**Prompt Learning via Meta-Regularization**

**1. Introduction**

- 일반적인 prompt tuning method는 작은 수의 sample만으로 fine-tuning 할 수 있는 능력은 갖췄지만, target task에 overfitting되어 new task에 대한 task generalization에 문제를 보임

- 그림과 같이 zero-shot CLIP과 비교했을 때, base class 성능은 높은 반면, new class 성능은 오히려 떨어지게 됨

- task overfitting을 개선하기 위해 prompt 학습에 regularizer를 추가할 수 있지만, 각 task에 맞는 regularization weight를 조절하기 어렵고, regularization이 오히려 도움이 안 되는 task도 있음

- ProMetaR method는 regularizer의 gradient를 조절하는 gradient modulation function을 학습하는 방식으로 regularizer와 soft prompt를 함께 meta-learn해 generalization을 향상시킴

- 또한 validation set augmentation으로 virtual task를 생성해, meta-overfitting을 방지함

**3. Method**

- prompt tuning의 overfitting을 방지하기 위해, zero-shot과 prompt 간 embedding 차이를 regularizer R로 설정함

- 따라서 전체 loss를 learnable text, visual prompt theta에 대해 다음과 같이 나타낼 수 있음

- 본 논문은 이 식을 meta-learning에 맞게 bi-level optimization으로 표현함

- 여기서 regularizer strength를 조절하는 pi와 theta 둘 다 meta-parameter가 됨

- 이를 MAML의 one-step update와 유사하게 변형할 수 있음

- 여기서 g는 loss의 gradient, greg는 regularizer의 gradient를 의미함

- Mpi는 gradient modulation function을 의미함

- MLP에 g와 greg를 입력해 얻은 modulation vector mpi에 sigmoid를 적용한 후, greg와의 원소 곱을 해 계산함

- 따라서 주어진 loss에 맞춰 regularizer 강도를 조절해, prompt learning의 overfitting 문제를 개선함

- meta-validation set의 sample 수, task 수가 작은 경우, meta-parameter가 validation set에 overfitting되는 meta-overfitting이 발생할 위험이 있음

- 특히 base-to-new generalization, domain generalization 상황은 single-task에 sample 수도 적기 때문에 meta-overfitting 문제에 취약함

- 이를 개선하기 위해 validation, training sample pair의 last layer feature와 label에 manifold mixup augmentation을 적용해, task diversity를 증가시켜 task generalization을 향상시키는데 도움을 줬음

- 먼저, inner-loop에서 loss의 gradient와 regularizer의 modulated gradient로부터 soft prompt theta를 train set으로 학습함

- 그 후, outer-loop에서 augmented validation set으로 prompt theta와 modulation function pi를 학습하는 과정으로 진행됨

- 제안된 ProMetaR method의 objective는 다음 식으로부터 최적의 soft prompt를 구하는 것임

- 테일러 급수의 1차 근사 식을 이용해 objective를 다음과 같이 표현할 수 있음

- 첫 번째 항은 validation loss를 minimize함

- 두 번째 항은 validation loss의 gradient와 training loss의 gradient 간 내적을 maximize함

- 세 번째 항은 validation loss의 gradient와 training set에 대한 regularizer의 gradient 간 내적을 maximize함

- 따라서 training, validation gradient alignment를 높이는 방향으로 학습되므로, new task에 대한 generalization이 향상됨

- 또한 마지막 항은 tuned prompt로부터 얻은 gradient와 original prompt의 general knowledge 간 alignment를 통해 zero-shot CLIP의 generalization 능력을 유지함

**4. Experiments**

- ProMetaR의 base prompt learning method로 hierarchical prompt를 학습하는 Independent Vision-Language Prompting (IVLP)을 사용했음

- 다른 prompt learning baseline과 비교한 결과, traditional generalization 능력을 의미하는 base-to-base 상황과 task generalization 능력을 의미하는 base-to-new 상황 및 domain generalization 상황 모두에서 가장 높은 성능을 보였음

- new class generalization의 어려운 정도를 뜻하는 task overfitting score가 높은 dataset에 대해 특히 높은 성능 개선을 보였음