# GMM综述

## 总纲

GMM（可以认为包括OLS、Logistic、Probit、Poisson等回归）提纲挈领的说就是：

训练一种线性投影使得投影到。这里的线性是指内积是线性的，广义是指加入了激活函数，调和模型中与的差异。另外这里本身加入了x可能到更高维向量空间的映射。我们的目的就是训练这种映射，获取值使得，与尽可能接近。一般的我们选定为一个单调递增函数（递减也可以，调整符号就可以了，只是理解比较麻烦），那么从趋势上可以这样理解——训练使得，在给定的情况下，越大时越大，越小时越小，使得与尽可能接近。

## 示例

基于总纲，我们可以重新审视一下各个模型：

1. OLS



1. Logit回归



1. Probit回归



1. Gumbel回归（loglog）



1. 互补loglog回归



## 上述激活函数的阐述

根据总纲，激活函数是调和与的模式差异的，使之与模型更加接近。

因此：

1. 当的至于范围等于的值域范围，那就不需要调和，只需训练好那一定能找到有效的模型使得与尽可能接近。比如OLS中，y服从正态分布，我们是对正态分布的期望建模，可能的取值范围为等于R，恰好等于的可能取值范围，因此激活函数。
2. 相反，的至于范围于的值域范围不相当时，需要激活函数调节。比如，y服从伯努利分布时，我们对p建模（如果还对y建模，y只取两个值严重小于，说明很多信息没有捕捉到），由于p的值域为（0, 1）因此我们建立0-1的映射。可能的映射为“示例”中的2-5.下面分别分析2-5映射的适用场景。
3. 对比图
4. Sigmoid激活

Sigmoid两端对称，适合对于

1. 正态累计分布激活
2. Loglog激活
3. 互补loglog激活

## 激活函数对最优化的影响