Wrap-up

Ki Hyun Kim

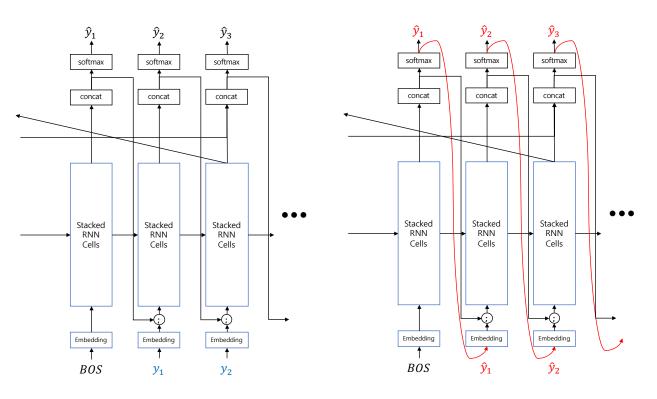
nlp.with.deep.learning@gmail.com



Previous Methods

Teacher Forcing

• 학습과 추론 사이의 괴리가 생김



Minimum Risk Training (RL)

- Pros
 - 학습과 추론 사이의 괴리 제거
 - Reward 함수가 미분 될 필요가 없음
 - 복잡한 objective 적용 가능
- Cons
 - 샘플링 기반으로 매우 비효율적
 - Reward를 최대화하는 방향을 알 수 없음

Dual Supervised Learning

- Bayes Theorem을 활용한 regularization:
 - Teacher forcing으로 인한 왜곡을 막아줄 수 있음

$$\mathcal{L}(heta_{x o y}) = \sum_{i=1}^N \left(\ellig(f(x^i; heta_{x o y}), y^iig) + \lambda \mathcal{L}_{ ext{dual}}(x^i, y^i; heta_{x o y}, heta_{y o x})
ight)$$

$$\mathcal{L}(heta_{y
ightarrow x}) = \sum_{i=1}^{N} \left(\ellig(f(y^i; heta_{y
ightarrow x}), x^iig) + \lambda \mathcal{L}_{ ext{dual}}(x^i, y^i; heta_{x
ightarrow y}, heta_{y
ightarrow x})
ight)^{-1}$$

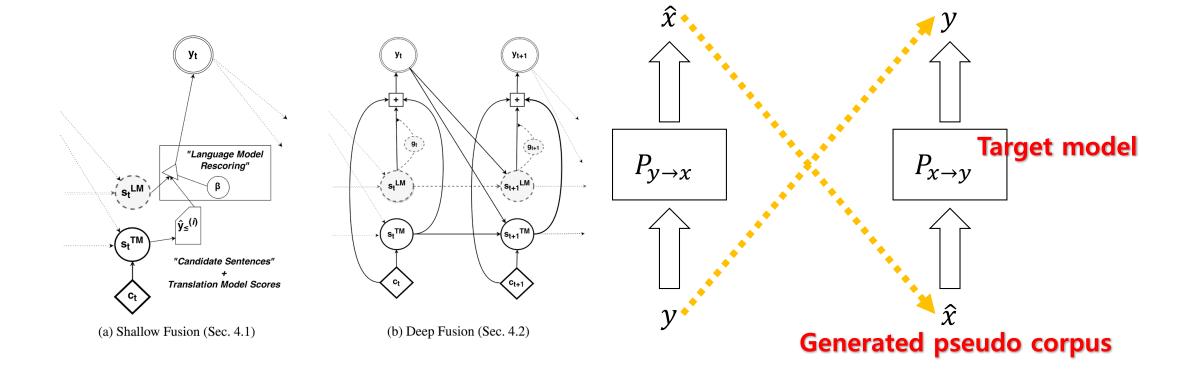
$$ext{where } \mathcal{L}_{ ext{dual}}(x^i, y^i; heta_{x o y}, heta_{y o x}) = \left\| \left(\log P(y^i | x^i; heta_{x o y}) + \log \hat{P}(x^i)
ight) - \left(\log P(x^i | y^i; heta_{y o x}) + \log \hat{P}(y^i)
ight)
ight\|_2^2.$$



Previous Methods

Language Model Ensemble

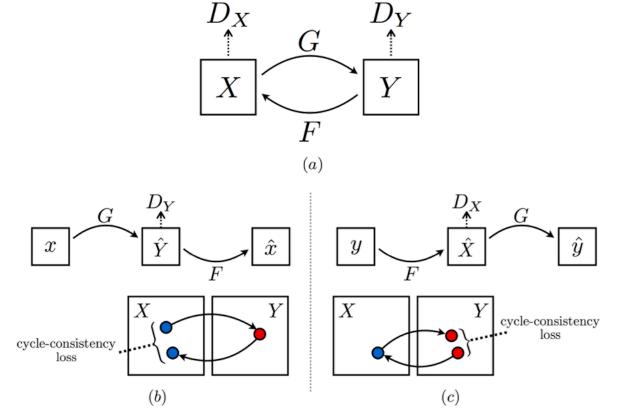
Back Translation



Dual Unsupervised Learning

Dual Learning

• 강화학습을 활용



Dual Unsupervised Learning

• Importance Sampling 활용

$$egin{aligned} P(y) &= \mathbb{E}_{x \sim P(\mathbf{x})}[P(y|x)] \ &= \sum_{x \in \mathcal{X}} P(y|x)P(x) \ &= \sum_{x \in \mathcal{X}} rac{P(y|x)P(x)}{P(x|y)} P(x|y) \ &= \mathbb{E}_{x \sim P(\mathbf{x}|y)} \Big[rac{P(y|x)P(x)}{P(x|y)} \Big] \ &pprox rac{1}{K} \sum_{k=1}^K rac{P(y|x_k)P(x_k)}{P(x_k|y)}, ext{ where } x_k \sim P(\mathbf{x}|y) \end{aligned}$$

Summary

- Dual Learning은 기계번역 task에서 활용을 극대화 할 수 있음
 - 이외의 분야에서도 많은 시도가 이루어지고 있음
- RL을 활용하지 않고도, MLE를 활용하여 성능을 향상시킬 수 있음
 - RL에 비해 훨씬 효율적으로 동작
- 두 개의 모델을 동시에 학습하므로 효율 증가
 - 다만, 큰 batch size를 사용하지 못하게 됨
 - 반대쪽 모델을 업데이트 할 때에는, gradient 전달을 잘 끊어주는 것이 구현 상의 관건