 n³가 된다. B는 A³에서 나온 형태소 N_{ijkl}에 대해서 w_{kijl}= {w_{kijl}|l∈[1,n(kji)], k∈[1,n], j∈[1,n], i∈[1,n]}의 단말 기호들(terminal symbols)를 갖는다. 따라서 단말 기호의 크기 W는 ∑₁ⁿ ∑₁ⁿ ∑₁ⁿ n(lkji)가 되고, 모든 비단말 기호와 단말 기호를 합하여 V={N,W}로 표현할 수 있다. 비단말 기호들은 다음과 같은 Markov relationship을 가지고 있다.

$$A^1: a^k_{ij} = p(N_{ij}|N_{kij}, \dots), \forall i,j,k,l.$$

비슷한 방법으로 단말 기호는 다음과 같다.

$$B: b_k = p(w_k|N_{kij}).$$

결과열 o(k)는 o(t)∈{w_{ij}|i=1,2,...,V}가 된다.

4. Mathematical Model.

본 장에서는 구어 태거의 구조인 예측(prediction), 인식(recognition), 학습(learning) 알고리즘을 설명한다.

4.1 예측 모델.

예측 부분의 구조는 그림 4.1에 자세히 묘사되어 있다.

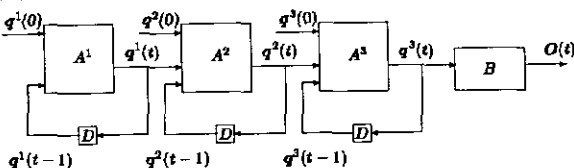


그림 4.1 예측 모델

예측 부분은 문법예측 모듈A와 어휘 예측 모듈B로 구성되어 있다. A는 A¹, A², A³로 계층적으로 구성되며, 각A는 nonterminal symbol로 이루어져 과거 Ns개(7개)의 단기 기억

D을 바탕으로Ns-order Markov relation에 의해 다음 상태를 예측하게 된다. A¹ 내부에서는 주어진 상태 열 q¹(t-1)을 바탕으로 현재 시간의 상태 q¹(t)가 계층내의 규칙과 계층간이 규칙으로 결정된다.

$$A^1: q^1(t) \leftarrow q^1(t-1), \text{ 단 } q^1(t) \in \{N_{ik}|k \in [1,n]\}.$$

새로운 현재 상태 q¹(t)열은 q(t-1)과 q(t)로부터 만들어진다.

$$D: q^1(t) = \{ q^1(t) q^1(t-1), \dots, q^1(t-N_s+1) \}.$$

B에서는 A의 마지막 출력 상태(형태소)에 해당하는 단어를 장기기억에서 꺼내오게 되어 o(k)를 결정하게 된다.

$$o(t) = B(Q_s(t)) = \{ o_{kijl}|k \in [1,m(ji)], j \in [1,m(i)], l \in [1,m] \}.$$

4.2 인식 모델.

만약 확률 P(o(t)|x(t))를 입력 문장 x(t)가 관측되었을 때, 태거의 출력 단어o(t)가 나올 확률로 정의하면 인식 모델은 다음의 o^{*}(t)를 찾아내야 한다.

$$o^*(t) = \arg \max_{o(t) \in O(t)} P(o(t)|x(t)).$$

입력문장과 태거의 출력간의 거리를 비교해야 하므로 이를 고려하면, 가장 유사한 단어o^{*}(t)는 다음과 같이 표현된다.

$$o^*(t) = \arg \min_{o(t) \in O(t)} \|o(t) - x(t)\|.$$

여기서 인식문제를 해결할 수 있는 가장 좋은 방법인 동적프로그래밍(dynamic Programming)을 사용한다. 인식의 결과값은 다음 모델인 학습 단계에서 강화 학습의 보상값(reward)으로 쓰이게 된다. 본 연구에서는 기존의 유니코드2.0을 변형하여 한국어 음소열간의 거리를 측정에 적합한 새로운 코드를 고안하여 사용하였다.

4.3 학습 모델.

학습 단계는 초기 학습과 실시간 학습으로 나눌 수 있다. 초기 학습단계에서는 Q-learning을 사용하는데, 구어 태거는 태깅이 되어 있는 말뭉치로부터 강화 학습을 통해 문법과 어휘를 자동으로 습득하고 습득된 문법과 어휘는 장기기억에 저장한다. 문법 습득은 생성 습성 A의 가중치 집합의 값들이 적절하게 조절되고, 어휘 발생 습성B에서 사용하는 어휘집에 새로운 어휘가 추가된다.

$$Q(q^1(t-1), q^1(t)) \leftarrow Q(q^1(t-1), q^1(t)) + \alpha [r(t+1) + \gamma \max_a Q(q^1(t+1), a) - Q(q^1(t-1), q^1(t))].$$

실시간 학습 단계에서는 TD(λ) learning을 사용하는데 구어 태거는 문법과 어휘를 보다 정교하게 다듬게 되며 어휘집에 있는 기존의 어휘와 같은 용도로 쓰이는 미등록어들을 습득하게 된다.

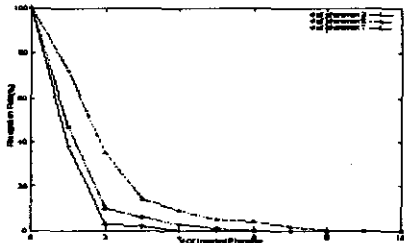
5. 실험 결과

실험은 크게 태깅 실험과 학습 실험으로 구성되어 있다.

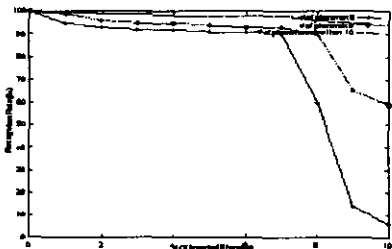
5.1 태깅 실험.

태깅 실험에서는 여러 가지 잡음 정보(띄어쓰기, 특정 음소 삽입 및 삭제)를 포함한 입력 문장이 얼마나 정확하게 태깅하는지를 실험하였다. 실험에 사용된 말뭉치는 문장이 15,818개, 어절이 206,636인 KAIST 말뭉치를 사용하였다.

실제 구어에서는 잡음이 삽입되거나 음소 생략되는 경우가 많은데 본 실험에서는 이러한 경우에도 높은 인식률을 보이는 것을 볼 수가 있다. 아래 그림 5.1은 음소열 잡음도에 따른 인식률을 보여주고 있다.



(a) 음소열 7이하



(b) 음소열 8개 이상

그림 5.2 음소열 잡음도에 따른 인식률

그래프에서 알 수 있듯이 음소열의 길이가 7개 이하일 때와 같은 음소열이 적은 경우에는 4개 이하의 잡음 음소가 삽입되더라도 인식률이 10%미만이 된다. 즉 적은 수의 음소가 추가되더라도 인식률이 급격하게 줄어듦을 알 수 있다. 반면 음소열의 길이가 9개 이상이 되면 잡음도가 100%가 되더라도 90% 이상의 인식률을 보인다. 이러한 결과는 음소열이 생략되는 경우도 같다.

5.2 학습 실험.

그림 5.2는 구어 태거가 말뭉치 전체를 반복적으로 학습할 때의 성능 향상을 나타낸 학습 그래프이다. 하나의 이터레이션에서 구어 태거는 말뭉치를 문장 단위로 분리하여 생성 인식 학습을 수행한다. 그래프에서 특이한 점은 60이터레이션까지는 인식률이 거의 0%에 가깝다가 이후로 급격히 올라가서 80이터레이션 이후로는 100%에 가까운 인식률을 나타내고 있다. 이러한 특성은 문법 습득과

어휘 습득에 강화 학습을 적용하였기 때문에 나타나며 60이터레이션을 기준으로 강화 학습이 탐사(exploration)에서 발취(exploitation)로 전환되었음을 나타낸다

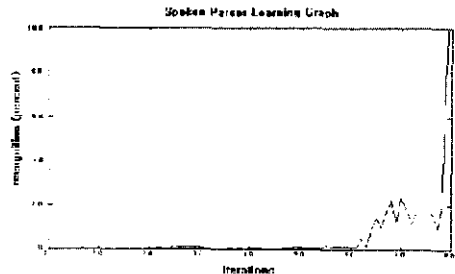


그림 5.2 구어 태거의 학습 그래프

6. 결론

우리는 기존의 한국어 태깅 시스템과는 달리 실제 구어를 처리할 수 있는 구어 태깅 시스템의 구조를 정립하고, 나아가 태거로 구현하였다. 구어 태거의 구조는 문법을 생성하는 심층 구조와 어휘를 생성하는 표층구조의 예측 부분, 예측된 결과와 입력으로 들어오는 음소를 매칭하는 인식부분, 인식의 결과에 따라 학습을 하는 부분으로 크게 3부분으로 이루어져 있다. 태깅 실험에서는 기존의 태거들과 달리 잡음이 있는 입력에 대해서도 높은 인식률을 보였다. 이를 구어 파서로 확장하고 음성 인식기와 연결하면 최초의 구어 인식 및 파싱 시스템이 될 것이며 이는 여러 분야에 응용이 기대된다.

7. 참고 문헌

[1] James Allen, Natural Language Understanding 2nd Ed., Benjamin/Cummings Pub. Co., Redwood City, CA, USA, 1995.

[2] H. Jeong and K.I. Hwang, "Generative reinforcement parsing for spoken Korean," Multi-lingual Information Processing and Asian Language processing, 1999.

[3] H. Jeong, K. I. Hwang, M. W. Seo, "A Reinforcement Learning Parser for Spoken Language" IC-AI2000 Vol 3, Las Vegas, Nevada, USA, pp. 1285-1291, 2000.

[4] 정홍, 황광일, "구어파서를 위한 생성 인식 언어모델," 제11회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회, 1999.

[5] 이운재, "한국어 문서 태깅 시스템의 설계 및 구현," PhD thesis, 한국과학기술원, 1993.

[6] 이상주, 임희석, and 임해창. 은닉 마르코프 모델을 이용한 두 단계 한국어 품사 태깅. In 제6회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회 발표 논문집, p305-312, 1994.

[7] 임철수. HMM을 이용한 한국어 품사 태깅 시스템 구현. PhD thesis, 한국과학기술원, 1994.