# assignment-3 实验报告

## 实验目的

生成若干个二维的高斯分布数据

使用GMM模型对数据点属于那个高斯模型进行分类

## GMM模型

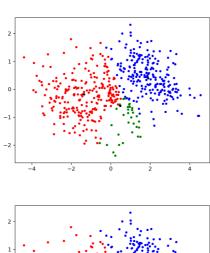
#### 模型介绍

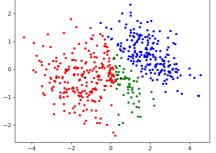
使用高斯会混合模型,对于预测的每个高斯分布,需要学习三个参数:平均值  $\mu$ ,协方差矩阵 $\sigma$ 和分布的先验概率 $\pi$ 。

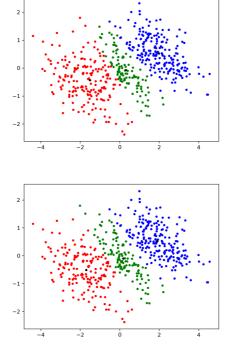
对于训练数据集,根据EM算法,按以下流程进行训练:

- 1. 初始化参数平均值 $\mu$ ,协方差矩阵 $\sigma$ 和分布的先验概率 $\pi$ 。这里令 $\sigma=I$ , $\pi=1/k$ ,k为每个高斯分布的个数
- 2. E步,根据现有的 $\mu$ , $\sigma$ 和 $\pi$ 进行计算每个点的后验概率 $\gamma_{n,k}$
- 3. M步,根据现有的后验概率 $\gamma_{n,k}$ 计算使证据下界最大化时的参数 $\mu$ , $\sigma$  和 $\pi$
- 4. 重复E步和M步, 迭代若干次

基于EM算法,模型可以根据当前值向极小值收敛,最终达到局部最优。



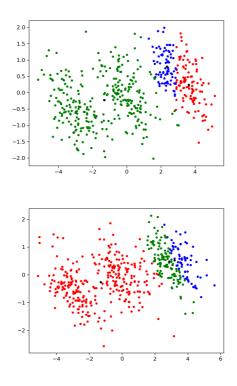


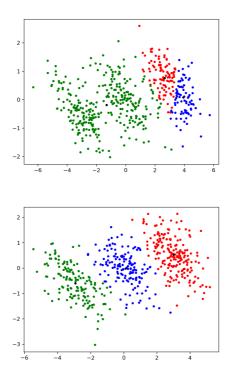


如图所示,随着迭代次数增加,每个分布的均值 $\mu$ (黑色标注)会向着极小值点收敛,最终使得证据下界达到极小值。

# 初值选取

在训练过程中,发现对于同样的分布数据,如果初值选取适当,较为分散,会有较好的训练结果;如果初值选在同一个聚类中,而且每个分布的均值之间又相隔较远,会出现很大的误差。





上图为执行100次迭代之后的分类结果,可以看出当三个均值的预测点都落在不同的聚类时,可以获得较好的效果;否则,如果某个聚类包含了多个初始均值点,很容易被预测成多个高斯分布,误差很大。

通过计算可知,在k个聚类中随机选取k个初始均值点,若每个聚类点数相同,只会有 $\frac{k!}{k'}$ 的概率使得选取的这些均值对应不同的分布。当k变大时,这个概率会迅速变小。

#### kmeans++

这里,使用kmeans++的方法进行初始化。先用k-means选出可能的均值点,在用GMM模型进行训练。

k-means也是运用EM算法,会先找出m个分布较分散的点作为初始的中心点,E步根据每个点到各中心点的距离对每个点进行分类,在M步根据分类好的结果更新每个分布的中心点。

这里,令初始化时先用k-means迭代10次,把迭代后的中心点当作GMM中初始的均值点,再按照原先的步骤进行训练。

令使用随机法和kmeans+的模型分别迭代50次,每10次迭代后输出准确率,取5次训练的平均值。

	随机	KMEANS++
epoch=0	0.6284	0.9795
epoch=10	0.7184	0.988
epoch=20	0.7472	0.988
epoch=30	0.7804	0.988
epoch=40	0.8136	0.988
epoch=50	0.8240	0.988
epoch=60	0.8240	0.988

可见,使用kmeans++方法得到初始值,可以避免在同一个聚类中在初始化时被分到多个高斯分布中的情况,提高了分类效果。

为了测试k-means对于呈高斯分布的聚类的预测情况,令使用kmeans+的 GMM模型和k-means模型分别迭代50次,每10次迭代后输出准确率,取5次训练的平均值。

	KMEANS++	K-MEANS
epoch=0	0.9795	0.9068
epoch=10	0.988	0.9556
epoch=20	0.988	0.9556
epoch=30	0.988	0.9556
epoch=40	0.988	0.9556
epoch=50	0.988	0.9556
epoch=60	0.988	0.9556

对于高斯分布的聚类,k-means的方法只能按照距离进行分类,对于某些分布较为分散的聚类并不能起到很好的分类作用。

### 代码运行说明

#### 1 python source.py

默认情况下,会创建中心在 $\{(0,0),(-3,0)(4,0)\}$ ,协方差为  $\{[[1,0],[0,1]],[[1.5,0],[0,1.5]],[[0.8125,-0.325],[-0.325,0.4375]]\}$ 的高斯分布 数据点共500 个,按照 $epoch_{gmm}=100,epoch_{kmeans}=10$ 进行训练。