

New coach effect

xx and king

2025-05-16

模型设计

模型考虑的关键因素

- (待定) 同质性 (Homogeneity): 队员之间的相似性, 如技能、年龄、经验、薪资、位置等
- 激励不对称 (Asymmetry): 参与者在机会或动机上的不平等
- 赛季性因素 (Seasonality): 周期性规律影响, 如主客场轮换、赛程密度等

模型结构与变量说明

本研究的核心目的是分析在不同球队异质性水平下, 主教练更换是否会影响球队表现。我们以比赛得分 (0/1/3 分) 为主要衡量指标, 构建线性回归模型 (OLS) 以识别换帅的平均效应及其与球队结构的交互作用。同时, 为了验证主模型的稳健性, 我们使用进球数为因变量, 构建 Poisson 回归模型, 对换帅前后球队进攻表现的变化进行补充分析。

我们重点关注以下几个问题: 换帅是否提升得分? 是否提升进球数? 短期与长期效果是否不同? 球队异质性是否调节了换帅效果? 需要指出的是, “是否提升得分”与“是否提升进球数”是两个不同但相关的问题。进球数增加

并不必然导致得分增加，原因在于若球队同时失球更多，比赛结果可能并未改善。因此，我们采用得分作为主模型（OLS）的因变量，用以衡量整体表现是否提升；进球数则用于稳健性检验（Poisson），辅助判断进攻能力是否确有改善。

控制变量总结表

变量名	类型	说明
HomeDummy	虚拟变量	是否主场 (主场 =1, 客场 =0)
OpponentElo	连续变量	对手 Elo 分数，衡量对手实力
TeamElo	连续变量	本队 Elo 分数，衡量球队基础实力
PreForm	连续变量	换帅前 5 场比赛的平均得分，用于控制换帅决策动机
CoachTenure	连续变量	教练执教的场次，用于控制经验效应
MatchDay	类别变量或连续变量	比赛轮次，控制赛季中的时间趋势

time_post

OLS

$$\text{Points}_{ijt} = \alpha + \beta_1 \cdot \text{NewCoach}_{it} + \beta_2 \cdot \text{Heterogeneity}_{it} + \beta_3 \cdot (\text{NewCoach}_{it} \cdot \text{Heterogeneity}_{it}) + \sum_k \gamma_k X_{ijt,k} + \varepsilon_{ijt}$$

- Points_{ijt} : 球队 i 在对阵 j 的比赛中获得的积分
- NewCoach_{it} : 是否在比赛前换帅的虚拟变量
- $\text{Heterogeneity}_{it}$: 球队的异质性指标
- $\text{NewCoach}_{it} \cdot \text{Heterogeneity}_{it}$: 表示换帅与球队结构之间的交互效应

Poisson

$$\log(\lambda_{it}) = \alpha + \delta \cdot \text{NewCoach}_{it} + \gamma' \mathbf{X}_{it} \quad \text{with} \quad y_{it} \sim \text{Poisson}(\lambda_{it})$$

- y_{it} : 球队在第 t 场比赛中的进球数; λ_{it} : 进球的期望; \mathbf{X}_{it} : 控制变量与上面类似。

数据来源与处理

(描述数据来源、样本区间、清洗方式等)

数据来源

异常值说明

实证建模中, 异常值 (outliers) 是指显著偏离变量典型分布的观测值。这些极端值可能来源于记录错误、测量波动、真实但罕见的事件等。

在本研究中，我们使用了普通最小二乘法（OLS）和 Poisson 回归模型来评估换帅效应，这两种模型对异常值的存在都具有一定程度的敏感性。具体而言，OLS 模型最小化的是残差的平方和（Sum of Squared Residuals），这使得远离回归线的观测点具有更大的权重，显著影响估计系数的方向和显著性。极端得分（例如单场比赛中极高的进球数或积分）可能导致换帅效应被高估或低估。而在 Poisson 模型中，虽然对异常值的敏感性相较于 OLS 较低，但由于其对因变量（进球数）假定为计数数据，且默认条件均值和方差相等，极端大值（例如单场 7-0、8-1 的比赛）仍可能导致 λ （条件均值）的估计偏离常规范围，进而影响所有协变量的边际效应估计。

通过对本数据集中各主要变量进行 Z 分数标准化检查，我们发现如 `npxG_Expected`、`G_per_Sh_Standard`、`GF` 等变量中存在大量异常值（Z 分数 > 3 ），例如 `GF` 中有超过 100 个异常观测值，这些异常值多集中在个别高得分场次。若这些极端场次恰好出现在换帅后的观察期中，则可能导致对换帅效果的过度估计。此外，在控制变量如 `xG_Expected` 和 `elo_pre` 中也存在少量异常值，若未加以处理，可能使模型在解释球队进攻能力或对手强度时产生偏误。

因此，在后续的稳健性分析中，我们将采用如下策略应对异常值的影响：一是对高于 99 分位或低于 1 分位的变量进行截尾（winsorization）处理，二是剔除明显的极端观测，并对比清洗前后的估计结果，从而验证模型对异常值的敏感程度并增强结论的稳健性。

Measuring Team Heterogeneity

在本研究中，我们将球队进攻质量的波动作为结构异质性的代理变量。因为球队进攻表现（如预期进球、射门数和射正数）的波动反映了战术执行的一致性和协同性，而这正是结构稳定性的体现

Hypothesis: 换帅什么时候更有效？——当球队是“同质的”时候

也就是说，• 如果一支球队在换帅前的进攻表现很稳定、波动小（我们称为“结构同质”），那么新教练上任后，球队更容易执行战术、响应指令，因此换帅的效果更好（例如得分更高）。

- 为什么球队进攻表现稳定（波动小），就可以推断球队“容易执行战术”？这个推理是否合理？

用 rolling standard deviation（滚动标准差）去看球队最近几场比赛的：

- 射门数（Sh）
- 射正数（SoT）
- 预期进球（xG）

这些是结果变量，反映了球队每场比赛在进攻上的输出水平。

如果波动很小，说明：

- 球队每场都打出“差不多的进攻方式”；
- 表明整体运转有“模式”和“规律”；
- 教练安排的进攻战术被“持续稳定地执行”

例子：

球队	最近 5 场比赛 xG	波动程度	战术理解
A 队（稳定）	1.8, 2.0, 1.9, 1.7, 2.1	小	所有球员执行清晰的进攻套路
B 队（不稳定）	0.5, 3.2, 0.9, 4.1, 0.3	大	有时靠个别球星爆发，有时完全打不开局面

二、怎么衡量“异质性” (heterogeneity)?

公式：我们按球队和时间排序，并基于每支球队过去五场比赛中的上述三个变量。射门数（Sh），射正数（SoT），预期进球（xG），计算它们的标准差并取均值，作为球队在该场比赛的异质性指标。数学表达如下：

$$\text{Heterogeneity}_{it} = \frac{1}{3} \sum \text{SD}_{i,t-4:t}(k), k \in \text{Sh, SoT, xG}$$

其中， $\text{SD}_{i,t-4:t}(k)$ 表示球队 i 在 $t-4$ 到 t 五场比赛中变量 k 的标准差。

例子：以球队 A 连续五场比赛的数据为例，展示如何基于进攻变量的波动程度计算异质性指标：

比赛编号（时间顺序）	xG_Expected	Sh_Standard	SoT_Standard
第 1 场	1.2	10	5
第 2 场	1.4	12	6
第 3 场	1.1	9	4
第 4 场	1.3	11	5
第 5 场	1.2	10	5

因变量标准化：| 比赛编号 | xG_Expected | Sh_Standard | SoT_Standard
| |——|——|——|——| | 第 1 场 | -0.392 | -0.392 |
0.000 | | 第 2 场 | 1.569 | 1.569 | 1.581 | | 第 3 场 | -1.373 | -1.373 | -1.581
| | 第 4 场 | 0.588 | 0.588 | 0.000 | | 第 5 场 | -0.392 | -0.392 | 0.000 |

	data	mean	standard variance
xG_Expected	1.2, 1.4, 1.1, 1.3, 1.2	1.24	0.114
Sh_Standard	10, 12, 9, 11, 10	10.4	1.14
SoT_Standard	5, 6, 4, 5, 5	5.0	0.632

	data	mean	standard variance
xG_Expected		≈ 0.000	1.000
Sh_Standard		≈ 0.000	1.000
SoT_Standard		0.000	1.000

最后一步：对 standard variance 取平均

$$\text{Heterogeneity} = \frac{1}{3}(0.114 + 1.14 + 0.632) \approx \frac{1.886}{3} \approx 0.629$$
$$\text{Heterogeneity} = \frac{1}{3}(1 + 1 + 1) \approx \frac{3}{3} \approx 1$$

球队/阶段	Heterogeneity_standardized
多特蒙德（前 5 场）	1.00
拜仁（前 5 场）	1.28
柏林联合（前 5 场）	0.73

如果某支球队的值 > 1 ，说明这几项标准化指标中有的波动更剧烈 \rightarrow 进攻策略不稳定；

- 如果某支球队的值 < 1 ，说明进攻三维度都较稳定；
- 如果引入时间维度（如换教练前 **vs** 后），比较异质性是否上升或下降。

我们需要注意的是单独得出一个关于异质性的数值（如 0.629），没有绝对意义，我们需要根据我们的假设解释，如，

一种方式是，和其他球队的数值比较，得出 A 球队的进攻表现的平均表现是偏高还是偏低，根据文献 (hentschel2012impact?) 可得出基于经验的评价范围：

Percentile	异质性值
10%	0.58
25%	0.76
50%	0.97
75%	1.22
90%	1.46

另一种是，讨论新教练是否让异质性下降，当我们在回归中使用这个变量时（如交互项 $\text{NewCoach} \times \text{Heterogeneity}$ ）：如果 $\text{Heterogeneity} = 0.629$ 出现在 $\text{NewCoach} = 1$ 的比赛上：说明这场换帅发生在一个相对稳定的球队；如果模型显示这类球队换帅后得分显著提升，那就支持假设：结构稳定 \rightarrow 换帅更有效

建模公式与估计策略

(写出 OLS 和 Poisson 模型的数学公式)

实证结果与解释

我们使用 OLS 模型估计了换帅与球队结构异质性之间的交互效应。结果如下所示：

从回归结果可以看出：

- **NewCoach** 和 **NewCoach × Heterogeneity** 的系数均不显著 ($p > 0.1$)，表明在我们的样本中，换帅本身未对得分产生显著提升作用，且异质性并未显著调节换帅效应；
- 控制变量中，**HomeDummy**(主场优势)、**OpponentElo**(对手实力)、**PreForm**(换帅前表现) 均对得分有显著影响，方向与预期一致；
- **TeamElo** 和 **MatchDay** 在 10% 显著性水平附近，说明球队实力和比赛阶段可能存在一定影响；
- 模型整体拟合度为 $R^2 = 0.289$ ，大部分解释力来自控制变量，核心变量的影响有限；
- 后续我们将进一步通过替代因变量、分组分析、稳健标准误等方式进行稳健性检验。

Possion:

模型中大部分控制变量显著，方向合理，模型表现可信；

- **NewCoach** 本身不显著，说明换帅对进攻产出未必有直接帮助；
- 异质性本身对进球有正面作用，但不会调节换帅的效应（交互项不显著）；
- 可以得出结论：进攻表现更多由球队本身结构和状态决定，换帅效果较弱或不稳定。

稳健性分析

(如使用短期窗口分析、替代变量、子样本等)

结论与讨论

(总结发现、理论含义、政策建议等)

附录

数据集变量说明

```
Attaching package: 'dplyr'
```

```
The following objects are masked from 'package:stats':
```

```
filter, lag
```

```
The following objects are masked from 'package:base':
```

```
intersect, setdiff, setequal, union
```

表 8: 数据集变量定义表

变量名	英文全称	中文解释
GF	Goals For	本队在比赛中的进球数
GA	Goals Against	本队在比赛中被对手攻入的球数
Gls_Standard	Goals (Standard)	常规进球数 (不含点球)
Sh_Standard	Shots	射门次数
SoT_Standard	Shots on Target	射正次数
SoT_percent_Standard	Shot Accuracy (%)	射正率 (射正/射门)
G_per_Sh_Standard	Goals per Shot	每次射门的进球率
G_per_SoT_Standard	Goals per Shot on Target	每次射正的进球率
Dist_Standard	Average Shot Distance	平均射门距离
PK_Standard	Penalty Goals	点球进球数
PKatt_Standard	Penalty Attempts	点球尝试次数
FK_Standard	Free Kick Attempts	任意球尝试次数
xG_Expected	Expected Goals (xG)	预期进球数
npxG_Expected	Non-Penalty Expected Goals	非点球预期进球
npxG_per_Sh_Expected	Non-Penalty xG per Shot	每次射门的非点球预期进球
G_minus_xG_Expected	Goals minus xG	实际进球与预期进球之差
np:G_minus_xG_Expected	Non-Penalty Goals minus xG	非点球进球与非点球 xG 之差
elo_pre	Pre-match Elo Rating	比赛前本队 Elo 等级评分
opp_elo_pre	Opponent Pre-match Elo	比赛前对手 Elo 等级评分