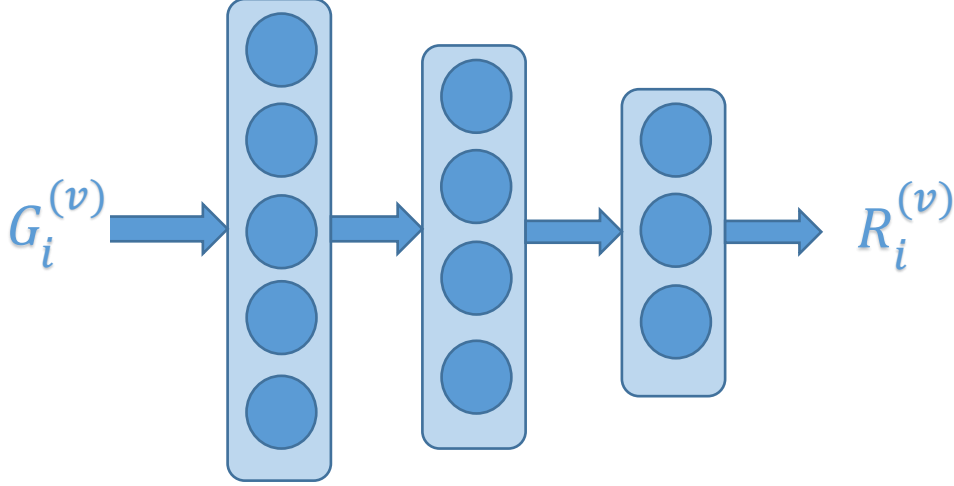


原来在老师的建议下提出的算法思想为：

1. 假设第  $i$  个人在第  $v$  个视图中的脑电图邻接矩阵表示为  $G_i^{(v)}$ ，我们对这一脑电图进行 SDAE 编码：



即把一个图  $G$  变成一个特征向量的表示形式  $R$ 。

2. 然后是提出 representation exclusivity 和 indicator consistency 的概念：
  - a) representation exclusivity 定义为：

$$H(R_i^{(v)}, R_i^{(w)})$$

这个 exclusivity 的定义可以理解成同一个 instance 在不同视图下的特征表示  $R$  应该尽量地不同，这是代表了不同视图下的互补性。因此 representation exclusivity 的目标函数为：

$$\max \sum_i \sum_{v \neq w} H(R_i^{(v)}, R_i^{(w)})$$

- b) 接着是 indicator consistency 的定义：

直观上理解，indicator consistency 就是即使同一个 instance 在不同视图下的特征表示  $R$  是不相同的，但是对于同一个 instance，在不同视图下应该划分到同一个簇中。这里我打算用 K-Means 算法，因此 indicator consistency 的目标函数为：

$$\arg_G \min \sum_v \sum_i \|R_i^{(v)} - GC_i^{(v)}\|_2$$

其中， $G$  为 indicator matrix，注意到对于不同的视图  $v$ ， $G$  都是一样的，对应于前面提出的 indicator consistency 的概念； $C_i^{(v)}$  为第  $v$  个视图下，第  $i$  个 instance 对应的簇的质心。

而最终的目标函数为：

$$\arg_G \min \left( \sum_v \sum_i \|R_i^{(v)} - GC_i^{(v)}\|_2 - \sum_l \sum_{v \neq w} H(R_i^{(v)}, R_i^{(w)}) + \sum_v \sum_i (\|R_i^{(v)} - R_i'^{(v)}\|_2 + \|W_i^v\|_2 + \|b_i^v\|_2) \right)$$

可是我这两天重新开始做这个实验的时候，发现这个目标函数存在一个很大的缺陷，就是在 K-Means 相关的目标函数中（即总目标函数的第一项），只会对 cluster indicator  $G$  进行更新，而不会对  $R_i^{(v)}$ ，因此区分开  $R_i^{(v)}$  和  $R_i'^{(v)}$  是无意义的，因为初始化  $R_i^{(v)}$  以后该项就不会后续的迭代求解中更新。

而这两天，我尝试在大框架不变的前提下对模型进行修改，最终提出了以下的新模型：首先基于 LLE(Locally linear embedding)的思想，在同一视图下，我们假设每一个人的脑网络的特征表示  $R_i^{(v)}$  可以表示成同一视图下相邻的人的脑网络的特征表示的线性组合（这里的相邻可以通过一个权重值  $s$  来表示，如  $s_{ij}$  表示第  $i$  个人和第  $j$  个人的相似程度，也就是线性相关的关系）。基于这一思想得到以下的目标函数：

$$\|R_i^v - \sum_j s_{ij}^v R_j^{(v)}\|_F^2$$

因此对于第  $v$  个视图下第  $i$  个人的 SDAE 的误差惩罚函数为：

$$\|R_i^v - \sum_j s_{ij}^v R_j^{(v)}\|_F^2 + \sum_l (\|W_{li}^v\|_F^2 + \|b_{li}^v\|_F^2)$$

其中第一项为基于 LLE 思想的误差项，第二第三项为正则化项， $l$  为 SADE 的层数。

接下来是排他项 exclusivity，这一项旨在利用多视图的互补性：假设在某一个视图下第  $i$  个人与第  $j$  个人的相似度很高，那么在另一视图下这两个人的相似度应尽可能低，因此产生了如下基于 exclusivity 的目标函数：

$$H(S^v, S^w) = \|S^v \odot S^w\|_0$$

最后是一致项 consistency，这一项旨在结合多个视图下的相似度矩阵  $S$  达到一致的聚类结果，这里采用的是谱聚类方法，因此产生以下的目标函数：

$$\min \sum_v \|S^v \odot \Theta\|_1$$

其中， $\theta_{ij} = \frac{1}{2} \|f^i - f^j\|_2^2$ ， $F$  为 indicator matrix。

总的目标函数为：

$$\arg_F \min \left\{ \sum_v \sum_i \left[ \|R_i^v - \sum_j s_{ij}^v R_j^{(v)}\|_F^2 + \sum_l (\|W_{li}^v\|_F^2 + \|b_{li}^v\|_F^2) \right] + \sum_{v \neq w} H(S^v, S^w) + \sum_v \|S^v \odot \Theta\|_1 \right\}$$

这里提出的改进后的新算法是借鉴了论文《Exclusivity-Consistency Regularized Multi-view Subspace Clustering》的做法，里面也提出了相似的排他性和一致性的想法。不过区别是里面

首先用子空间聚类得到相似矩阵，而我的想法是利用 LLE，并且把 LLE 的误差结合到 SDAE 的网络更新中，不知道这样算不算是创新点。

请老师帮忙看一下这个新算法有没有什么不合理的地方，或者可以怎么改进，以及现在虽然提出了这个模型，但是不知道怎么求解？希望老师能给一些建议。