



Network Data with power enhancement

1. 改进前提 ① 用于比较两个网络数据的多重检验方法, 且不假定数据服从正态分布, 只是施加一些矩条件 (在 network data 中易满足), 但数据类型特别是 $p \times p$ 矩阵 (网络有 p 个 nodes) 且样本量十分小, 只有数十个, 本文比较两总体网络均值之间的差异. 我们无法观察到 $X_{d,i}$. 只能直接观察到 $S_{d,i}$.

② 贡献: (1) 分析的数据格式特别, 直接检验网络的 links.

(2) 全局统计量易于获得极限分布, 但多重检验复杂得多. (在我们这么弱的假设下) 在 Brain Analysis 环境下, 数据中没有明显的 correlation structure. 故本文不讨论任何相依结构下的检验.

(3) 多重检验中, 我们提出的 power enhancement 有7处应用.

③ 本文的思想源于 CAP 方法, 都为利用辅助统计量获取稀疏信息, 进而分组调权检验. 但与之有明显的不同.

(1) PE 应用于网络数据, CAP 应用于向量数据

(2) CAP 要求参数空间 s_1, s_2 都稀疏, PE 要求 s_1, s_2 稀疏. 如在二元模型中, s_1, s_2 的参数都是非负的.

(3) 依据辅助统计量分组的范围不同. CAP 中, C_1, C_2 固定为 $-4, 4$, 而 PE 的可以调整.

(4) 分组意义不同. 在 CAP 中, 假设 $K=3$, 其假设为 s_1, s_2 都稀疏, 故 $H_0: \text{non-null}$ 一般体现在 G_1 和 G_3 当中, 即 (负得很多, 正得很多), 而在 PE 中, 假定的是 s_1, s_2 稀疏, 故表现出来为同时小或同时大. 故 $H_0: \text{non-null}$ 一般体现在 G_2 .

2. 理论假设.

(1) 矩条件 (A1): sub-Gaussian tail, 设 $\log p = o(n^{\frac{1}{2}})$, $\exists \eta > 0, K > 0$. 对于 $d=1, 2$, 有

$$E \exp \left\{ \eta (S_{d,i,j} - s_{d,i,j})^2 / \text{Var}(S_{d,i,j}) \right\} \leq K, \quad 1 \leq i < j \leq p, \quad l=1, \dots, n_d.$$

(A2): Polynomial-tail 设 $p \leq cn^{\eta}$, 对某个 $\eta > 0$, $\exists \varepsilon > 0, K > 0$, s.t. $d=1, 2$ 有

$$E \left| (S_{d,i,j} - s_{d,i,j}) / \text{Var}(S_{d,i,j}) \right|^{\frac{1}{2} + \varepsilon} \leq K, \quad 1 \leq i < j \leq p, \quad l=1, \dots, n_d.$$

NOTE: 该矩条件在高维情形中常常满足, 且弱于高斯假定

(2) 全局检验的假定 (B1) $C_0^{-1} \leq \lambda_{\min}(\Gamma_d) \leq \lambda_{\max}(\Gamma_d) \leq C_0$, $C_0 > 0, d=1, 2$.

(B2) $\max_{d=1,2} \max_{1 \leq i < j \leq p} |\Gamma_{d,i,j}| < r < 1, \quad 0 < r < 1$.

NOTE: (B1) 在高维情形中也常见, (B2) 很弱, 因为如果 $\Gamma_{d,i,j} = 1$ 则 Γ_d 为奇异阵.

(3) 多重检验的假定 (C1) $|S_{d,i,j}| \geq (\frac{1}{\sqrt{\alpha}} + \delta) (\log q)^{\frac{1}{2}}$, $q = \frac{p(p-1)}{2}$, $S_p = \{(i,j): 1 \leq i < j \leq p, \frac{|S_{d,i,j} - s_{d,i,j}|}{\sqrt{\text{Var}(S_{d,i,j}) + \text{Var}(S_{d,j,i})}} \geq \frac{1}{\sqrt{2}}\}$.

(C2) $\max_{1 \leq i \leq q} |A_i(\frac{1}{2})| = o(q^{\nu})$, $\frac{1}{2} > 0, \quad 0 < \nu < \frac{(1-\nu)}{1+\nu}$.

(C3) $q_0 = |H_0| \geq c_1 q$, $c_1 > 0$.

NOTE: (C1) 弱, 只要求 s_1, s_2 的标准化差异有很小一部分所为 $(\log q)^{\frac{1}{2} + \nu}$, (C2) 弱, 只要求了不能有很多强相关的元素. (C3) 自然且弱, 否则, $q_0 = o(q)$, 则我们可以拒绝所有假设就有一个好结果.



3. 方法步骤

Step 1: 初始化

- (1): 计算检验和辅助统计量 $\{T_i, A_i\}, i=1, \dots, q$
- (2): 计算 p 值: $p_i = 2(1 - \Phi(|T_i|))$, $i=1, \dots, q$.
- (3): 输入假设参数 K, C_1, C_2, N .
- (4): 计算格点集 $J = \{\frac{C_1 N - 1}{N} \sqrt{\log q}, C_1 \sqrt{\log q}, \dots, \frac{C_2 N - 1}{N} \sqrt{\log q}, C_2 \sqrt{\log q}\}$.

Step 2: 对每个 $J_k = \{\lambda_1, \dots, \lambda_{K+1}\}, \lambda_0 = -\infty, \lambda_K = +\infty$.

- (1): 建立 $G_k = \{i: 1 \leq i \leq q, \lambda_{k-1} < A_i \leq \lambda_k\}$, $k=1, \dots, K$.
- (2): $\forall G_k$, 计算 $q_k = |G_k|$
- (3): $\forall G_k$, 估计 non-null 比例 $\hat{\pi}_k$,
- (4): 计算调整 p 值: $p_i^w = \min\{\frac{p_i}{w_i}, 1\}$, $i=1, \dots, q$
其中 $w_i = (\sum_{k=1}^K \frac{q_k \hat{\pi}_k}{1 - \hat{\pi}_k})^{-1} \frac{q_k \hat{\pi}_k}{1 - \hat{\pi}_k}$, $i \in G_k, 1 \leq k \leq K$. $\Rightarrow \hat{\pi}_k$ 小, w_i 小, 进而 p_i^w 大
 $\hat{\pi}_k$ 大, w_i 大, 进而 p_i^w 小.
- (5): 对调整后的 p 值应用 BH-procedure, 并记录下拒绝数.

Step 3: 获得调整拒绝域.

- (1): 选取 J_k , 使得拒绝数最大
- (2): 计算相应 J_k 的调整 p 值 $p_i^w, 1 \leq i \leq q$.
- (3): 对 p_i^w 排序 $p_{(1)}^w \leq \dots \leq p_{(q)}^w$
- (4): 输出拒绝域 $\{i: i < \tau\}$, 其中 $\tau = \max\{i: p_{(i)}^w \leq \frac{1}{q} \alpha\}$.

4. 参数说明: ① 分组数 K 一般取为 3. $K \geq 4$ 数值表明 power 没有显著提升, 但计算成本高
② C_1, C_2 可以取为使得 $C_1 \sqrt{\log q}, C_2 \sqrt{\log q}$ 等于最小(大)的辅助统计量 A_1 . 但在 $\pm 16\sqrt{\log q}$ 上做 truncate. 即若 $\min A_i \leq \pm 16\sqrt{\log q}$, 取 $C_1 = 16$. 若 $\max A_i \geq 16\sqrt{\log q}$, 取 $C_2 = 16$.
③ N 可取为任意整数, N 越大, 结果越准确, 但相应的计算成本高

5. 理论结果: $FDP_{adj} = \frac{\sum_{i \in H_0} I(p_i^w \leq p_{(i)}^w)}{\sum_{i=1}^q I(p_i^w \leq p_{(i)}^w)}, FDR_{adj} = E(FDP_{adj})$

定理一 (FDR 有效) 设 $B_2, C1-C3, A_1$ 或 A_2 成立, $\log q = o(n^{\frac{1}{2}})$, $C > 5$, 则有
$$\lim_{n, q \rightarrow \infty} \frac{FDR_{adj}}{\alpha q / q} = 1, \lim_{n, q \rightarrow \infty} \frac{FDP_{adj}}{\alpha q / q} \rightarrow 1$$

定义算法 (由 CAP lemma 3 知等价于 BH) 和 PE 的 power 分别为 π, π_{adj} . $\pi = ETP$.
定理二 (power 有效) 同上条件, 有 $\pi_{adj} \geq \pi + o(1)$, $q \rightarrow \infty$.