## Problem Assignment #3

Statistical Machine Learning

## 1 Problem 1. 2-D Mixture Gaussian

## 1.1 Model

生成模型如下

$$Z_i \sim \text{Discrete}(\pi)$$
 (1)

$$X_i|Z_i \sim \mathcal{N}(\mu_{Z_i}, \sigma_{Z_i}^2)$$
 (2)

其中  $Z_i$  和  $X_i$  是随机变量, $\{x_i\}_{i=1}^N$  是  $X_i$  的具体的观测。Discrete(x) 为取值为  $\{1,2,\cdots,K\}$  的随机变量,并且满足  $\mathbb{P}(Z_i)=\pi$ 。 $\pi\in\mathbb{R}^K,\mu_i\in\mathbb{R}^D,\sigma_i^2\in\mathbb{R}^D$  是需要学习的参数,其中  $i\in\{1,2,\cdots,K\}$ 。N、K 和 D 是固定的常数,都是正整数。

在此问题中我们固定 D=2,需要使用 variational inference 的方法求出参数  $\pi \in \mathbb{R}^K, \mu_i \in \mathbb{R}^D, \sigma_i^2 \in \mathbb{R}^D$  的极大似然估计。

## 1.2 Requirements

代码需要包括:

- 1. 在 ZhuSuan 中实现生成模型 (model), 并使用你写的模型生成数据 (这一部分可以参考 vae 的 教程的生成图像的部分)。
- 2. 在 ZhuSuan 中设计合理的 variational posterior distribution(q\_net)。
- 3. 基于 ZhuSuan 的框架实现整个算法 (generative-inference-learning),用 [1] 步生成的数据进行训练。
- 4. 对于结果的可视化 (可以使用 matplotlib)。

报告需要包括:

- 1. 对于整个问题的形式化描述 (按照 generative-infernece-learning 的框架),尤其是设计的 variational posterior distribution 的描述与分析。
- 2. 固定 N = 100, K = 3,生成数据并完成训练,从数值角度和可视化的角度展示你的结果 (需要有具体的图)。
- \*3. 探讨 N, K 以及参数的真值 (比如  $\mu_i$  之间是否比较近) 的变化对你的方法产生结果的影响。
- \*4. 如果设计了多个 variational posterior,比较不同的 variational posterior 的结果。

关于数据生成:先固定 N, D, K, 随机生成或者手动选取参数的真值  $\pi \in \mathbb{R}^K, \mu_i \in \mathbb{R}^D, \sigma_i^2 \in \mathbb{R}^D$ , 使用生成模型生成 N 组数据  $\{x_i\}_{i=1}^N$ , 在求解极大似然估计的时候应该只用生成的数据  $\{x_i\}_{i=1}^N$  而 "忘记"参数的真值,最后比较极大似然估计的估计值和参数的真值。