一：判别是非题

1. 当训练数据量充分大时，贝叶斯信息准则（BIC）选择的模型比 Akaike 信息准则（AIC）更加简单。

2. 一个函数族$\{f(x,\alpha)\}$的参数α的维数越高，该函数族的 Vapnik-Chervonenkis（VC）维数越大。

3. 对于两类分类问题，两类样本服从高斯分布，具有不同的均值和相同的方差。当其中一类训练样本数大于另外一类时，利用后验概率的判别分界面不是线性的。

4. 假设统计模型 $Y=f(X)+\varepsilon$，其中误差$\varepsilon \propto N(0,\sigma_\varepsilon)$。$f(x)=E_y[y\,|\,X=x]$是其最优决策函数，最近邻方法 K-NN 是该最优决策函数的一种实现，因此 KNN 方法适合用于任意回归预测问题。

二、(神经网络与深度学习)：以深度卷积神经网络为例，讨论哪些模型参数可以用于模型选择的参数。如何对深度卷积网络进行模型正则化，避免模型对训练数据的过度拟合。

三、(极大似然与极大后验)

1. 假设统计模型 $Y=f(X,\beta)+\varepsilon$，其中误差$\varepsilon \propto N(0,\sigma_\varepsilon)$。如何定义其回归问题的似然函数$p(y\,|\,x,\beta)$，并证明其极大似然的解等价于预测模型均方误差极小问题。

2. 设回归模型的参数先验$p(\beta)=N(0,\tau I)$，证明在上一小题的假设条件下，模型参数的后验概率$p(\beta\,|\,y,x)$也是高斯分布。并以基展开模型 $f(x,\beta)=\sum_{j=1}^{N}\beta_j h_j(x);\ h_j(x)$是一组基函数为例，给出后验概率的均值与方差。

四、(模型选择) 在平方误差损失情况下，线性回归模型的训练误差的乐观性有下列估计

$$op=\frac{2}{N}\sum_{i=1}^{N}Cov(\hat{y}_i,y_i)=2\frac{d}{N}\sigma_\varepsilon^2$$