**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，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。

1. 然后是提出representation exclusivity和indicator consistency的概念：
   1. representation exclusivity定义为：

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：

* 1. 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：

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；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：

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，因此区分开是无意义的，因为初始化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：

因此对于第v个视图下第i个人的SDAE的误差惩罚函数为：

+

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：

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：

其中，，F为indicator matrix。

总的目标函数为：

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。