

CAU-Net: A Convolutional Attention U-Net For Radar Signal Deinterleaving

1) 目的

通过设计一个网络，对原始接收信号，进行去交织和识别。

2) 具体内容和 CAU-Net 网络

1. 实验搭建

发射信号：LFM 信号。

信号设置：其脉冲重复间隔和脉冲宽度在一定范围内抖动

$$T'_r = (1 - \alpha + 2\alpha \cdot rand) \cdot T_r$$

$$T'_p = (1 - \alpha + 2\alpha \cdot rand) \cdot T_p$$

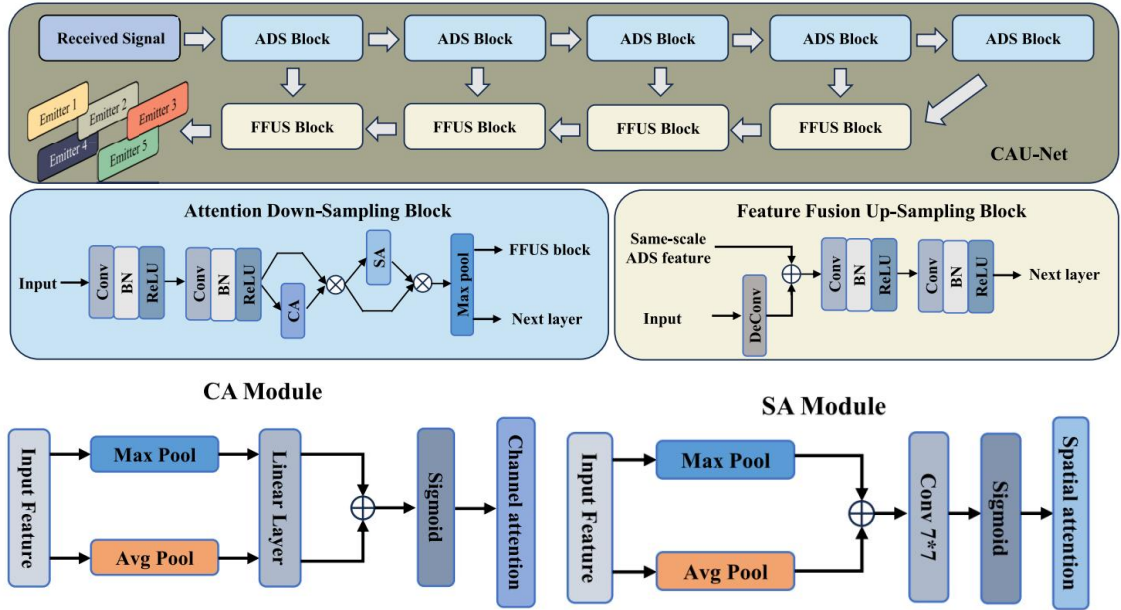
2. 网络构建

标签：LFM 信号的采样点内，其 label 值为 1，其余为 0；

损失函数：

$$Loss = \frac{1}{L \cdot N} \sum_{l=1}^L \sum_{n=1}^N (\hat{y}_{l,n} - y_{l,n})^2$$

网络结构：



CA 和 SA 的权重计算方式

$$W_c(f) = \sigma(\text{Linear}(\text{avgpool}(f)) + \text{Linear}(\text{maxpool}(f))) \quad (7)$$

$$W_s(f) = \sigma(\text{conv}_{7 \times 7}(\text{concat}(\text{avgpool}(f), \text{maxpool}(f)))) \quad (8)$$

注意力过程：

$$f' = W_c(f) \otimes f$$

$$f'' = W_s(f') \otimes f'$$

SEMI-SUPERVISED CLASSIFICATION WITH GRAPH CONVOLUTIONAL NETWORKS

1. 基础内容

邻接矩阵(**A**), 度矩阵(**D**), 拉普拉斯矩阵(**L**), 归一化拉普拉斯矩阵(**Lsym**)

2. FFT

3. 图卷积

1, 2, 3 等内容见 PDF 《GCN 公式理解》

4. 半监督节点分类 （还没有理解）

GRAPH ATTENTION NETWORKS

论文的内容过少,又学习了 <https://distill.pub/2021/gnn-intro/> 里面的内容进行补充。

任务:

1. 图级任务

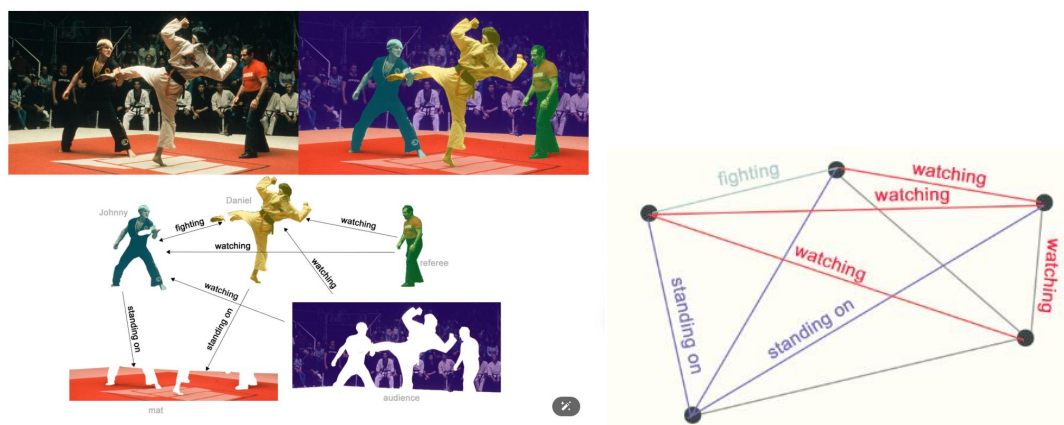
主要是预测整个图的属性

2. 节点级任务

预测图中的每个节点的身份或角色

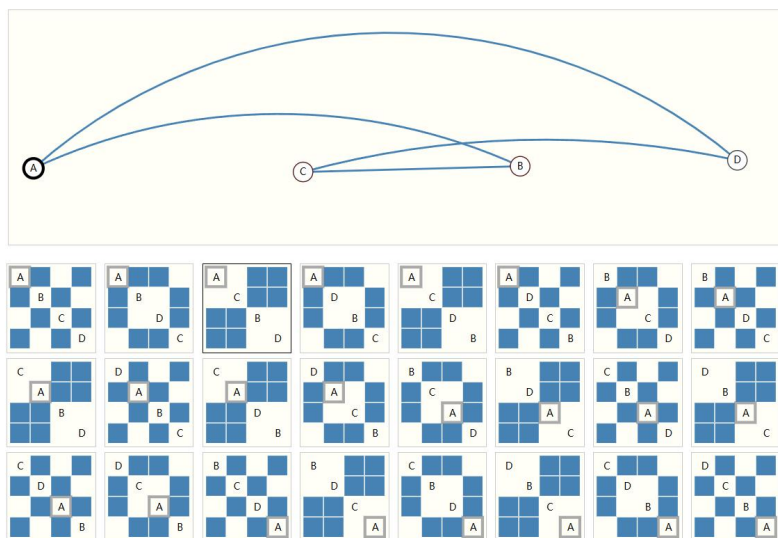
3. 边缘任务

主要是预测点与点之间的相关联系



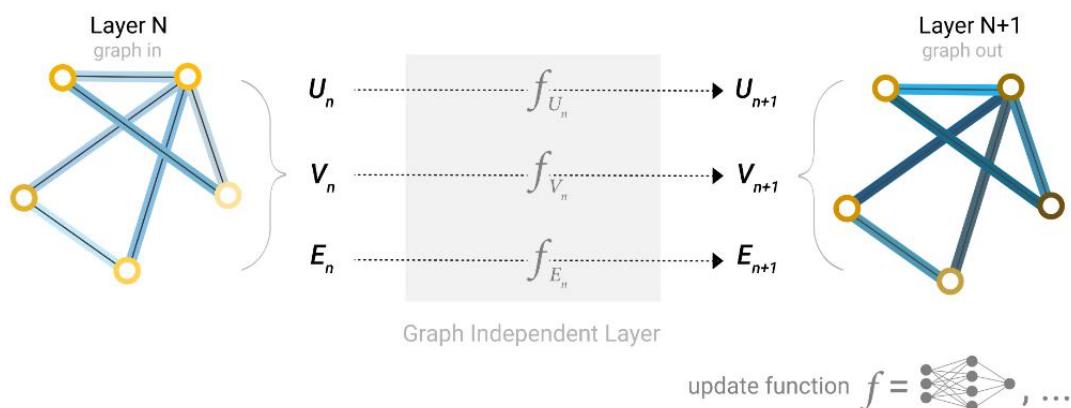
在机械学习中的挑战:

图的连接性相较于图像而言较为复杂,可以使用邻接矩阵对其表示,但是因为各个节点的稀疏性不同,会导致空间效率下降,而排列顺序的不同,其邻接矩阵并不相同。

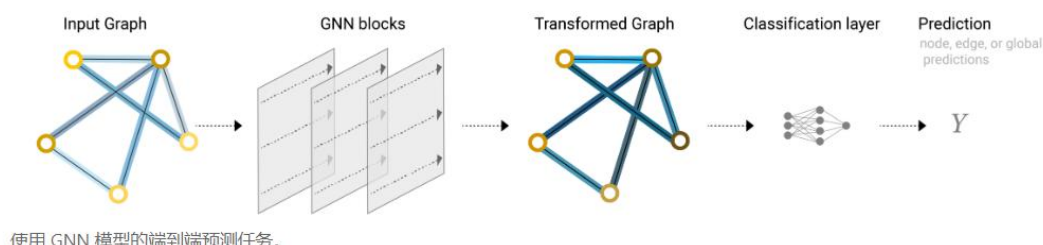


图神经网络

GNN 是对图的所有属性（节点、边、全局上下文）进行可优化的转换，可保留图的对称性（置换不变性）。

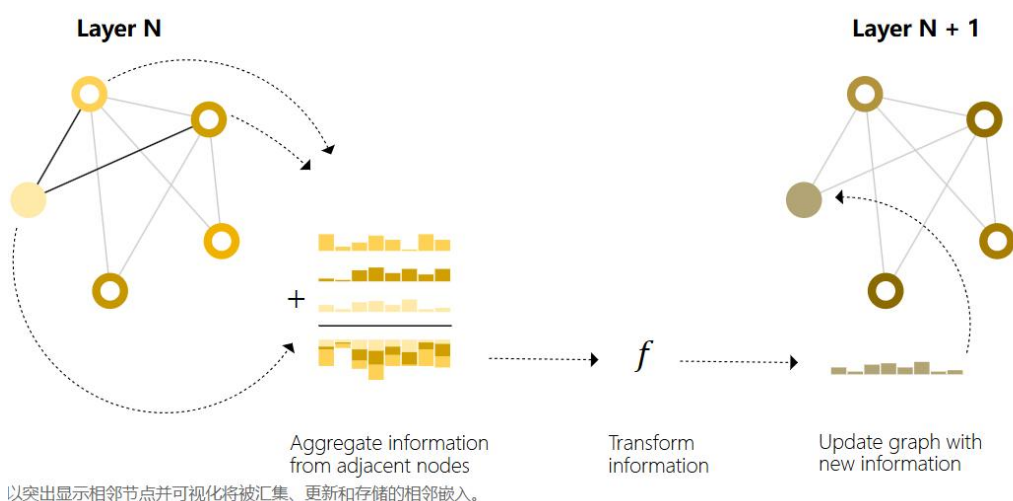


GNN 模型

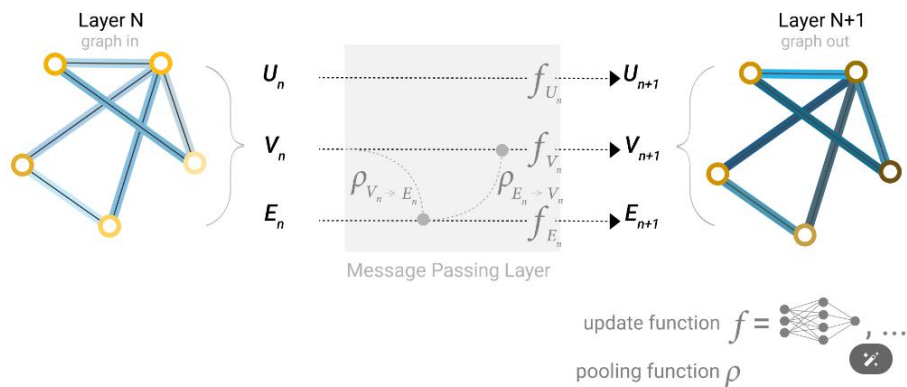


信息传递的方式:

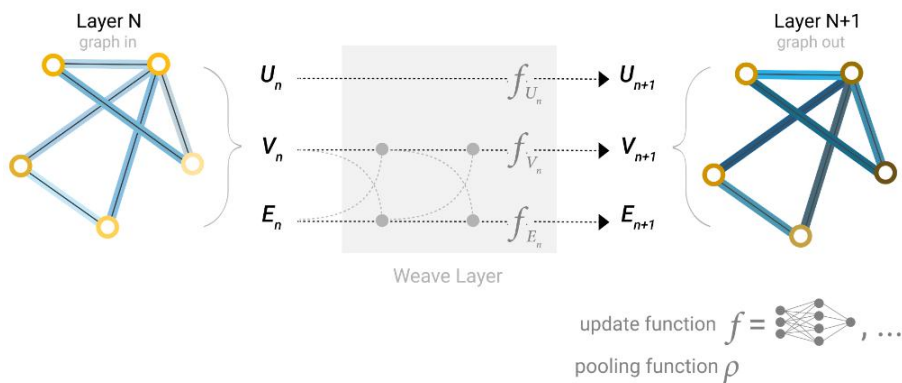
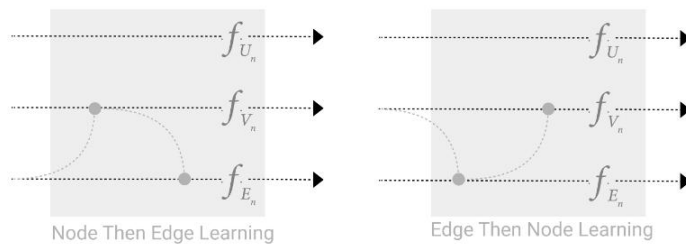
1. 对于图中的每个节点，收集所有相邻节点的嵌入（或消息），这就是上文所述的函数所做的事。
2. 通过一个聚合函数（比如求和）对所有消息进行聚合。
3. 所有经过聚合的消息都要通过一个更新函数（通常是一个经过学习的神经网络）进行处理。



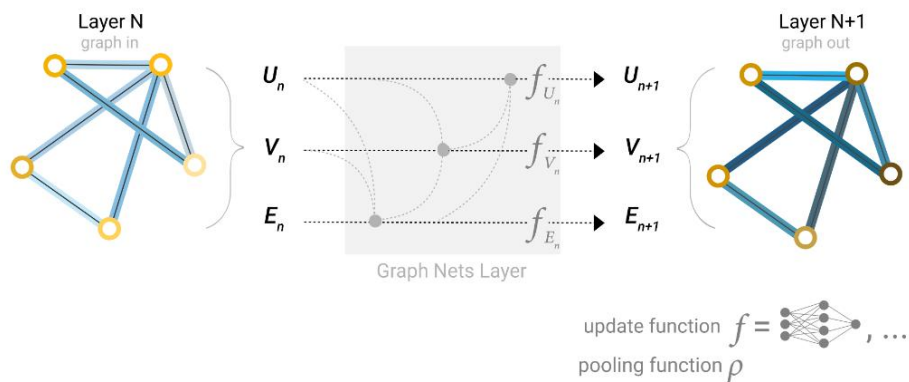
对某个顶点分类预测，但是没有这个顶点的向量



消息传递层的架构示意图。第一步“准备”一条由来自边缘及其连接节点的信息组成的消息，然后将该消息“传递”到节点。



我们可以在 GNN 层中结合边和节点表示的一些不同方式。



利用全局表示的图形网络架构示意图。

