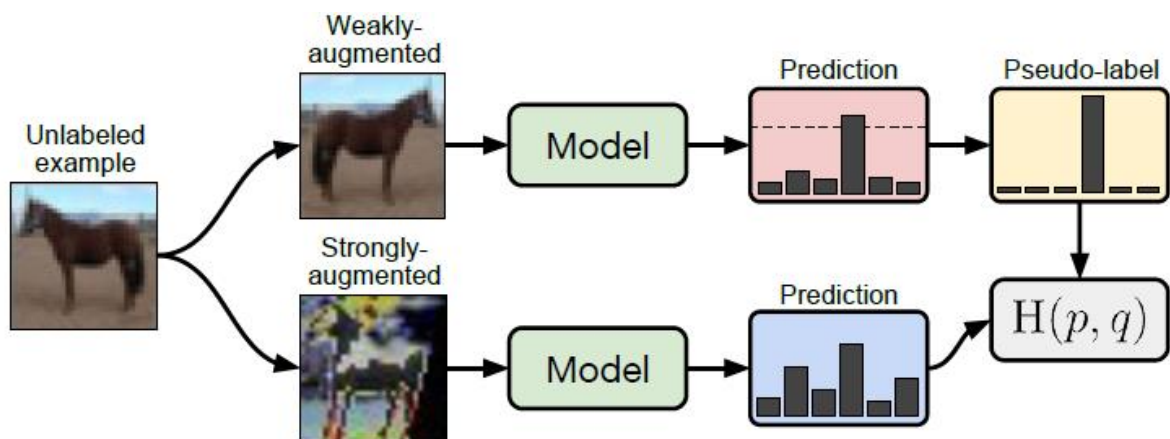


# FixMatch

FixMatch 는 **Consistency Regularization** 과 **Pseudo-Labeling** 을 결합한 학습 방법이다. 이 방법은 레이블이 지정되지 않은 데이터(unlabeled data)를 효과적으로 활용하여 모델의 성능을 향상시키는 데 초점을 맞춘다

## Consistency Regularization

- 모델이 입력 데이터의 작은 변화에도 **일관된 예측**을 하도록 유도한다.



## FixMatch 프로세스

### 1. Unlabeled 데이터 처리

- Unlabeled 데이터에 대해 **weak augmentation** 과 **strong augmentation** 을 적용한다.
- Augmentation 된 두 이미지를 동일한 모델에 입력하여, softmax 를 통과한 prediction value 가 output 으로 나온다.
- Weak augmentation 으로 도출된 output 에서 가장 probability 가 높은 class 를 one-hot vector 로 하여 **pseudo-labeling** 한다. 이때, 특정 **threshold** 보다 높은 값으로 예측해야 한다.

- 생성된 pseudo-label 을 strong augmentation 의 output 과 비교하여 **Cross Entropy** 를 수행한다.

## 2. Loss 계산

- **Supervised loss (Labeled data):**
  - Weak augmentation 한 레이블이 지정된 데이터를 모델을 통과시킨 후, one-hot vector 와의 Cross Entropy 를 loss term 으로 사용한다.
- **Unsupervised loss (Unlabeled data):**
  - Unlabeled 데이터의 weak augmentation 을 취하여 모델을 통과시킨 output 에서 가장 높은 probability 값을 가진 label 을 선택한다.  
선택된 output 의 high probability 가 특정 threshold 를 넘어야만 pseudo-labeling 을 수행한다. Pseudo label 과 strong augmentation output 의 Cross Entropy 를 구한다.

## 3. Final Loss

- 최종 loss 는 **supervised loss 와 unsupervised loss \* lambda** 를 더한 값이다.
- 학습 초기에는 모델이 불안정하기 때문에 unlabeled 데이터에 대한 대부분의 값이 threshold 를 넘지 못한다. 하지만 학습이 진행됨에 따라 threshold 값을 넘는 unlabeled 데이터가 많아지므로, 학습 과정에서 **lambda 값을 따로 조절할 필요가 없어진다.** 따라서 lambda 는 FixMatch 에서 불필요한 요소가 된다고 언급한다.

## 사용한 Data Augmentation 기법

**Weak Augmentation:** standard flip and shift (horizontally, vertically).

**Strong Augmentation:** RandAugment, CTAugment, Cutout

## FixMatch 논문 후기

훈련 초기에는, 대부분의 unlabeled data 들이 threshold 를 넘지 못할 것이기 때문에, Supervised loss 로만 훈련이 진행될 것이다. 그리고 이후에 학습이 진행되면서 threshold 를 넘는 unlabeled data 가 생길 것이고, 이에 대해서 strong augmentation output 이 weak augmentation output label 을 따르도록 진행된다.

이것을 이전에 읽었던 Densely Guided Knowledge Distillation 과 비슷하게 바라보게 되었다.

훈련 초기의 상황을 teacher model 을 pre-trained 시킨다고 생각한다. weak augmentation 이 teacher model 이 내놓은 output, 그리고 strong augmentation 을 student model 이라 생각했을 때, student 가 teacher 를 모방하는 느낌이 들게 된다.

fixmatch 논문에서는 pseudo labeling 을 사용하였지만, 이번에는 weak-augmentation 의 prediction probability 자체를 strong-augmentation output 이 모방할 수 있도록 진행하는 것은 어떨까 생각한다. 같은 class 는 단순 classification 뿐만 아니라 분포되는 feature output 까지 유사해야 한다고 생각한다.

전체적인 훈련 과정은 weak-augmentation 과 middle-augmentation 를 fixmatch 관점에서 진행한다. 그 다음, middle-augmentation 과 strong-augmentation 방법을 2 차로 적용한다.

Sohn, K., Berthelot, D., Li, C.-L., Zhang, Z., Carlini, N., Cubuk, E. D., Kurakin, A., Zhang, H., & Raffel, C. FixMatch: Simplifying semi-supervised learning with consistency and confidence, In *ICLR*, 2020.