

# Self-supervised Learning

self-supervised learning 是为了解决如何进行高效的编码（高效是指，对下游任务而言，训练的效率）

自监督学习是无监督学习的一个子集，与其他无监督学习不同的是，自监督需要构造额外的监督信号

**自监督学习，目前研究热点，关键在于如何设计有效的辅助任务 pretext（辅助任务）**

## 1. 为什么使用这种学习方法？

- 首先是成本，完全的监督学习的成本过高
- 其次是效果，有一些无监督学习的成果甚至超过了监督学习
- 我们相信对于样本有更好的表示方法 ([Ankesh Anand](#) 博客中提到的美元的例子)

## 2. 自监督学习的应用（~表征学习）

- pretrain & finetune 模式 (Bert(基于上下文)，GPT(基于时序，预测))
- 在NLP领域的应用，为词向量找到了更适合的编码方式（在Embedding空间中向量之间的距离也有意义，与one-hot编码相比，更适合下游的训练任务）

## 3. 自监督学习中的pretext

- 为广泛的下游任务设计pretext
- 为特定或者相对窄范围的下游任务设置pretext

设计pretext需要找到合适的监督信号

## 4. 图与自监督学习

- 使用基于上下文和基于时序（没有找到，并且自己也没有好 idea）
- 基于对比，最小化InfoNCE

$$\mathcal{L}_N = -\mathbb{E}_X \left[ \log \frac{\exp(f(x)^T f(x^+))}{\exp(f(x)^T f(x^+)) + \sum_{j=1}^{N-1} \exp(f(x)^T f(x_j))} \right]$$

## 5. 基于对比学习的自监督学习

- DIM 方法，设计全局特征与局部特征作为监督信号（正样本是该图像的局部特征，负样本是其他图像的局部特征）
- CPC 思想，基于序列的对比