

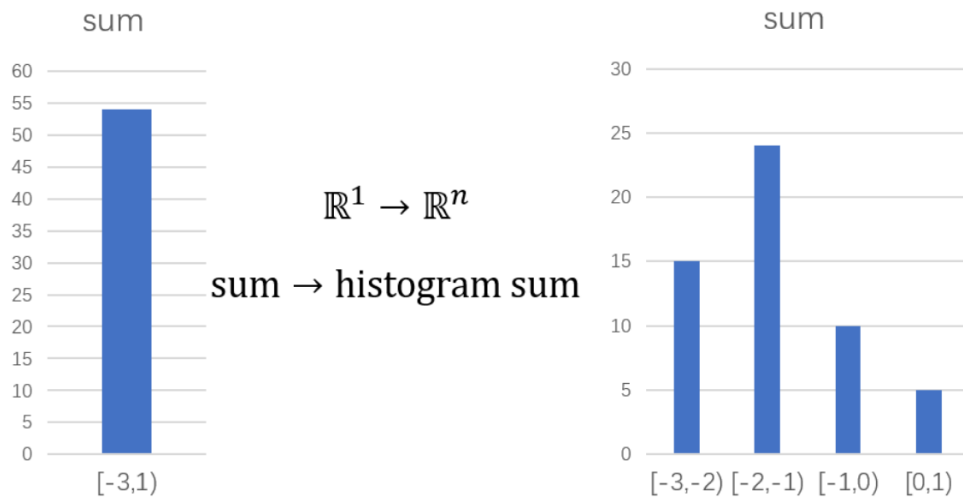
H1 ReadOut

图读出操作是用来生成图表示的，或者叫图池化。这种操作的关键在于：操作本身要对节点的顺序不敏感。

图读出操作主要有两种：

H2 基于统计的方法

- mean、sum、max等操作，但使得信息损失太大
- 通过直方图进行数据信息的压缩和增强



H2 基于学习的方法

- 增加全连接层

即将节点表示拼接在一起经过一个全连接层生成图表示

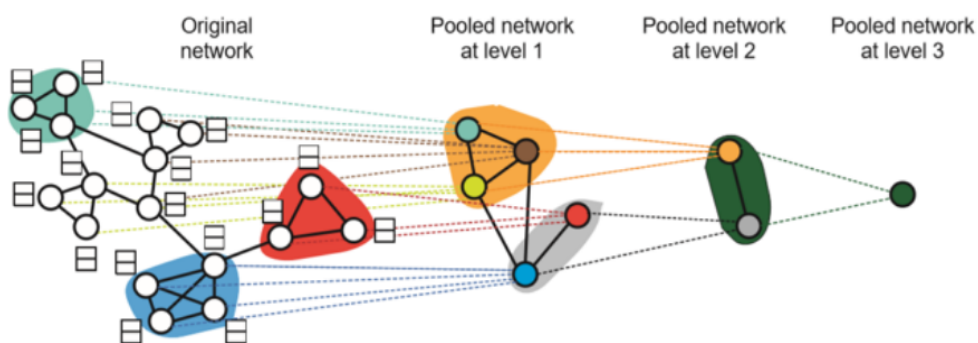
$$h_G = FC(H^L)$$

- 全局节点

找到一个根节点或者构造一个根节点的表示用来代表整张图的表示

- 可微池化 (Differentiable Pooling)

一种层次化的图表示，通过一个逐渐压缩信息的过程来得到图表示。



DiffPool完成了两个任务，节点聚类 and 节点表示，这两个任务是由两个不共享参数的GCN模块SC和NR完成的。

- NR: NR模块和传统的GCN相同，输入是各个节点的隐藏状态，通过图上的传播，输出是传播后各个节点的表示。
- SC: SC模块输入是节点的隐藏状态，输出是各个节点不同聚类簇的概率。

大致过程为：

A^l 是第 l 层子图节点的邻接关系， A^0 是图的邻接矩阵， N_l 表示第 l 层子图节点的个数， H^l 表示 l 层子图各个节点表示堆叠而成的隐状态矩阵：

$$S^l = SC(A^l, H^l) \quad S^l \in \mathbb{R}^{(N_l \times N_{l+1})}$$

$$\hat{H}^l = NR(A^l, H^l)$$

$$H^{l+1} = (S^l)^T \hat{H}^l$$

$$A^{l+1} = (S^l)^T A^l S^l$$

转自 https://www.cnblogs.com/SivilTaram/p/graph_neural_network_3.html