**FSCIL 연구**

1. **서론**
   1. **연구배경**

Few Shot Learning 이란 일반적인 데이터의 학습방법과 달리 상대적으로 적은 양의 데이터로 좋은 model을 학습하는 기법을 의미한다. 흔히 N- way, K-shot이라고 표현을 하는데 이때 N-way는 class의 수, K-shot 은 class당 example의 수이다. 적은 양의 데이터로 class를 학습함으로써 기존의 방식에 비해 속도가 빠르다는 장점이 있다. 그러나 기존에 있던 base class에 있는 요소들을 별도로 고려하지 않고 있어 catastrophic forgetting 이 일어날 수 있으며 새로 학습한 novel class에 대해 overfitting이 일어난다는 단점이 존재한다.

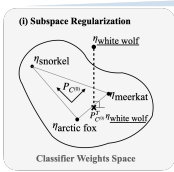
Class-Incremental Learning 이란 여러 class들에 대한 자료를 순차적으로 전부 학습한 model을 사용하는 기법을 의미한다. 이 기법의 경우 많은 데이터들을 기반으로 하였으므로 Few shot learning 기법에 비해 catastrophic forgetting이 발생할 확률이 낮다는 장점이 있지만 속도가 느려진다는 단점이 존재한다.

* 1. **연구목표**

Model을 학습하는 기법의 성능을 향상시키기 위해서는 기존기법들의 단점을 보완해 줄 필요성이 있다. Few Shot Learning 기법이랑 Class-Incremental Learning 기법의 요소들을 적절히 활용한다면 성능향상을 기대할 수 있을 것이 가능하다. 이러한 목표로부터 착안된 것이 바로 Few Shot Class-Incremental Learning 줄여서 FSCIL이라고 부른다.

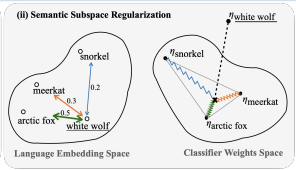
즉 가능한 한 novel class를 적은 데이터로 학습하는 동시에 기존 base class에 대한 학습률 저하를 개선하는 것이 목표이다.

1. **관련연구**
   1. **Subspace Regularization**



Novel class에 대한 overfitting을 방지하기 위해 base class의 weight vector를 통해 만들어지는 subspace에 feature들을 두는 기법이다. novel class의 값을 base class subspace에 정사영 시켜준 것을 subspace target으로 정의하며 이 값과 원래 novel class vector 간의 유클리디안 거리 값을 regularization 할 때 사용해준다면 지나치게 novel class위주로 학습되는 것을 방지하는 효과가 있다.

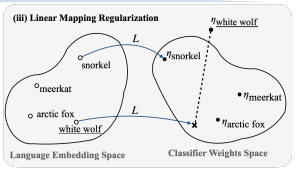
**2.2. Semantic Subspace Regularization**



Subspace Regularization 기법에서는 이미 있는 base class와 novel class의 관계에 대해 알 수 있는 정보가 부족하여 classification 할 때 손해를 볼 수도 있다는 단점이 있다. 위 이미지를 보면 novel class인 white wolf는 base class에 있는 요소들 중 arctic fox와 유사하다는 것을 알 수 있는데 이러한 정보가 누락되었음을 의미한다.

따라서 language embedding을 통해 class간 관계를 파악하고 이 값을 softmax 함수에 적용시켜 나온 결과를 semantic target이라고 정의한다. 이 semantic target과 novel class vector 간의 유클리디안 거리 값을 regularization 할 때 사용한다면 기존 model에 비해 성능 향상이 가능하다.

**2.3. Linear Mapping Regularization**



Language embedding vector 와 class weight를 바로 mapping 시키는 방식이 효율적인 학습에 효과가 있다는 연구 결과가 존재한다. 이 방식을 few-shot learning을 할 때 적용시켜 줌으로써 기존의 방식 대비 성능 향상이 가능하다.

**3. 프로젝트 내용**

**3.1. 시나리오**