

提升全球广告投放 ROI: Bayesian Hierarchical MMM 在 AdTech 的应用

作者: 李锦鹏(月翎) | 发表: 2025-07-31 | ATA

在现代营销中,企业通常需要在多个国家、多个广告渠道同时进行投放。传统的营销归因方法难以应对市场间数据差异、渠道间的边际效应,以及投放数据的稀疏性。**Bayesian Hierarchical Marketing Mix Modeling (MMM)** 提供了一种强大的方法,能够在保持市场差异的同时共享信息,从而更精准地估算 ROI 并优化预算分配。

1 营销预算优化的挑战

假设我们在美国、德国、英国三个市场同时投放 TV、Search、Social 和 Display 广告。我们希望回答:

- 每个市场、每个渠道的广告花费对销量的真实贡献是多少?
- 如何将有限的全球预算最优地分配到各市场和各渠道?

传统的 MMM 通常是每个市场单独建模:

$$y_{m,t} = \alpha_m + \sum_c \beta_{m,c} \cdot x_{m,c,t} + \varepsilon_{m,t}$$

然而,这种做法有两个问题:

- 信息孤立**: 各市场独立建模,无法共享信息。
- 数据稀疏**: 对于投放较少的新市场,模型参数不稳定,估算 ROI 偏差大。

2 引入 Bayesian Hierarchical MMM

分层贝叶斯 MMM 将多个市场的建模放入同一个层级结构中:

市场层 (Market Level)

- m: 市场
- c: 广告渠道
- 每个市场有自己的一组参数

$$y_{m,t} = \alpha_m + \sum_c \beta_{m,c} \cdot f(x_{m,c,t}) + \varepsilon_{m,t}$$

全局层 (Global Level)

- μ_β : 全局均值, 表示平均广告效果
- σ_β : 市场间差异
- 数据稀疏的市场参数会更接近全局均值 (Partial Pooling)

$$\beta_{m,c} \sim \text{Normal}(\mu_{\beta,c}, \sigma_{\beta,c})$$

非线性边际效应

广告投放存在边际收益递减, 因此我们引入非线性函数 f :

$$f(x) = x^\alpha / (x^\alpha + K^\alpha) \quad (\text{Hill function})$$

或使用对数函数、Adstock 函数捕捉长期滞后效应。

3 推断与结果

通过 MCMC (Stan 或 PyMC) 采样, 我们可以得到:

- 每个市场、每个渠道的 ROI 后验分布
- 市场间的广告效果差异
- 模型预测的不确定性

结果示例

- TV 在美国 ROI = 0.8、德国 = 0.75、英国 = 0.77 (英国数据少, 但模型借助全局信息估计稳定)
- Search 在所有市场都有效 (全局均值 0.6)
- Social 渠道在英国效果低 (0.3), 美国高 (0.7)

4 商业价值

- 稳定性**: 即便新市场数据稀疏, 也能得到合理 ROI 估计。
- 跨市场学习**: 借助全局先验信息, 提升模型收敛速度。

3. **预算优化**：基于后验分布，可以在全球范围内动态分配广告预算，提升整体 ROI。
 4. **不确定性量化**：为决策者提供参数置信区间，降低投放风险。
-

结论

Bayesian Hierarchical MMM 为多市场、多渠道广告投放提供了一种科学的预算分配方法。通过共享全球信息并建模市场差异，企业能够更精准地衡量广告 ROI，实现跨市场的智能投放决策。