A Simple Semi-Supervised Learning Framework for Object Detection

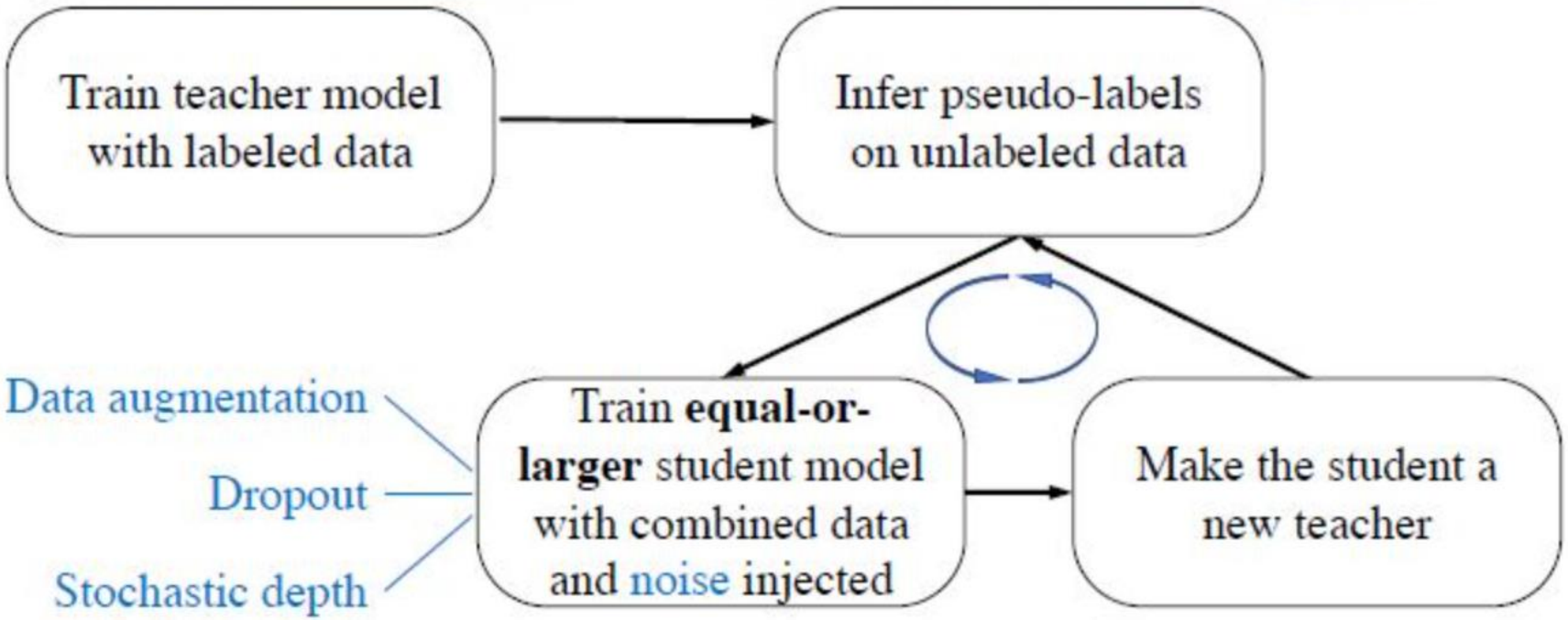
Kihyuk Sohn* Zizhao Zhang* Chun-Liang Li Han Zhang Chen-Yu Lee Tomas Pfister
Google Cloud AI Research, Google Brain
{ksohn,zizhaoz,chunliang,zhanghan,chenyulee,tpfister}@google.com

Introduction

- 半监督学习
  - 在没有大规模有标注数据时，半监督学习能够使用unlabeled data改善模型的性能
  - 半监督学习方法主要应用于图像分类

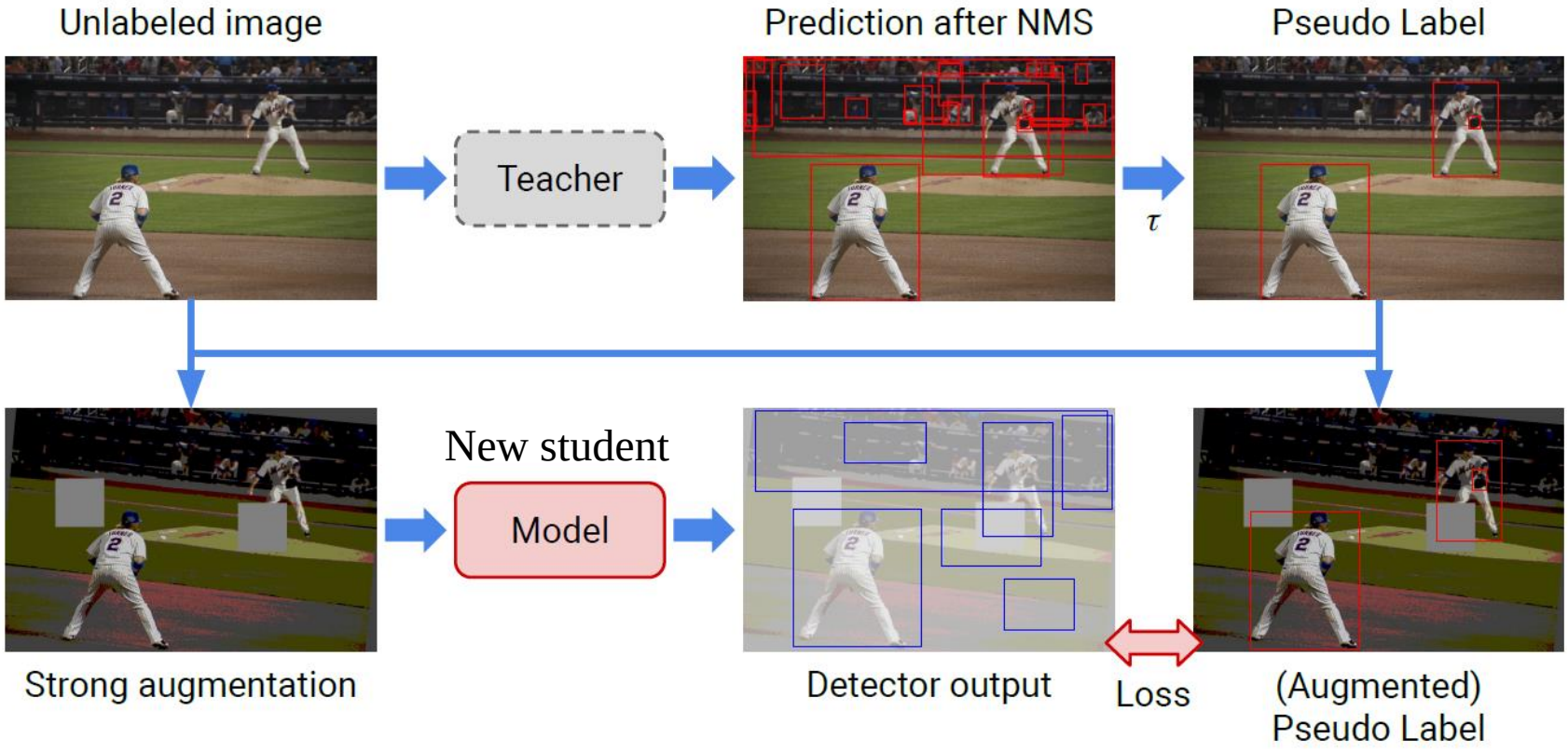
- 在object detection任务中使用半监督学习
  - object detection的标注成本高昂，使用少量的标注数据进行训练能够节省标注成本

背景介绍：Self-Training



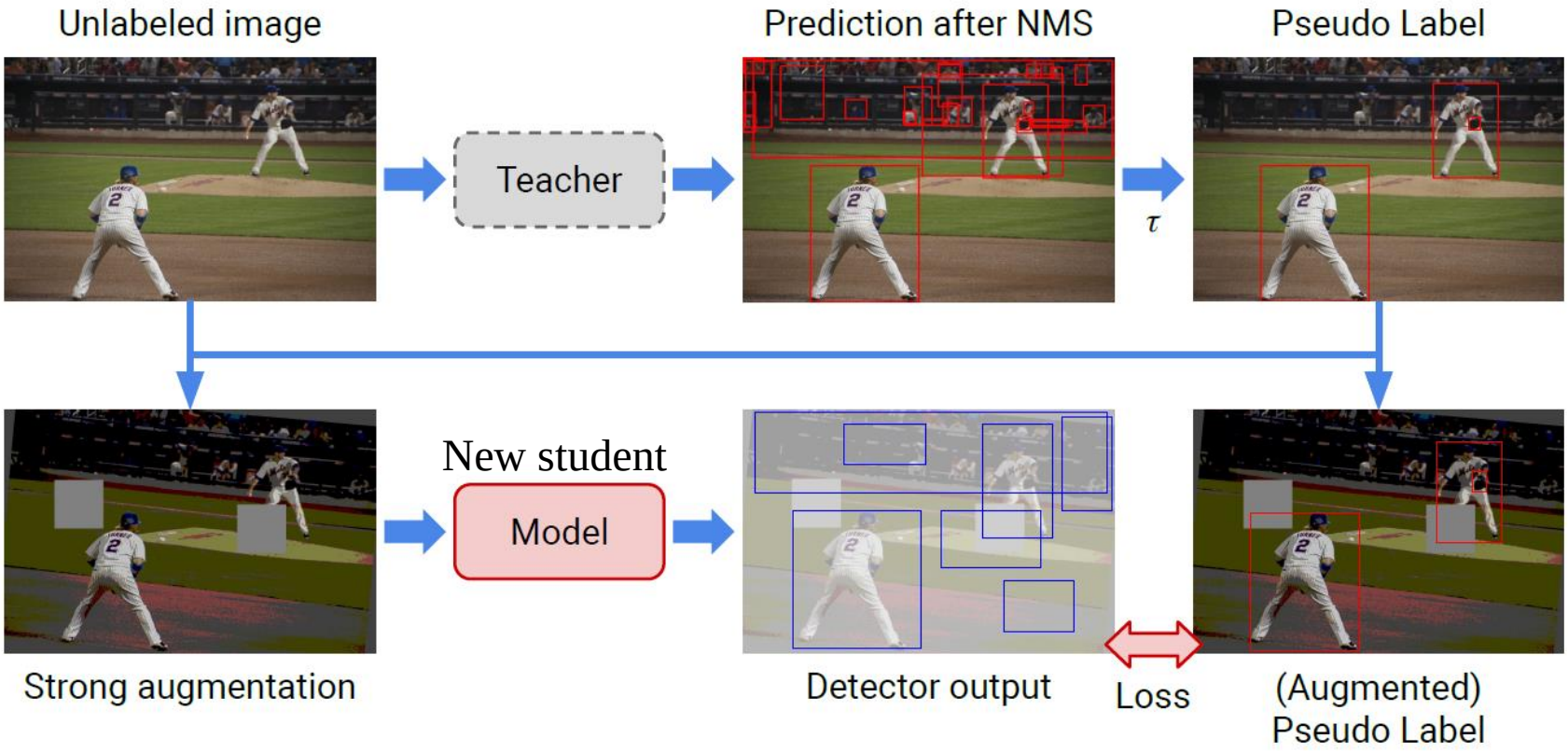
Method

- Step 1: 利用labeled data训练一个teacher模型
- Step 2: 生成pseudo label



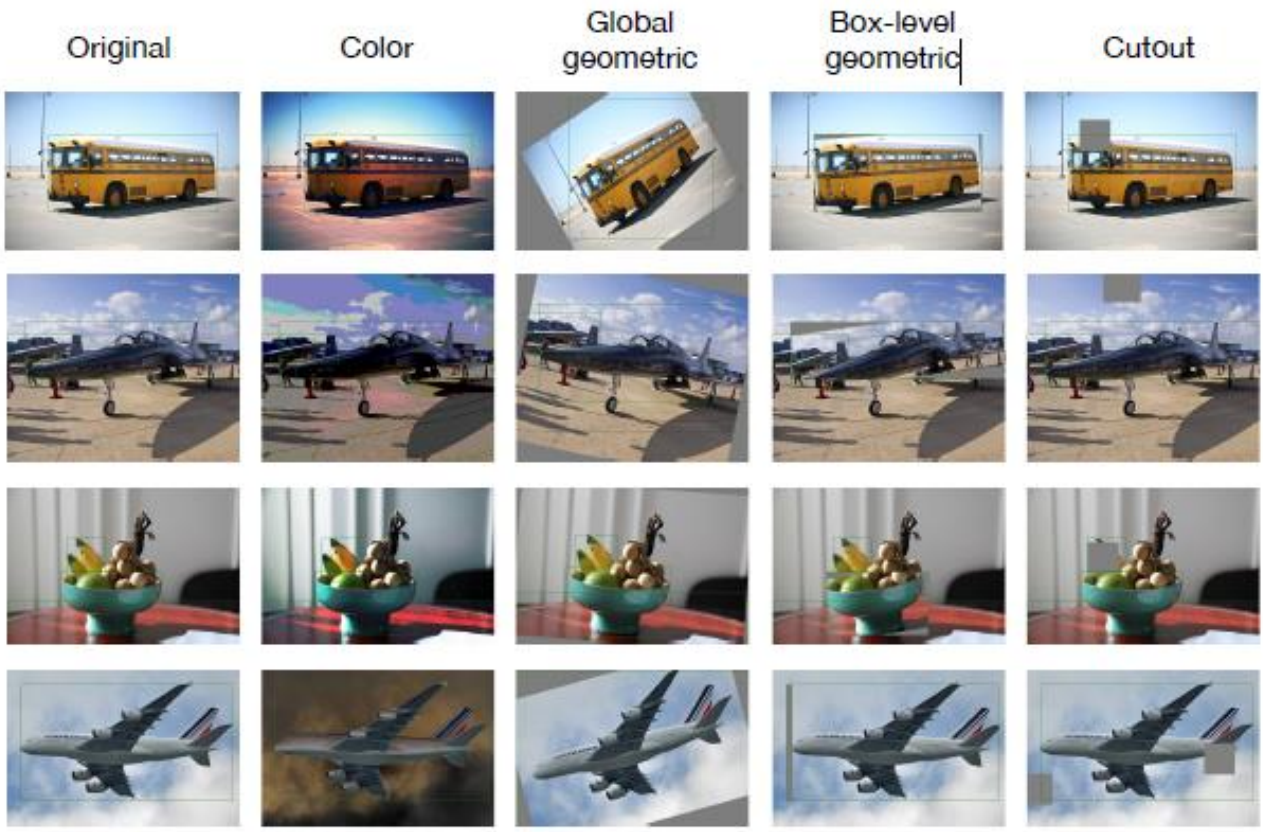
Method

- Step 3: 应用strong data augmentation



Method

- Step 3: 应用strong data augmentation



Experiment

- 数据集：
  - MS-COCO
  - PASCAL VOC

- 在MS-COCO上的性能

Methods	1% COCO	2% COCO	5% COCO	10% COCO	100% COCO
Supervised	9.05±0.16	12.70±0.15	18.47±0.22	23.86±0.81	37.63
Supervised†	9.83±0.23	14.28±0.22	21.18±0.20	26.18±0.12	**39.48**
STAC	**13.97**±0.35	**18.25**±0.25	**24.38**±0.12	**28.64**±0.21	39.21

  - 第一行：仅在有标签数据上训练
  - 第二行：仅在有标签数据上训练，且使用了同样的数据增强

Experiment

- 在PASCAL VOC上的性能比较
  - 有标签训练数据：VOC07的trainval set
  - 无标签的训练数据：VOC12的trainval set， COCO

Methods	mAP	$AP^{0.5}$
Supervised	42.60	76.30
Supervised†	43.40	78.21
STAC (+VOC12)	44.64	77.45
STAC (+VOC12 & COCO)	**46.01**	**79.08**
[23] (+VOC12 & COCO)	-	75.1[5]

Experiment

- Ablation study

Augmentation	–	C	C+{G,B}	C+{G,B}+Cutout
5% MS-COCO (quick)	18.67	20.13	20.78	**21.16**
10% MS-COCO (quick)	24.05	25.26	25.92	**26.34**
10% MS-COCO (standard)	19.74	21.40	24.24	**24.65**
100% MS-COCO (standard)	**37.42**	37.22	36.39	36.12
100% MS-COCO (standard, 2×)	37.88	**38.91**	38.73	38.57
100% MS-COCO (standard, 3×)	37.63	39.33	**39.75**	39.48

Experiment

- Ablation study

Augmentation	–	C	C+{G,B}	C+{G,B}+Cutout
5% MS-COCO (quick)	18.67	20.13	20.78	**21.16**
10% MS-COCO (quick)	24.05	25.26	25.92	**26.34**
10% MS-COCO (standard)	19.74	21.40	24.24	**24.65**
100% MS-COCO (standard)	**37.42**	37.22	36.39	36.12
100% MS-COCO (standard, 2×)	37.88	**38.91**	38.73	38.57
100% MS-COCO (standard, 3×)	37.63	39.33	**39.75**	39.48

Comment

- 优点：
  - 第一次将分类任务上的半监督方法用于object detection上
  - 实验全面，对比实验充足

- 缺点：
  - 创新性不够

谢 谢!