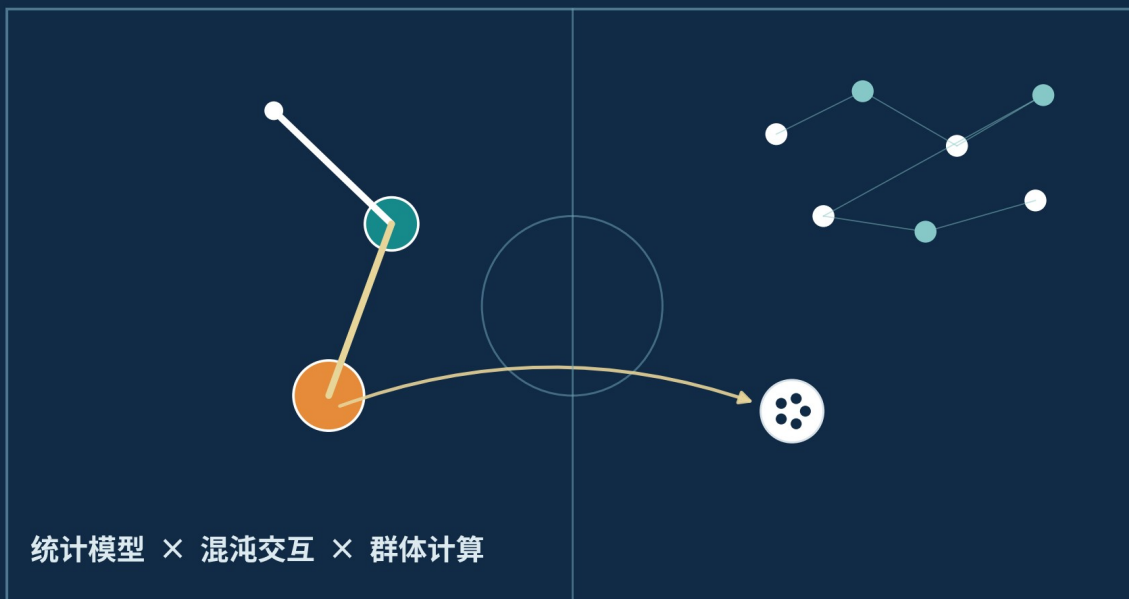




群体协同双摆混沌采样与准泊松模型 在足球赛事预测中的应用白皮书

Quasi-Poisson × xG × 双摆混沌采样 × 群体混沌逼近实验

技术白皮书 v1.2（群体混沌逼近实验与共同增益版） | 2026 年 6 月

“让每一次独立采样都成为寻找混沌逼近者的实验数据，让经未来验证的个人与群体能力转化为全体共同增益。”

本文件为产品、技术与群体实验方案，不构成赛事结果保证、投注建议、投资建议或收益承诺。

文件说明

定位声明

本白皮书描述一个“统计预测 + 游戏化交互 + 群体计算”的足球小程序。统计模型给出赛前基线；双摆系统把用户点击映射为射门/扑救质量；群体层将大量用户的简单操作聚合为独立展示的社区结果。三者协作，但职责必须分离。

版本：技术白皮书 v1.2（群体混沌逼近实验与共同增益版）。适用对象：产品、算法、前后端、数据、运营、合规与社区共建者。本版将群体层升级为“寻找稳定混沌逼近者/匹配群”的长期实验，并加入预注册、滚动样本外验证、多重比较控制、共同增益账本和退出机制。所有示例参数必须通过历史回测、未来窗口验证、在线实验与安全审计后才能进入正式环境。

知识产权说明：文中“人体计算器”仅作为群体协作的文化比喻，表达“大量参与者完成简单操作、系统汇总为复杂结果”的思想；不复制任何原作文本、人物设定或专有视觉元素。

执行摘要

本项目旨在建立一个兼具可解释性、参与感、可验证性与可证伪性的足球预测小程序。传统足球预测层以球队攻防强度、主客场、近期状态、赛事类型和 xG 等数据估计 90 分钟内的进球均值，并通过过度离散修正、低比分相关修正与概率校准输出胜平负和比分矩阵。足球比分的泊松建模有长期研究基础，后续研究也发展了低比分相关与双变量模型。[1][2][3]

用户交互层不直接“猜比分”，而是在可视化双摆运动中点击射门或扑救。点击瞬间的角度、角速度、相位、能量等状态被映射为 0~1 的操作质量，再与当前机会的 xG 基准概率融合。双摆是确定性的混沌系统，具有对初值敏感的动态特征；因此它适合提供可观察、可练习的时机窗口，但不应单独承担安全随机数职责。[7]

群体计算层把每个参与者视为一个独立的探索节点。每名用户通过自己的双摆轨迹、点击时机和显式判断产生一条预先冻结的预测记录；系统在连续多场比赛中寻找可重复优于统计基线的“混沌逼近者”，以及由互补误差构成的“混沌逼近群”。发现过程必须使用未来比赛验证，而不是赛后挑选历史赢家；即使某次采样没有命中，也能扩大搜索空间、估计噪声并帮助排除伪规律。[8][9][12][15][16]

核心结论

产品应同时展示三种结果：A. 不受点击影响的纯统计基线；B. 用户共同完成的群体计算结果；C. 可选且严格限幅的融合研究值。绝不能只显示一个被互动悄悄改写的“预测概率”。

本版的中心研究命题是：把每名参与者视为一个独立的“混沌采样器”，先冻结其个人概率/比分和双摆特征，再用真实比赛的 90 分钟结果与事件残差逐场检验。系统同时维护个体候选、互补子群和全体群体三条赛道；采用经验贝叶斯收缩、在线专家权重、预注册锁定、滚动样本外验证和置换检验，防止把赛后最幸运者误认为稳定能力。贡献分配可参考边际模型增益与数据价值方法，但任何经济收益都以真实业务收入、用户协议和当地法律为前提。[12][13][14][15][16]

目录

1. 项目愿景与产品定位
 2. 用户体验与群体协作机制
 3. 系统总体架构
 4. 统计预测引擎
 5. 双摆交互与射门/扑救概率
 6. 群体混沌逼近实验与预测修正
 7. 端到端算法流程
 8. 数据与工程实现
 9. 回测、校准与评价体系
 10. 公平、安全与反作弊
 11. 合规、伦理与产品治理
 12. MVP 边界与迭代路线
 13. 后续验证与迭代方向
 14. 附录：公式、参数、群体实验与参考文献
- 附录 C：公式化数据演算与示例图表
- 附录 D：群体混沌逼近实验与共同增益公式

1. 项目愿景与产品定位

1.1 一句话定义

产品定义

这是一个让统计模型先给出足球赛果基线，再由用户通过双摆时机完成“射门”和“扑救”微操作，最终形成群体模拟与群体预测的互动系统。

1.2 三层价值

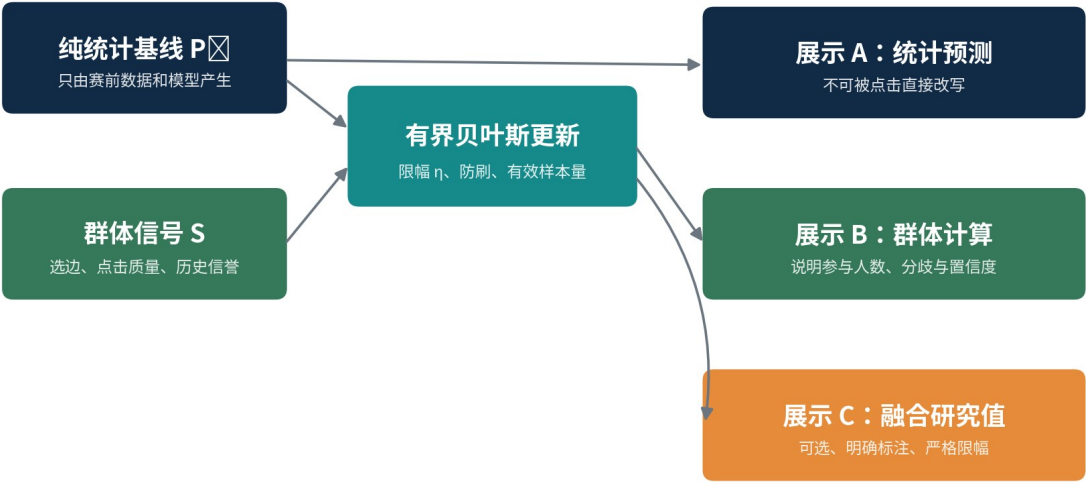
层次	解决的问题	用户看到的结果	系统边界
统计预测层	按球队强弱、主客场、xG、赛事和赛制估计 90 分钟概率	胜平负、最可能比分、 λ 、置信区间	不因点击人数改变
双摆交互层	把点击时机转化为可学习、可复现的射门/扑救质量	操作得分、事件进球率、即时动画	不是现实比赛的因果变量
群体计算层	把大量简单操作聚合成社区判断和场景分布	群体阵营、分歧、有效样本量、群体概率	必须限幅、防刷并与基线分开展示

1.3 “人体计算器”式的群体协作

系统借鉴“许多人分别执行极简单动作、汇总后形成复杂计算”的群体协作直觉。每个用户不需要理解完整模型，只需要完成一个可验证的微任务：选择阵营、在双摆运动中把握时机、执行一次射门或扑救。后台将这些微任务归一化、去重、加权、聚合，并对其历史可靠性进行持续评估。

真正能完善系统的不是点击总量，而是可复算的独立样本、可重复的样本外增益和彼此互补的误差结构。本项目既寻找稳定个体，也寻找小型互补子群；任何“最佳”称号都只是一个可撤销、可轮换的研究状态，必须持续通过未来比赛检验。

1.4 产品输出必须分轨



“参与”与“客观预测”并行，而不是互相覆盖。

图 1 双轨结果体系：客观基线、群体结果与可选融合值

- 纯统计基线：模型在开赛前冻结版本和输入快照，点击不改写该结果。
- 群体计算结果：清楚说明参与人数、有效样本量、阵营分布、分歧程度和用户信誉结构。
- 交互模拟结果：回答“这一次集体射门是否进球”，用于娱乐、实验和社区协作。
- 融合研究值：只在证明群体信号具有样本外增益后开放，并设置最大影响上限。

1.5 核心实验：寻找“混沌逼近者”与“混沌逼近群”

本项目把群体参与定义为一个长期、开放、可证伪的搜索实验。每名用户都产生独立的双摆采样序列和赛前预测；真实赛果到达后，系统比较个人/子群与统计基线的差异。研究目标不是宣称某个人能“感应未来”，而是检验在严格隔离未来信息后，是否存在可重复的个体差异或互补群体结构。

中心命题

在足够多的独立比赛上，若某名用户或某个预先锁定的子群持续、显著且校准地优于统计基线，则其输出可以作为独立研究信号；若不能，则公开接受“未发现稳定逼近者”的结果。

$$z_{\{u,m,r\}} = [\sin\theta_1, \cos\theta_1, \sin\theta_2, \cos\theta_2, \omega_1/\omega_{\max}, \omega_2/\omega_{\max}, E/E_{\max}, \text{role}, t]^T$$

$$h_{\{u,m\}} = (1/R_{\{u,m\}}) \cdot \sum_r \phi(z_{\{u,m,r\}}, \text{action}_{\{u,m,r\}})$$

式 1-1 用户 u 在比赛 m 上的双摆混沌签名

$$p_{\{u,m,k\}} \propto p^0_{\{m,k\}} \cdot \exp(b_k^T h_{\{u,m\}} + c_k^T s_{\{u,m\}}), k \in \{\text{主胜, 平局, 客胜}\}$$

$$\sum_k p_{\{u,m,k\}} = 1$$

式 1-2 以统计基线为锚，将双摆签名与显式判断映射为个人概率

$$H_0: \text{对所有 } u \text{ 与 } G, E[\ell(p^0_{\{m,y_m\}}) - \ell(p_{\{u/G,m\}})] \leq 0$$

$$H_1: \text{存在可预先锁定的 } u \text{ 或 } G, \text{ 使未来窗口中的期望改善 } > 0$$

式 1-3 群体混沌逼近实验的可证伪假设

群体混沌逼近实验：发现、复验、共享，而不是赛后挑选幸运者



核心检验：参与者相对统计基线的“偏差信号”，能否在未来比赛中稳定解释真实残差？

图 4 群体混沌逼近实验：发现、复验、共享，而不是赛后挑选幸运者 注：“混沌逼近者”是暂时研究标签，不是永久身份。

概念	严格定义	不能等同于
候选混沌逼近者	在候选期表现出正向技能，但尚未通过锁定后的未来验证	历史排行榜第一名
确认混沌逼近者	多个连续未来窗口的保守技能下界仍高于门槛	单场猜中比分的人
混沌逼近群	成员误差互补、权重预先冻结且未来评分优于基线的小型子群	简单选前 N 名或人数最多阵营
全体探索池	所有合规样本构成的候选空间、噪声估计与稳健性基础	每个样本都必须直接进入最终预测

1.6 为什么每个人的努力都对实验有价值

- 命中样本帮助发现潜在技能；未命中样本帮助估计随机波动、校准阈值并防止过度自信。
- 与多数人不同但有依据的独立样本提升群体多样性，有机会补足主流模型的共同盲区。
- 持续参与扩大未来验证集，使系统更快区分“真实可重复优势”和“短期幸运”。
- 合规的设备、时间戳和复算记录增强审计质量，降低脚本与关联账户对实验的污染。

2. 用户体验与群体协作机制

2.1 一场比赛的用户旅程

- 进入比赛页：看到数据截止时间、模型版本、90 分钟口径和纯统计基线。
- 选择角色：支持主队射门、客队射门、主队扑救、客队扑救；每轮每个账户只有有限操作次数。
- 进入双摆界面：双摆持续运动，目标区、速度甜点区或扑救窗口随回合显示。
- 点击操作：服务端记录点击接收时刻，计算双摆状态和操作质量。
- 集体结算：同一时间窗内的射门方和扑救方操作分别做稳健聚合，再计算事件结果。
- 查看解释：展示基础 xG、集体射门质量、集体扑救质量、最终随机抽样和审计编号。
- 赛后复盘：真实赛果到达后，更新用户预测评分、群体模型表现和参数校准报告。

2.2 四种参与角色

角色	用户动作	产生的信号	主要激励
射门节点	选择进攻方并在双摆时机点击	阵营偏好 + 射门质量 q_s	团队进球、连击、个人时机评分
扑救节点	选择防守方并在双摆时机点击	阵营偏好 + 扑救质量 q_g	团队零封、关键扑救、个人时机评分
观察节点	只提交胜平负或概率判断	显式预测信号	预测积分、校准徽章
校验节点	复算公开种子和回合日志	公平性检查	审计贡献、异常报告

2.3 群体努力如何影响“共同射门”

每一回合不按“谁点得多谁赢”，而按双方有效质量的稳健均值结算。单个用户在一个回合最多贡献一次；历史信誉影响权重但做贝叶斯收缩，新用户不会被永久压低，老用户也不能无限放大。

$$Q_{\text{team}} = \sum_u w_u \cdot \text{clip}(q_u, q_{\text{low}}, q_{\text{high}}) / \sum_u w_u$$

Q_{team} 为集体射门或扑救质量；每用户限额、异常值截尾、权重有上限。

$$N_{\text{eff}} = (\sum_u w_u)^2 / \sum_u w_u^2$$

有效样本量用于展示群体结果的稳定性，防止少数高权重账户伪装成“多数”。

2.4 参与感不等于操纵预测

产品红线

用户可以共同改变“互动模拟”的事件结果，也可以形成独立的“群体预测”；但不能通过刷点击直接修改纯统计基线。所有融合必须可解释、可回测、可关闭。

2.5 全员独立采样、盲测与锁定机制

为了让群体实验具有解释力，参与者在截止前不能看到实时排行榜、他人概率或“当前最佳用户”。每名用户的 seed、双摆轨迹、点击窗口和提交值独立记录；比赛开始或预测截止后，个人结果、候选名单、子群成员和权重全部锁定。赛后只能评价，不能回写。

1. 服务端发布比赛实验编号、统计基线哈希、数据截止时间和候选发现规则。
2. 为每个账户/回合派生独立 seed；同一用户可获得可复算但不与他人相同的双摆轨迹。
3. 用户完成射门、扑救或显式概率提交；系统生成 user_prediction_hash。
4. 截止时发布 cohort_commit：候选个人、子群成员、权重、评价指标和下一验证窗口。
5. 真实赛果到达后统一解锁和评分；任何新增候选只能进入下一窗口。

$$\begin{aligned} \text{user_commit}_{\{u,m\}} &= \text{SHA256}(\text{user_id_hash} \parallel \text{match_id} \parallel \text{seed_commit} \parallel \text{clicks} \parallel \text{p}_{\{u,m\}} \parallel \text{cutoff}) \\ \text{cohort_commit}_t &= \text{SHA256}(\text{member_list} \parallel \text{weights} \parallel \text{rule_version} \parallel \text{validation_window}) \end{aligned}$$

式 2-1 个人提交与子群名单的赛前承诺

2.6 共同增益不等于“人人押中”，而是人人扩大可验证价值

“每个人的努力都将使大家获益”应落实为可审计的共同增益机制，而不是承诺每场都赚钱。共同增益包括更准确的社区概率、更快的错误发现、更丰富的赛事覆盖、可复用的实验数据、贡献积分、社区权限和公开研究成果；只有在存在真实、合规业务收入时，才讨论与贡献挂钩的收入分配。

$$\begin{aligned} C_u &= \alpha \cdot C_{\text{valid},u} + \beta \cdot C_{\text{novel},u} + \gamma \cdot \max(\Delta U_u, 0) + \delta \cdot C_{\text{audit},u} \\ \alpha + \beta + \gamma + \delta &= 1 \end{aligned}$$

式 2-2 参与者贡献由有效采样、多样性、边际模型增益和审计质量共同构成

$$R_u = R_{\text{pool}} \cdot [(1-\zeta)/N_{\text{valid}} + \zeta \cdot C_u / \sum_v C_v], \quad 0 \leq \zeta \leq 1$$

式 2-3 “基础参与份额 + 增量贡献份额”的共同增益分配模板

群体实验的共同受益飞轮

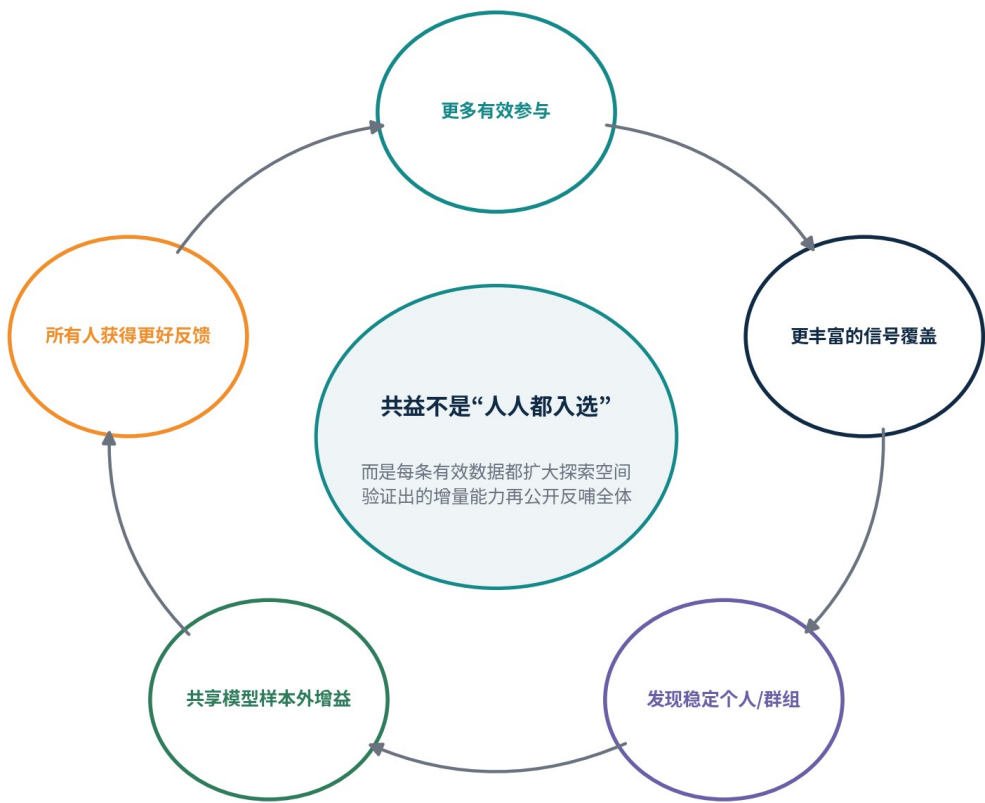


图5 群体实验的共同受益飞轮 注：共同受益首先指知识、模型质量与社区权益；不构成现金或博彩回报承诺。

合规边界	积分、荣誉、访问权限和研究成果可在 MVP 中使用；任何现金、可交易资产或与赛事输赢直接挂钩的奖励，都必须另行进行法律、未成年人保护、税务和反成瘾审查。
-------------	---

3. 系统总体架构

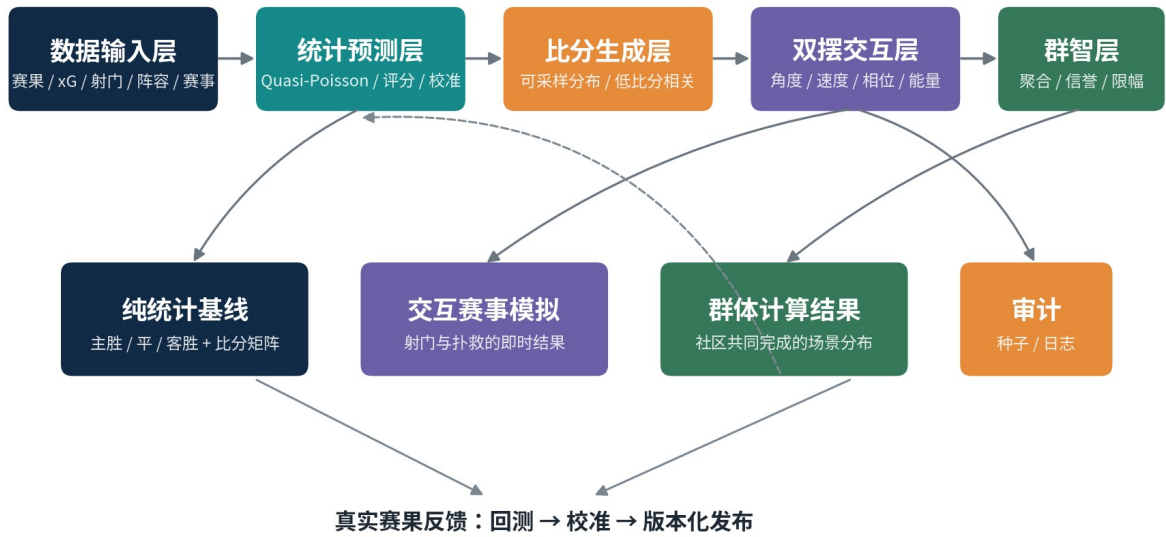


图 2 六层系统架构与反馈闭环

3.1 六层架构

层	核心组件	输入	输出
L0 数据输入	赛果、赛事、阵容、射门、射正、xG、赔率仅作参考	历史与赛前快照	标准化特征
L1 统计预测	攻防强度、主场、时间衰减、赛事权重、准泊松估计	标准化特征	λ_{home} 、 λ_{away} 、 ϕ
L2 比分生成	过度离散可采样分布、低比分相关、平局校准	λ 与 ϕ	比分矩阵、胜平负
L3 双摆交互	数值积分、状态同步、点击特征	种子、时间、参数	q_s 、 q_g 、状态摘要
L4 群智聚合	去重、信誉、稳健均值、有效样本量	用户操作与预测	群体信号 S
L5 评价治理	日志、回测、校准、版本、审计	真实赛果与全链路日志	模型报告与更新建议

3.2 关键数据边界

- 赛前模型只能使用在预测截止时间之前可获得的数据，防止信息泄漏。
- 常规 90 分钟、加时赛和点球大战分别建模；默认胜平负指 90 分钟含补时。
- 互动数据属于“用户生成信号”，不能伪装为真实足球事件数据。
- 所有模型输出必须带 `model_version`、`data_cutoff`、`competition_scope` 和 `calibration_version`。

4. 统计预测引擎

4.1 基础进球均值

足球比分模型通常以球队进攻强度、对手防守强度和主场优势构造进球均值。Maher 的经典工作建立了攻防参数化的泊松框架；Dixon-Coles 随后针对动态球队强度和低比分结果作了修正；双变量泊松研究进一步讨论主客队进球相关性。[1][2][3]

$$\log(\lambda_{\text{home}}) = \alpha + H + A_{\text{home}} - D_{\text{away}} + \beta^T X_{\text{home}}$$

$$\log(\lambda_{\text{away}}) = \alpha + A_{\text{away}} - D_{\text{home}} + \beta^T X_{\text{away}}$$

其中 α 为联赛/赛事基准， H 为主场效应， A 与 D 分别为球队进攻和防守强度， X 包含近期 xG、射门、射正、阵容、休息天数、赛制状态等特征。球队参数应做层级收缩，避免小样本球队被极端赛果放大。

4.2 Quasi-Poisson 修正：估计层而非抽样层

$$E(Y | X) = \mu, \quad \text{Var}(Y | X) = \phi \cdot \mu$$

准泊松允许离散参数 ϕ 不固定为 1，适合在均值结构正确但计数方差偏大的情况下估计回归系数和不确定性。[4][5] 但准泊松只规定均值—方差关系，并不提供一张可直接抽样的完整概率质量函数。因此，本系统将其定位为“均值与离散度估计层”，而不是最终比分生成器。

统计实现底线

不能写“从 Quasi-Poisson 分布抽一个比分”。正确做法是：先用准泊松估计 λ 和 ϕ ，再选择能够采样、且方差与估计结果匹配的计数分布生成比分。

4.3 可采样的过度离散比分分布

当 $\phi > 1$ 时，可使用负二项、Poisson-lognormal、广义泊松或双泊松等生成模型。MVP 可采用均值为 λ 的负二项分布，并令其离散参数在每场比赛附近匹配 $\text{Var}(Y) = \phi\lambda$ ；当 ϕ 接近 1 时退化为泊松。

$$Y \sim \text{NegBin}(\text{mean} = \lambda, \text{size} = k), \quad \text{Var}(Y) = \lambda + \lambda^2/k$$

$$\text{令 } k = \lambda / (\phi - 1), \text{ 则 } \text{Var}(Y) \approx \phi\lambda \quad (\phi > 1)$$

主客队比分联合概率可写为两个边缘分布的乘积，再乘以低比分相关修正 $\tau(i,j;p)$ ，并在比分网格上重新归一化。若后续数据量充足，可升级为动态双变量模型。

$$P(X=i, Y=j) \propto \tau(i,j;\rho) \cdot f_{OD}(i|\lambda_{home},\varphi_{home}) \cdot f_{OD}(j|\lambda_{away},\varphi_{away})$$

4.4 xG 预期进球融合

xG 将一次射门转化为“该射门成为进球的条件概率”，常见特征包括距离、角度、身体部位、进攻方式和防守压力。现代研究可进一步结合事件与追踪数据。[6] 本系统不只看实际进球，还使用 xG、xGA、射门、射正和机会质量，降低短期运气对球队强度的污染。

$$\lambda_{final} = \exp[(1-\rho_{xG})\cdot\log(\lambda_{goal}) + \rho_{xG}\cdot\log(\lambda_{xG})]$$

ρ_{xG} 不是固定常数，应通过时间切分的样本外验证学习。数据稀疏时采用更强收缩；不同数据供应商的 xG 口径必须版本化，不可直接混加。守门员层可在后续引入 xGOT（射正后预期进球）或类似后射门质量指标。

4.5 赛事权重与时间衰减

$$w_{match} = w_{competition} \cdot w_{recency} \cdot w_{data_quality} \cdot w_{lineup}$$

$$w_{recency} = \exp[-\ln(2) \cdot \Delta days / half_life]$$

世预赛、洲际大赛、联赛和友谊赛可以采用不同初始权重，但权重代表“对未来正式比赛的可迁移信息量”，不等同于赛事名气。友谊赛因轮换、实验阵容和动机差异通常需要降权；正式比赛可提高权重。所有权重必须通过留出赛季验证，而不是永久手工写死。

赛事类别	初始建议权重	说明
世界杯/洲际杯正赛、世预赛关键轮次	0.95–1.10	高强度，但国家队样本少，仍需收缩
成熟职业联赛	1.00	数据稳定、样本密集，可作为基准
国内杯赛	0.75–1.00	轮换与淘汰策略差异较大
友谊赛/热身赛	0.35–0.65	动机和阵容不稳定，默认降权

4.6 淘汰赛 90 分钟 λ 调整

$$\tilde{\lambda}_{home} = \kappa_{stage} \cdot \lambda_{home}, \quad \tilde{\lambda}_{away} = \kappa_{stage} \cdot \lambda_{away}$$

淘汰赛节奏放缓只能作为待验证假设，不能视为所有赛事的普遍真理。 κ_{stage} 应按赛事、轮次、首回合/次回合、总比分状态和强弱关系学习。尤其在两回合次回合中，领先方与落后方的策略可能方向相反，因此后续应改为非对称 κ_{home} 、 κ_{away} 。加时和点球不计入常规 90 分钟模型。

4.7 平局补偿

产品可以保留“手动平局补偿”作为早期工程开关，但补偿量必须来自验证集的系统性残差，并且要限幅、可回滚。优先使用低比分相关模型和概率校准解决平局偏差；只有仍存在稳定欠估时，才添加小幅 δ_{draw} 。

$$P_D' = P_D + \delta_{\text{draw}}$$

$$P_H' = P_H - \delta_{\text{draw}} \cdot P_H / (P_H + P_A), \quad P_A' = P_A - \delta_{\text{draw}} \cdot P_A / (P_H + P_A)$$

建议 MVP 将 $|\delta_{\text{draw}}|$ 限制在 0-3 个百分点，并按联赛/赛事分别校准。若补偿在新赛季持续失效，应自动回退为 0。

4.8 概率输出

$$P(\text{Home}) = \sum_{i>j} P(i,j), \quad P(\text{Draw}) = \sum_{i=j} P(i,j), \quad P(\text{Away}) = \sum_{i<j} P(i,j)$$

- 输出至少覆盖 0-8 球网格，尾部概率单独汇总，避免截断后不归一。
- 同时展示最可能比分、总进球分布、双方进球概率和预测不确定性。
- 面向用户的百分比可四舍五入，但内部保存完整精度。

5. 双摆交互与射门/扑救概率

5.1 双摆的职责

双摆由角度 θ_1 、 θ_2 和角速度 ω_1 、 ω_2 描述，数值积分得到随时间变化的状态 $z(t)$ 。其混沌性质体现为对初值敏感，而不是“真正无规则”。[7] 在本项目中，它承担三项职责：提供可视化节奏；把用户时机映射为操作质量；参与可复算的回合状态。

不能混淆的概念

混沌 $\neq$ 密码学随机。只使用客户端双摆状态决定输赢，可能被预测、篡改或重放。最终进球/扑救抽样必须由服务端安全随机机制完成。

5.2 状态同步与数值积分

$$z(t) = [\theta_1(t), \theta_2(t), \omega_1(t), \omega_2(t)], \quad \dot{z} = F(z; m_1, m_2, l_1, l_2, g, c)$$

推荐服务端保存回合初始条件和固定步长积分规则，客户端只做平滑渲染。回合种子决定初始角度、速度、目标区和参数微扰；所有参与者在逻辑上面对同一轨迹。客户端帧率可以不同，但结算统一使用服务端时间轴。

5.3 点击特征

特征	示例定义	直觉
目标对准度 A	$\exp(-\text{wrap}(\theta_2 - \theta_{\text{target}})^2 / 2\sigma_{\theta^2})$	摆端方向越接近目标区越好
速度甜点 V	$\exp(-(\omega_2 - \omega^*)^2 / 2\sigma_{\omega^2})$	不是越快越好，而是命中最佳速度窗口
相位协调 C	$(1 + \cos(\theta_1 - \theta_2 - \psi^*)) / 2$	两节摆臂在合适相位形成发力或封堵
能量窗口 E	$\text{clip}((\text{Energy} - E_{\min}) / (E_{\max} - E_{\min}), 0, 1)$	控制高能量动作的风险与收益
时机偏差 T	$\exp(-\Delta t^2 / 2\sigma_t^2)$	适配守门扑救窗口和网络延迟补偿

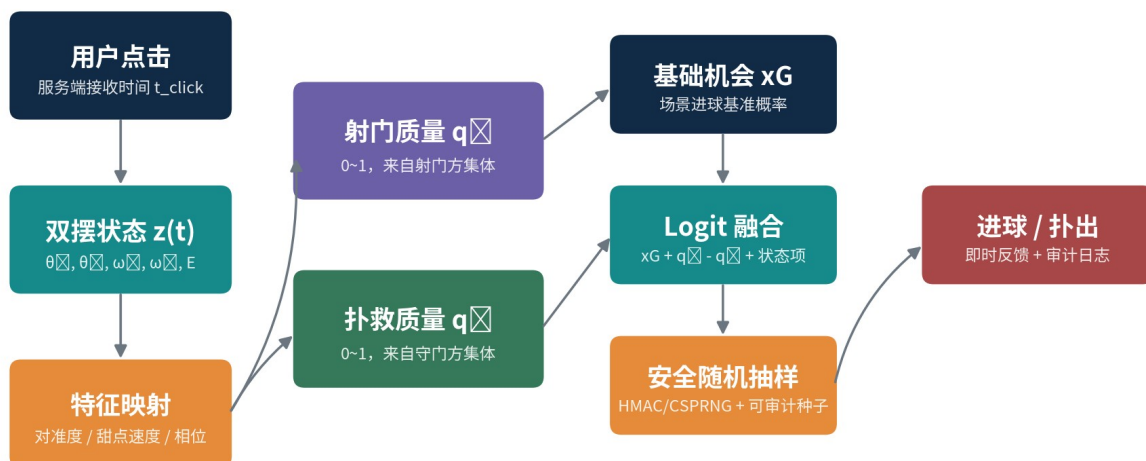
5.4 射门和扑救质量

$$q_{\text{shot}} = w_A \cdot A + w_V \cdot V + w_C \cdot C + w_E \cdot E, \quad \sum w = 1$$

$$q_{\text{save}} = v_A \cdot A_g + v_V \cdot V_g + v_C \cdot C_g + v_T \cdot T, \quad \sum v = 1$$

权重不应通过“感觉”长期固定。上线前用模拟数据确保 q 在 0~1 内分布合理；上线后只能根据公平性、可玩性和行为数据调节，且不能使用真实赛果倒推到用户点击，以免把游戏参数与预测模型混为一谈。

5.5 从基础 xG 到单次事件概率



双摆改变概率，密码学随机数决定最终事件；两者职责分离。

图3 单次射门/扑救事件的概率链路

$$p_{\text{goal}} = \text{sigmoid}[\text{logit}(xG_{\text{event}}) + \beta_s(2Q_{\text{shot}}-1) - \beta_g(2Q_{\text{save}}-1) + \beta_m \cdot M + b]$$

xG_{event} 是机会本身的基准进球率； Q_{shot} 与 Q_{save} 是双方群体质量； M 是可选的场景状态项，例如比分、分钟、红牌或体能，但必须与赛前预测模型区分。 β_s 、 β_g 控制操作的影响强度，建议先让用户技术产生“明显但不压倒 xG ”的作用。

5.6 最终随机与可验证性

$$u = \text{HMAC_SHA256}(\text{round_seed}, \text{click_window} \parallel \text{quantized_state} \parallel \text{event_id}) / 2^{256}$$

$$\text{Goal} = 1[u < p_{\text{goal}}]$$

可选采用 commit-reveal：回合开始前发布 $\text{commitment} = \text{SHA256}(\text{round_seed})$ ，回合结束后公开 seed 。任何校验节点都能复算轨迹、状态摘要、 u 和事件结果。这样双摆状态真正参与事件签名，同时最终不可预测性来自安全随机种子。

5.7 网络延迟与公平

- 以服务端接收时间为主，结合已测往返延迟做有限补偿，不信任客户端自报时间。
- 将点击结算按小时间窗分桶，避免毫秒级设备差异决定胜负。
- 提供低帧率和无动画辅助模式，保证不同设备也能读取目标窗口。
- 记录设备性能、网络抖动和异常重试，但不收集与功能无关的敏感信息。

6. 群体混沌逼近实验与预测修正

6.1 用户操作究竟提供什么信息

“点击得好”首先说明用户掌握了双摆时机，并不自动证明其更懂足球。本版新增一个可证伪假设：某些人的双摆状态选择、操作节奏或显式判断，可能在长期未来样本中与比赛的统计残差更一致。系统会把交互技能、显式足球判断和随机幸运拆开评估，只有锁定后仍持续降低 Log Loss/RPS 的个体或子群，才可进入“混沌逼近者/匹配群”名单。

6.2 用户信誉权重

$$w_{\text{user}} = w_{\text{cap}} \cdot \text{shrink}(n) \cdot \exp(-\gamma \cdot \text{loss_history}) \cdot \text{anti_abuse}$$

loss_history 可用 Brier Score、Log Loss 或 Ranked Probability Score 计算；shrink(n) 让小样本用户向全体均值收缩；w_cap 限制单用户最大影响；anti_abuse 对设备集群、脚本行为和关联账户降权。概率预测应用严格适当评分规则，可鼓励用户报告真实信念而不是追逐热门选项。[10]

6.3 稳健聚合

- 每账户、每设备、每回合限次；同一关联集群不因多账户获得线性权重。
- 对 q 和概率做 winsorize/截尾，采用加权中位数或 Huber 均值作为对照。
- 展示 N_eff、阵营集中度、地域/时间分布和新老用户比例，避免把同质人群误当“群体智慧”。
- 在比赛开赛前隐藏其他用户的实时概率分布，减少从众锁定；截止后再公开。

6.4 有界融合

$$\log(P_{k^*}/P_{\text{ref}^*}) = \log(P_{k^0}/P_{\text{ref}^0}) + \eta \cdot S_k, \quad k \in \{\text{主, 平, 客}\}$$

P^0 是纯统计基线， S_k 是群体对各结果的标准化信号， η 是融合强度。MVP 中 η 默认很小或为 0；只有当滚动样本外回测证明群体信号稳定降低 Log Loss/RPS 时才提高。还应设置单场最大概率位移，例如不超过 3~5 个百分点。

防止“人多即真理”

群体系统只有在意见相对独立、参与者具有信息差异、聚合方法稳健时才可能产生增益。展示人数不能替代展示有效样本量和历史校准。

6.5 三种群体模式

模式	描述	是否影响统计基线	建议用途
协作射门模式	双方用户共同生成一次场景事件	否	游戏化参与、社区活动

模式	描述	是否影响统计基线	建议用途
群体预测模式	用户提交胜平负或概率，按信誉聚合	否	独立展示群体判断
融合实验模式	群体信号小幅更新基线	不改写基线；另列结果	研究、A/B、需要审计开关

6.6 从“群体平均”升级为“候选发现”

系统不只计算所有人的平均值，还维护三类长期对象：个人技能后验、候选子群和全体群体基准。评价必须使用严格适当评分规则；以统计基线为参照，正的逐场增益表示该用户或子群在该场提供了额外信息。

$$d_{\{u,m\}} = \ell(p_{\{u,m\}}^0, y_m) - \ell(p_{\{u,m\}}, y_m)$$

$$d_u = (1/n_u) \sum_m d_{\{u,m\}}, d > 0 \text{ 表示优于统计基线}$$

式 6-7 个人相对基线的逐场概率评分增益

$$\hat{\mu}_u = [n_u / (n_u + \kappa)] \cdot d_u$$

$$LCB_u = \hat{\mu}_u - z_{\{1-\alpha\}} \cdot \sqrt{(\hat{\sigma}_u^2 / n_u + \tau_0^2 / (n_u + \kappa))}$$

式 6-8 小样本收缩与保守技能下界

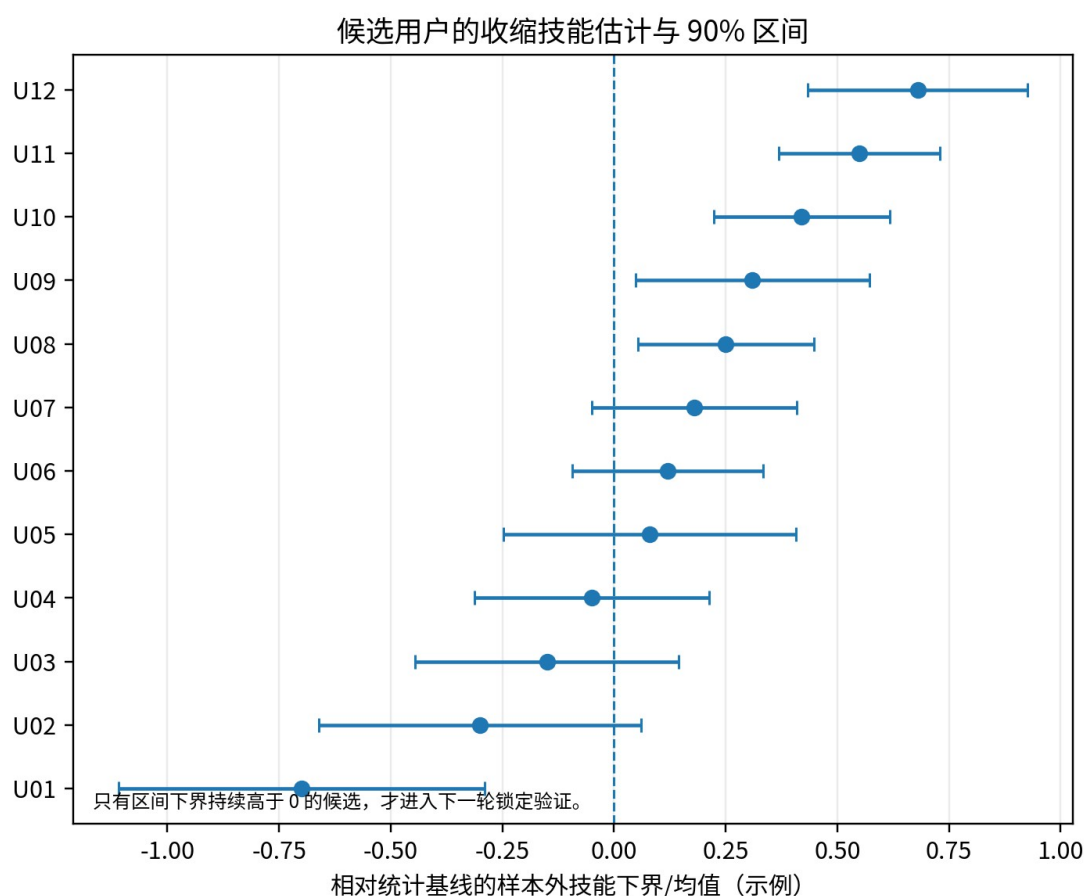


图 6 候选用户的收缩技能估计与不确定性区间 注：只有锁定后区间下界持续高于门槛的候选，才进入确认阶段。

命名规则

“候选者”来自历史数据；“确认者”只能来自随后锁定的未来比赛。称号按滚动窗口更新，可降级、暂停或失效。

6.7 两类“逼近比赛混沌”的目标

比赛的“混沌随机”不能被直接观测为一个真值，因此系统把它拆成两个可评价目标：第一层是最终 90 分钟概率与比分；第二层是相对统计基线的事件惊讶轨迹，例如分时段 xG、射门、红牌或进球强度残差。个人可以在结果层有效，也可以只在某类比赛或某种事件节奏上有效。

$$e_m(t) = \text{standardize}[Y_m(t) - E[Y_m(t)|M_{\text{stat}}, \text{data_cutoff}]]$$

$$c_{\{u,m\}}(t) = \sum_r q_{\{u,m,r\}} \cdot \text{role}_{\{u,m,r\}} \cdot K_h(t - \text{vtime}_{\{u,m,r\}})$$

式 6-9 真实比赛事件残差与用户双摆采样信号

$$A_{\{u,m\}} = \max_{|\tau| \leq \tau_{\text{max}}} \text{corr}_w[c_{\{u,m\}}(t), e_m(t+\tau)]$$

$$S^{\{\text{path}\}}_u = \text{shrink}\{\text{mean}_m(A_{\{u,m\}}) - E_{\text{perm}}[A]\}$$

式 6-10 时序对齐分数及其随机重排基准

“逼近比赛混沌”的可检验定义：残差对齐，而非单场猜中

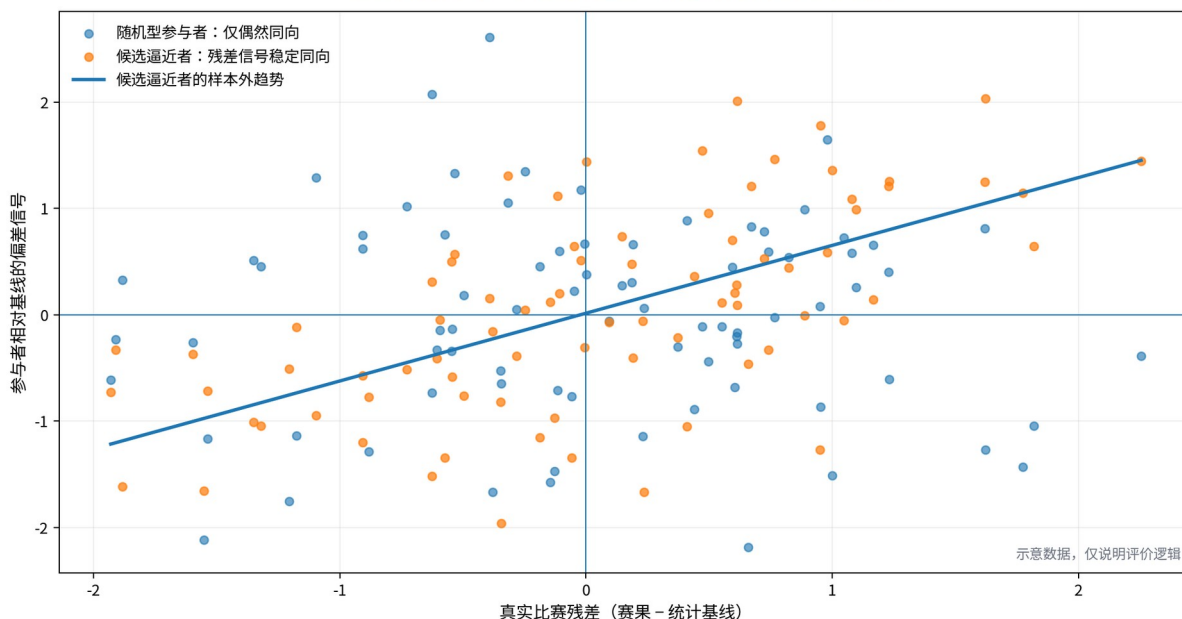


图 7 “逼近比赛混沌”的可检验定义：残差对齐，而非单场猜中 注：图示为方法演示；不能据此宣称存在物理或超自然共振。

6.8 子群发现：优先寻找互补误差，而不是简单选前 N 名

$$p_{\{G,m,k\}} \propto \exp\{\sum_{u \in G} a_u \cdot \log(p_{\{u,m,k\}} + \epsilon)\}, a_u \geq 0, \sum_{u \in G} a_u = 1$$

式 6-11 锁定子群的加权对数意见池

$$\text{Div}(G) = 1 - [2 / (|G|(|G| - 1))] \cdot \sum_{\{u < v\}} \text{corr}(\text{error}_u, \text{error}_v)$$

式 6-12 子群误差独立性/多样性

$$U(G) = \Delta \text{Score_CV}(G) + \lambda_D \cdot \text{Div}(G) - \lambda_K \cdot |G| - \lambda_C \cdot \text{Turnover}(G)$$

$$G^* = \text{argmax}_{\{G \subset U, |G| \leq K_{\text{max}}\}} U(G)$$

式 6-13 准确性、多样性、规模与换手率共同决定最优逼近群

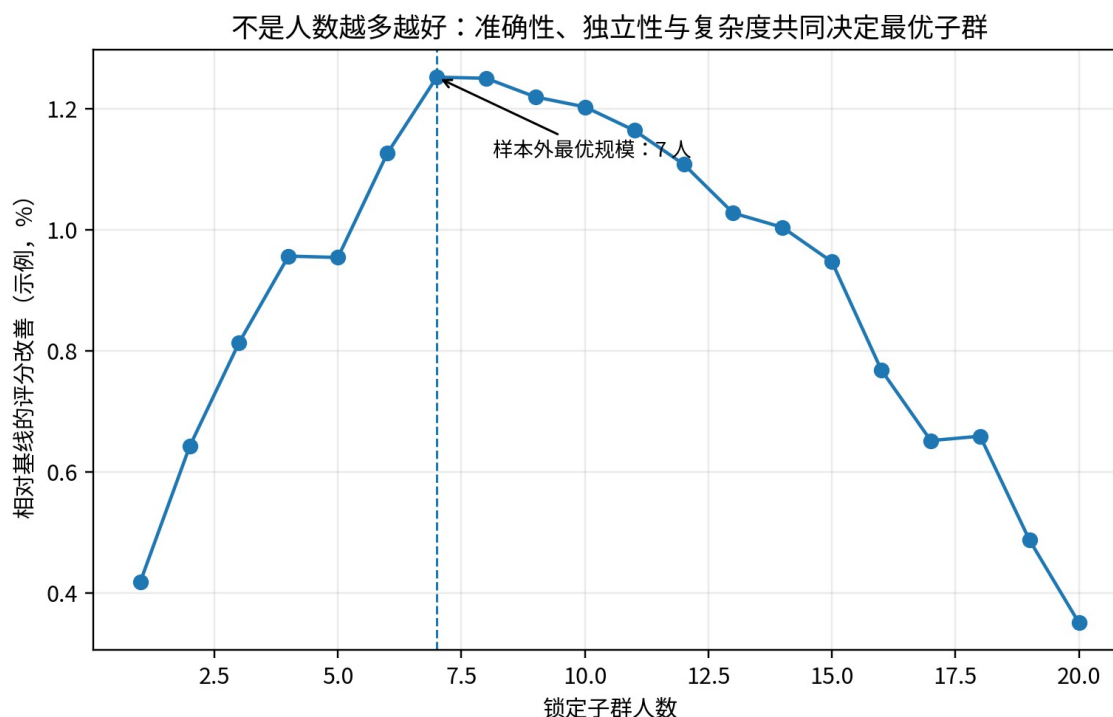


图8 子群规模的样本外性能前沿 注：不是参与者越多越好；全体样本用于搜索，最终锁定子群可以很小。

6.9 在线专家权重与非平稳比赛环境

球队、联赛、赛制和用户状态都会变化。系统可采用“专家建议”式在线更新，让近期持续有效的候选获得更高但有上限的权重，同时保留探索份额，避免过早只依赖一个人。在线预测理论的目标是使组合长期接近表现最好的专家，而不是事先假设谁永远最好。[16]

$$w_{\{u,t+1\}} \propto [(1-\epsilon_{\text{explore}})w_{\{u,t\}} + \epsilon_{\text{explore}}/|U_t|] \cdot \exp(\eta_t \cdot d_{\{u,t\}})$$

$$w_{\{u,t+1\}} \leq w_{\text{cap}}, \sum_u w_{\{u,t+1\}} = 1$$

式 6-14 带探索份额和单用户上限的在线专家权重

$$\text{Regret}_T = \sum_{t=1}^T \ell(p_{\{\text{mix},t\}}, y_t) - \min_u \sum_{t=1}^T \ell(p_{\{u,t\}}, y_t)$$

式 6-15 组合相对事后最佳专家的累计遗憾

6.10 进入、确认、轮换与退出

状态	进入条件	可用范围	退出/降级条件
探索池	通过身份、设备和数据完整性检查	仅用于候选发现与噪声估计	作弊、关联账户、数据撤回
候选个人	候选期收缩技能为正且样本量达标	公开候选榜；不进入主融合	未来窗口未复现或校准恶化
确认个人	连续未来窗口的 LCB 超过门槛	可进入有界个人研究值	性能衰减、稳定性不足、长期缺席
候选子群	滚动交叉验证效用为正、误差互补	进入下一验证批次名单	成员高度相关或换手过大
确认子群	锁定后未来评分、校准与公平性均通过	可进入有界群体融合	任何核心门槛失败即回退

7. 端到端算法流程

7.1 赛前预测流程

1. 冻结数据快照：记录截止时间、阵容状态、赛事口径和数据供应商版本。
2. 构造训练权重：赛事权重 $\times$ 时间衰减 $\times$ 数据质量 $\times$ 阵容可比性。
3. 拟合攻防强度与协变量，使用准泊松估计 λ 和 ϕ ，并输出不确定性。
4. 融合目标球队近期 xG/xGA、射门和射正信息，得到 λ_{final} 。
5. 应用淘汰赛/两回合状态因子，严格限定为 90 分钟。
6. 用可采样的过度离散分布构建比分矩阵，叠加低比分相关。
7. 聚合胜平负，进行平局残差修正和概率校准。
8. 发布纯统计基线并锁定版本。

7.2 互动回合流程

1. 服务端生成 round_seed 并发布承诺值。
2. 按固定积分规则生成双摆轨迹，客户端渲染。
3. 用户选择射门/扑救阵营并点击；服务端记录 t_click。
4. 计算 z(t_click) 与 A、V、C、E、T 特征，形成 q_user。
5. 对同一窗口的用户做去重、信誉加权和稳健聚合，得到 Q_shot、Q_save。
6. 使用基础 xG 与 logit 融合计算 p_goal。
7. 通过 HMAC/CSPRNG 生成 u，得到进球或扑出。
8. 公开 seed 与回合摘要，写入不可变审计日志。

7.3 伪代码

```
# 赛前
lambda_h, phi_h = fit_quasi_poisson(home_features, weights)
lambda_a, phi_a = fit_quasi_poisson(away_features, weights)
lambda_h = blend_with_xg(lambda_h, xg_home)
lambda_a = blend_with_xg(lambda_a, xg_away)
lambda_h, lambda_a = apply_stage_factor(lambda_h, lambda_a, match_state)
score_grid = overdispersed_score_grid(lambda_h, phi_h, lambda_a, phi_a)
score_grid = low_score_correlation(score_grid)
P0 = calibrated_lx2(score_grid)

# 互动回合
state = integrate_double_pendulum(round_seed, server_click_time)
q_user = map_state_to_quality(state, role, target)
Q_shot = robust_aggregate(valid_shooters)
Q_save = robust_aggregate(valid_keepers)
p_goal = sigmoid(logit(event_xg) + beta_s*(2*Q_shot-1)
                  - beta_g*(2*Q_save-1) + context)
u = secure_uniform(round_seed, state_digest, event_id)
result = "GOAL" if u < p_goal else "SAVE"

# 群体预测
S = aggregate_explicit_forecasts(users, reputation, anti_abuse)
P_crowd = crowd_only_distribution(S)
```

```
P_blend = bounded_update(P0, S, eta) # 可关闭
```

8. 数据与工程实现

8.1 最小数据表

数据表	关键字段	用途
matches	match_id, competition, kickoff, stage, home, away, result_90	比赛主表与赛制口径
team_snapshots	team_id, date, attack, defense, xGF, xGA, lineup	赛前球队状态快照
shots	match_id, minute, team, xG, on_target, xGOT, context	xG/射门特征与复盘
model_outputs	version, cutoff, λ , ϕ , score_grid, P_1X2	模型可追溯输出
pendulum_rounds	round_id, seed_commit, seed, params, start_time	轨迹与审计
user_actions	user_hash, role, server_time, state_digest, q, device_risk	交互行为
crowd_aggregates	round_id, Q_shot, Q_save, N_eff, concentration	群体结算
forecast_scores	user_hash, forecast, outcome, brier, logloss	用户信誉与回测

8.2 服务拆分

服务	职责	一致性要求
Prediction Service	训练/加载模型，生成 λ 、 ϕ 、比分矩阵与概率	同一 model_version 可重复计算
Interaction Service	双摆积分、点击时间、q 映射	服务端权威时间与参数
Aggregation Service	用户去重、信誉、稳健聚合	幂等、可回放
Randomness/Audit Service	种子、承诺、HMAC、日志	不可预测、可验证
Data Pipeline	采集、校验、标准化、特征仓库	数据血缘与截止时间
Evaluation Service	赛后评分、回测、漂移、报告	时间切分、不可使用未来数据

8.3 API 关键返回字段

- GET /matches/{id}/prediction: P0、 λ 、 ϕ 、最可能比分、data_cutoff、model_version、口径说明。
- POST /rounds/{id}/action: role、client_nonce；服务端返回 action_id、server_time、state_digest、q。
- GET /rounds/{id}/result: Q_shot、Q_save、N_eff、p_goal、u_digest、result、audit_status。
- GET /matches/{id}/crowd: P_crowd、P_blend、 η 、参与结构、分歧与风险标签。

8.4 模型版本化

每次模型发布都需要固定训练数据区间、特征定义、权重表、超参数、随机种子、校准器和评估报告。前端不得只显示“AI 预测”，而应显示可读版本号和更新时间。历史页面必须保留当时的预测，不能用新模型覆盖旧结果。

9. 回测、校准与评价体系

9.1 时间切分

足球数据存在强时间依赖，随机打乱训练/测试会高估效果。应采用滚动或扩展窗口：只用过去训练，预测未来；以赛季、赛事和国家/联赛分别报告。阵容或 xG 数据缺失时要单独分层，不能只汇总平均分。

9.2 核心指标

对象	指标	回答的问题
胜平负概率	Log Loss、Brier Score、RPS	概率是否准确、是否敢于区分强弱
概率校准	Reliability curve、ECE、分箱残差	报 30% 的事件是否约有 30% 发生
比分分布	对数似然、CRPS/离散评分、Top-k 命中	整张比分矩阵是否合理
进球均值	MAE、Poisson deviance、残差离散 ϕ	λ 和方差是否匹配
群体增益	P_crowd/P_blend 相对 P0 的样本外差值	群体是否真的改善而非制造噪声
互动公平	不同设备/延迟分层的 q 与胜率	是否存在设备或网络优势

9.3 必做对照实验

- Poisson vs Quasi-Poisson 估计 + 可采样过度离散分布。
- 不使用 xG vs 使用 xG；只用近期 xG vs 长短期混合。
- 无平局补偿 vs Dixon-Coles/低比分相关 vs 小幅残差补偿。
- 无赛事权重 vs 手工权重 vs 学习权重。
- P0 vs P_crowd vs P_blend；必须在完全未参与调参的未来样本上比较。

9.4 通过门槛

发布原则

任何“更复杂”的模块只有在样本外评分、校准、稳定性或用户公平性至少一项明确提升，且没有显著伤害其他关键指标时，才能进入默认版本。复杂不是价值，稳定增益才是。

9.5 群体混沌逼近实验的预注册与滚动样本外设计

在候选人数很多时，总会有人仅凭运气成为历史第一名。为避免“多重尝试后的幸运者”，每次实验必须在未来比赛到来之前锁定：候选发现窗口、候选名单、子群成员、权重、评价指标、最低样本量、允许的赛事范围和停止规则。预序列/逐次预测原则强调，预测方法应由其对未来数据的表现来评价。[15]

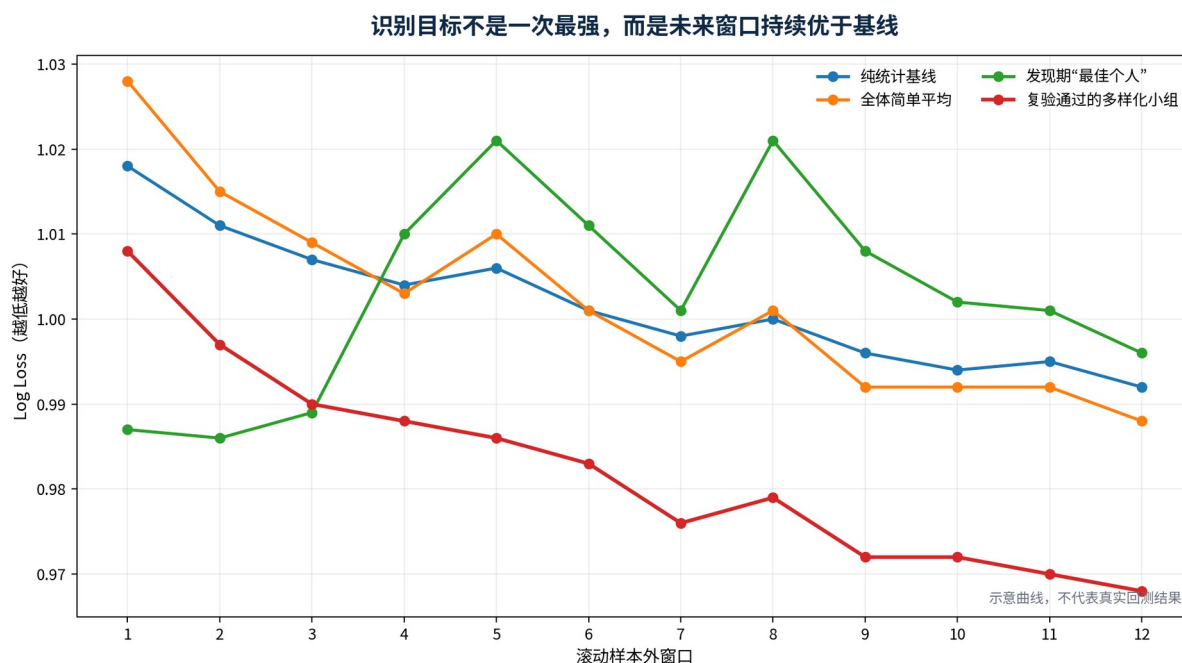


图9 识别目标不是一次冠军，而是未来窗口持续优于基线 注：历史最佳个人可能反复回归均值；锁定子群只有持续改善才保留。

```
Train_t=[1,...,T_t], Lock_t=(members_t,weights_t,rules_t)
Test_t=[T_t+1,...,T_t+H]; Test_t 结束前禁止修改 Lock_t
```

式 9-5 候选发现、赛前锁定与未来验证窗口

$$p_{\text{perm}} = [1 + \sum_{b=1}^B 1(\Delta_b^* \geq \Delta_{\text{obs}})] / (B+1)$$

$$q_i = \text{BH_FDR}(p_1, \dots, p_M)_i$$

式 9-6 置换检验与多候选错误发现率控制

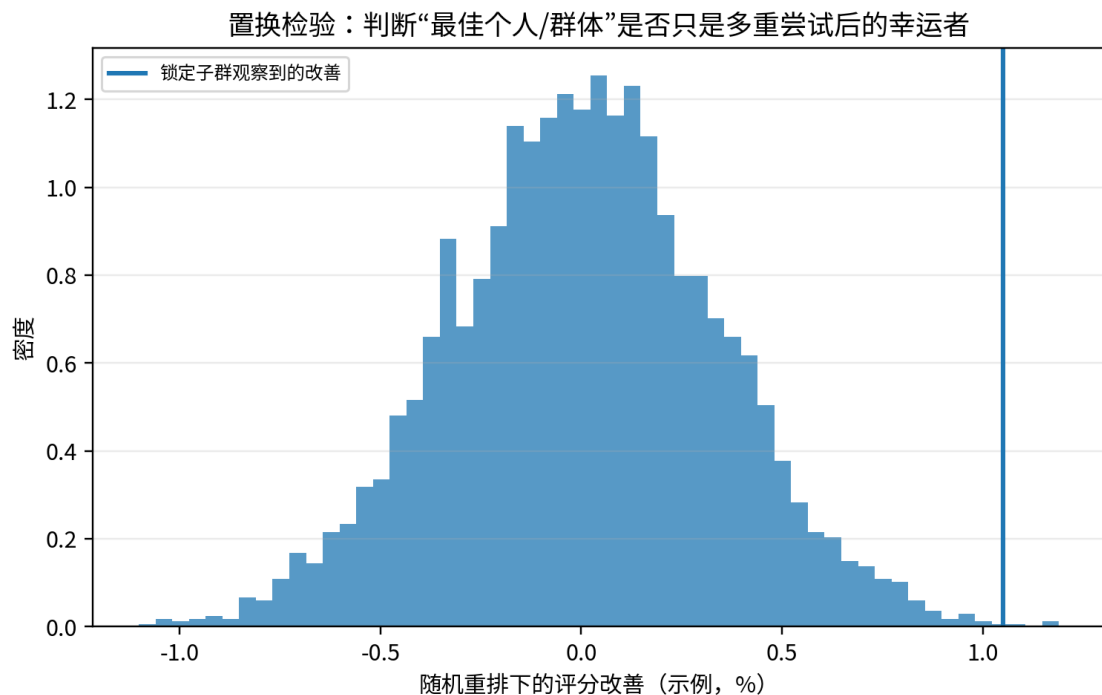
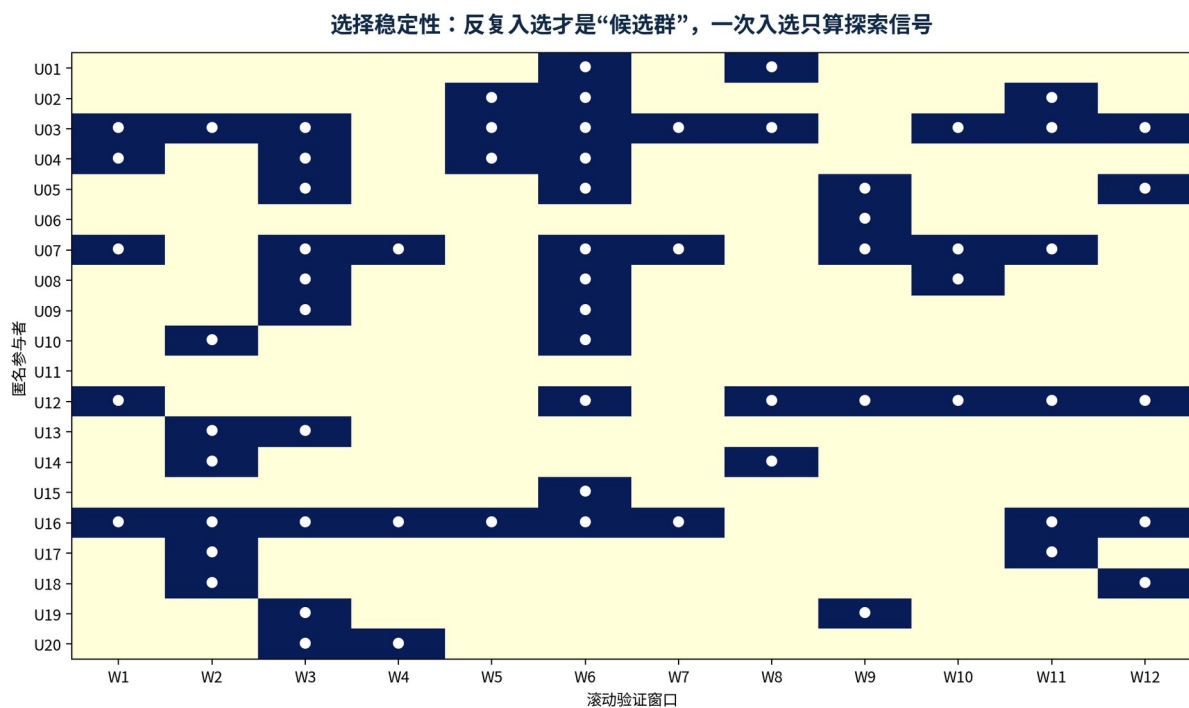


图 10 置换检验：识别结果是否只是大量尝试后的幸运极值 注：示例参数不代表真实显著性。

9.6 识别稳定性与“确认”门槛



示意数据；生产中还需置信下界、FDR、多赛事稳定性和反作弊约束

图 11 反复入选才是候选，一次入选只算探索信号 注：名单频繁变化说明系统尚未找到稳定逼近者。

$$\text{Stability}_u = (1/W) \cdot \sum_{w=1}^W 1[u \in G_w^*]$$

$$\text{Turnover}_w = 1 - |G_w^* \cap G_{w-1}^*| / |G_w^* \cup G_{w-1}^*|$$

式 9-7 候选入选稳定率与子群换手率

检验维度	候选阶段建议	确认阶段建议	失败后的处理
样本量	至少覆盖多个赛事类别与主客场	达到预注册的未來比赛数	继续探索，不发布能力结论
概率评分	收缩均值相对基线为正	未來 Log Loss/RPS 的保守下界通过	降级或移出融合
校准	不过度自信	截距/斜率与 ECE 不恶化	重新校准或暂停
稳定性	多个候选窗口反复出现	连续未來窗口复现	称号失效并重新搜索
独立性	与其他候选误差不过度相关	子群多样性保持	拆分或替换成员
公平/安全	设备与延迟分层无明显优势	反作弊与审计全部通过	作废相关样本
允许“没有赢家”		若在预注册窗口内没有个人或子群稳定优于统计基线，系统应明确发布“本阶段未发现可重复混沌逼近者”，而不是降低门槛制造冠军。	

9.7 共同增益账本：探索贡献与预测增益分开记录

全体参与者共同完成的是“搜索与验证”，最终进入预测的可能只是少数个人或小群。为避免只奖励赢家导致从众和信息单一，账本应把基础参与、独特性、边际预测增益、数据审计和少数派正确性分开计分。研究表明，维持多样性以及奖励准确的少数意见，有助于集体预测；数据价值研究也提供了按边际贡献估值的思路。[13][14]

$$\Delta U_u(S) = U(S \cup \{u\}) - U(S)$$
$$\phi_u \approx (1/B) \cdot \sum_{b=1}^B [U(S_b \cup \{u\}) - U(S_b)]$$

式 9-8 参与者对模型效用的边际贡献与 Monte Carlo Shapley 近似

$$Credit_u = c_0 \cdot Valid_u + c_1 \cdot Novelty_u + c_2 \cdot \max(\phi_u, 0) + c_3 \cdot MinorityCorrect_u + c_4 \cdot Audit_u$$

式 9-9 共同增益积分的多维构成

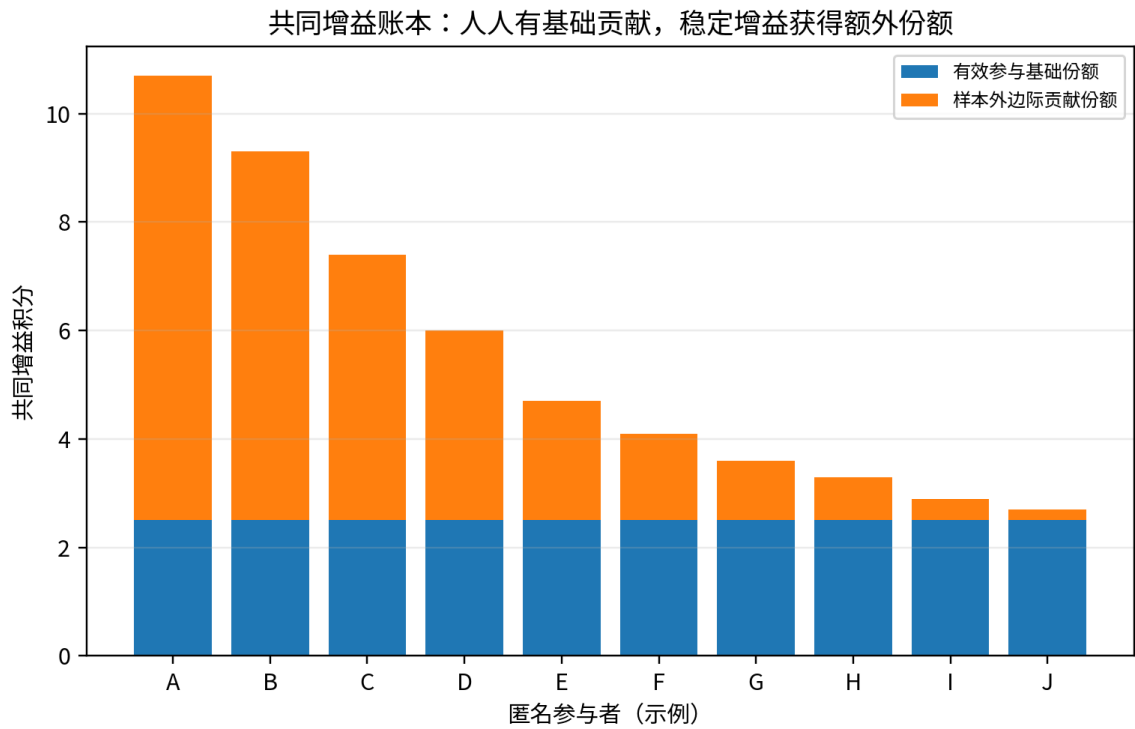


图 12 共同增益账本：人人有基础贡献，稳定增益获得额外份额 注：负边际贡献不倒扣既得基础积分，但可降低后续预测权重。

10. 公平、安全与反作弊

10.1 威胁模型

风险	可能后果	防护
客户端预测双摆轨迹	脚本精准点击、破坏公平	服务端权威状态、目标微扰、限次、行为检测
客户端伪造时间	提前/延后点击	只信服务端接收时间，延迟补偿有上限
多账户刷阵营	群体结果被操纵	设备/网络图谱、账户收缩、N_eff、集群降权
重放请求	重复贡献同一点击	nonce、action_id 幂等、签名与过期窗口
服务端暗改随机	失去用户信任	commit-reveal、公开复算工具、审计日志
数据投毒/错误赛果	模型偏移	多源校验、数据血缘、异常审批
模型泄漏未来信息	回测虚高	严格 data_cutoff 和时间切分

10.2 随机公平协议

1. 回合开始：生成 seed，发布 hash(seed)；客户端只知道承诺。
2. 回合进行：服务端基于 seed 和统一参数积分双摆，记录点击窗口。
3. 回合结算：用 HMAC 派生 u，计算事件结果。
4. 回合结束：公开 seed、参数版本、聚合摘要和结果哈希。

5. 第三方复算：用户或校验节点可验证承诺、轨迹、 p_goal 与 u 。

10.3 信誉系统防垄断

信誉只奖励可验证的长期概率质量，不奖励充值、邀请数量或单次连胜。权重必须设上限并随时间衰减；对小样本使用收缩；公开个人评分的含义和误差范围。社区排行榜可展示娱乐分，但模型权重和娱乐分应拆开。

11. 合规、伦理与产品治理

11.1 非赌博定位

- 不承诺准确率、收益或“稳赚”；不把互动积分直接兑换现金或可交易资产。
- 不针对未成年人强化博彩式刺激，不使用亏损追赶、限时翻本等机制。
- 预测结果配套不确定性、数据截止时间和历史表现，不以“内幕”措辞营销。
- 如未来接入商业竞猜、奖品或支付，必须进行所在地区专项法律审查。
- “共同获益”默认指模型质量、知识、积分、社区权限和公开研究成果；如未来存在可分配的商业收入，应与赛事输赢脱钩，并采用透明贡献账本、用户协议、税务处理和地区合规审查，不得宣传固定回报或稳赚。

11.2 数据与隐私

采用最小化原则：预测所需足球数据与用户交互数据分库；用户标识在分析层哈希化；设备风控特征只保留完成反作弊所需的最短期限；提供数据导出、删除和退出个性化权重的入口。

11.3 透明度

- 公开模型卡：训练范围、主要特征、适用赛事、已知局限和回测方法。
- 公开随机协议和复算说明，不公开可被即时利用的反作弊阈值。
- 概率调整要有变更日志；平局补偿、赛事权重和淘汰赛 κ 均可追踪。
- 发生重大模型错误时保留历史版本并发布更正，不静默改写旧预测。

12. MVP 边界与迭代路线

12.1 MVP 必须做

模块	MVP 范围	暂不做
统计模型	球队攻防 + 主场 + 时间衰减 + xG + ϕ + 比分矩阵	复杂深度学习、追踪数据全量建模
赛制	常规联赛与单场淘汰 90 分钟	完整加时/点球策略模型
互动	单回合射门/扑救、统一双摆轨迹、服务端结算	实时 PVP 低延迟对战
群体	限次、信誉收缩、稳健聚合、独立群体概率	默认将群体信号写入官方基线
审计	种子承诺与回合复算	链上存证等高成本方案
评价	滚动回测、Log Loss/RPS/校准、设备公平性	自动化大规模在线学习

12.2 迭代阶段

阶段	目标	退出条件
P0 统计原型	完成可重复的 90 分钟基线和历史回测	比分概率归一、无未来泄漏、校准报告可复现
P1 交互原型	双摆同步、q 映射、射门/扑救事件	不同设备分层无明显不公平，回合可复算
P2 群体协作	上线双方集体操作与独立群体预测	N_eff、反作弊和信誉收缩稳定
P3 融合实验	只对小流量开放有界 P_blend	未来样本稳定优于 P0，且通过治理评审
P4 开放共建	公开模型卡、参数提案和复算工具	社区贡献可审核、版本变更可追踪

12.3 初始参数建议（仅作测试）

参数	建议范围	说明
δ_{draw} 最大绝对值	0-0.03	按赛事验证；默认先用低比分相关
κ_{stage}	0.88-1.02	按轮次和总比分状态学习，不硬编码“必降”
融合强度 η	0-0.15	MVP 默认 0；证明增益后逐步开放
单场融合最大位移	3-5 个百分点	避免群体噪声压倒基线
β_s 、 β_g	0.8-1.5	控制操作技能对单次事件的影响
单用户每回合贡献	1 次	其余点击只做练习反馈，不进入聚合
双摆逻辑步长	固定步长，如 1/120 s	服务端一致；客户端可插值

13. 后续验证与迭代方向

13.1 待用真实数据验证的关键假设

- 足球进球在目标赛事中是否真的呈稳定过度离散？ ϕ 在联赛、国家队和杯赛间是否可共享？
- xG 与实际进球的最优融合权重是否随赛季、球队和数据供应商变化？
- 淘汰赛 λ 的方向和幅度是否取决于首回合比分、强弱差和晋级规则？
- 群体显式预测在控制从众、刷量和用户选择偏差后，能否稳定提升样本外概率评分？
- 双摆交互的技能曲线是否对不同设备、年龄与运动能力群体公平？
- 在严格赛前锁定后，是否存在跨窗口持续优于统计基线的个人？其优势是否只集中在某类赛事、球队或比分区间？
- 互补子群是否稳定优于历史最佳个人、全体均值和随机同规模子群？最优规模与多样性门槛是多少？
- 双摆角度、速度、相位和点击节奏的哪些特征有可重复信息，哪些只反映设备、练习或网络条件？
- 贡献账本能否既奖励准确性，又保留少数意见、多样性和新用户探索空间？
- 当没有个人/群体通过确认门槛时，社区是否能够接受并理解“未发现有效信号”的结论？

13.2 社区可贡献的工作包

工作包	可贡献内容	验收方式
数据校验	赛事口径、球队名称映射、90 分钟赛果核对	双人复核、数据差异日志
模型挑战	提出替代分布、特征或校准器	统一滚动回测基准
交互设计	目标窗口、动画、辅助模式、无障碍方案	设备分层与可玩性测试
审计工具	公开复算器、日志检查、异常检测	给定种子可完全复现
社区治理	权重上限、申诉、模型变更提案	公开评审与版本记录

13.3 项目宣言

共同完善，而不是共同“押注”

每个人的每一次点击都可以是一条可验证的微小贡献；每个模型修正都必须接受历史数据和未来结果的检验；每次概率变化都要能解释来自统计、交互还是群体。系统追求的不是神秘的“必中”，而是公开、可复算、可持续变好的集体实验。

共同实验宣言

所有人共同探索，少数人或小群可能在某一阶段被验证为更接近比赛结果；但他们的发现来自全体提供的搜索空间、对照样本与复验机会。系统应让能力可验证、贡献可计量、称号可撤销、成果可共享。

结语

这个小程序最有价值的地方，不是把双摆、泊松和用户点击简单叠加，而是把它们组织成一项长期群体实验：统计模型给出可解释基线；双摆提供个体化混沌采样；全体参与者共同探索可能存在的稳定逼近个体与互补子群；未来赛果负责证伪；共同增益账本记录每个人对探索、验证、纠错和模型改善的贡献。

只要坚持“基线不被悄悄改写、候选名单必须事先锁定、最佳个人/群体必须未来验证、随机过程能够复算、收益不被保证、参数变更能够追踪”，这个项目就可以同时成为足球预测工具、互动游戏、群体智能实验和开放共建平台。

附录 A：核心公式汇总

模块	公式/定义	用途
准泊松估计	$E(Y)=\mu; \text{Var}(Y)=\phi\mu$	估计 λ 、离散度与稳健不确定性
进球均值	$\log \lambda = \alpha + \text{主场} + \text{进攻} - \text{对手防守} + X\beta$	球队强弱与场景特征
过度离散生成	$\text{NegBin}(\text{mean}=\lambda, \text{size}=\lambda/(\phi-1))$	提供可采样比分分布
低比分相关	$P(i,j) \propto \tau(i,j;p)f_h(i)f_a(j)$	修正 0-0、1-0、0-1、1-1 等
xG 融合	$\log \lambda_{\text{final}}=(1-p)\log \lambda_{\text{goal}}+p\log \lambda_{\text{xG}}$	降低短期进球运气
射门事件	$p_{\text{goal}}=\text{sigmoid}(\logit \text{xG}+\beta_s(2Q_s-1)-\beta_g(2Q_g-1)+\dots)$	融合机会质量与用户操作
群体有效样本	$N_{\text{eff}}=(\Sigma w)^2/\Sigma w^2$	衡量群体稳定性
有界更新	$\log \text{odds}^*=\log \text{odds}_0+\eta S$	可控地研究群体增益

附录 B：术语表

术语	含义
λ (Lambda)	某队在规定口径内的期望进球均值。
ϕ (Phi)	准泊松离散参数； $\phi>1$ 表示相对泊松的过度离散。
xG	一次射门在给定条件下转化为进球的估计概率；多次射门可求和。
xGOT	针对射正后落点/质量估计的进球概率类指标，常用于门将表现。
$Q_{\text{shot}} / Q_{\text{save}}$	同一互动窗口内，射门方/扑救方用户操作的稳健聚合质量。
N_{eff}	考虑权重集中后的有效样本量，不等同于账户总数。
P_0	冻结的纯统计基线概率。
P_{crowd}	只由群体显式预测聚合而来的概率。
P_{blend}	以 P_0 为先验、受限吸收群体信号的实验概率。
commit-reveal	先承诺随机种子哈希，事后公开种子供复算的协议。

附录 C：公式化数据演算与示例图表

示例口径

本附录中的“主队 A / 客队 B”及全部数值均为演示数据，只用于展示从输入、参数估计、比分生成、双摆点击到群体结算的可复算公式链，不代表任何真实比赛建议。

技术增强版将模型拆为四条彼此可审计的计算链：①球队与赛事数据生成 90 分钟进球均值 λ ；②准泊松估计离散度 ϕ ，再由可采样分布生成比分矩阵；③双摆状态与用户点击生成射门/扑救质量；④群体信誉、稳健聚合与安全随机共同生成互动结果。每条链都保留输入、公式、参数版本和输出摘要。

C.1 示例输入、符号与参数快照

一场预测在截止时刻冻结数据快照。以下表格给出完整演算所需的最小参数集合；真实系统中这些值来自训练模型、赛事规则配置、交互回合配置和审计服务。

符号	示例值	含义	来源/约束
α	0.20	赛事/联赛对数进球基准	历史训练；层级收缩
H	0.13	主场效应	按赛事学习
A_h / D_a	0.20 / 0.07	主队进攻强度 / 客队防守强度	球队动态参数
$\beta^T X_h$	0.04	阵容、休息、近期状态等协变量贡献	赛前冻结特征
$\lambda_{goal,h} / \lambda_{goal,a}$	1.65 / 1.12	由进球模型得到的基础均值	式 C-1 至 C-3
$\lambda_{xG,h} / \lambda_{xG,a}$	1.42 / 0.98	由近期 xG/xGA 得到的均值	数据口径需版本化
ρ_{xG}	0.35	xG 融合权重	滚动样本外学习
ϕ_h / ϕ_a	1.18 / 1.12	主客队离散参数	准泊松估计
κ_{stage}	0.94	淘汰赛 90 分钟节奏因子	按轮次/总比分状态学习
ρ_{DC}	-0.07	低比分相关参数	Dixon-Coles 类修正
xG_event	0.18	单次互动机会的基础进球率	场景模板或事件模型
Q_shot / Q_save	0.72 / 0.58	群体射门/扑救质量	稳健聚合

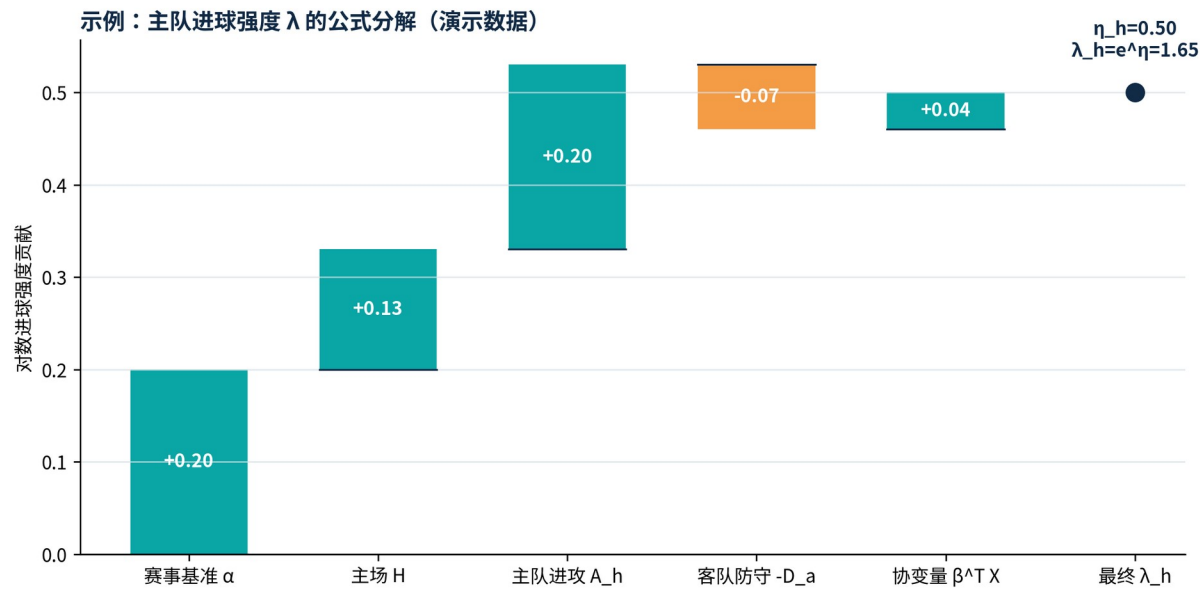


图 C-1 主队 λ 的加法预测子与指数映射示例

C.2 基础 λ ：球队强弱、主客场与协变量

$\eta_h = \alpha + H + A_h - D_a + \beta^T X_h$	式 C-1
$\eta_a = \alpha + A_a - D_h + \beta^T X_a$	式 C-2
$\lambda_{goal,h} = \exp(\eta_h), \quad \lambda_{goal,a} = \exp(\eta_a)$	式 C-3

示例中， $\eta_h = 0.20 + 0.13 + 0.20 - 0.07 + 0.04 = 0.50$ ，因此 $\lambda_{goal,h} = \exp(0.50) = 1.65$ ；客队 $\eta_a = 0.11$ ，因此 $\lambda_{goal,a} = 1.12$ 。指数链接保证 λ 始终为正，并使每个线性贡献可解释为对进球强度的乘法影响。

若某特征 x_j 增加 Δx , 则 $\lambda_{\text{new}} / \lambda_{\text{old}} = \exp(\beta_j \cdot \Delta x)$

式 C-4

例如 $\beta_j \cdot \Delta x = 0.10$ 时, 期望进球约乘以 $\exp(0.10) = 1.105$ 。

$A_{\text{team},t} = r_t \cdot A_{\text{team},t-1} + (1-r_t) \cdot A_{\text{pool}}, \quad r_t = n_t / (n_t + n_0)$

式 C-5

球队样本较少时向赛事总体均值收缩, 避免极端比分造成参数爆炸。

C.3 Quasi-Poisson：均值—方差层与离散度估计

$E(Y_i | X_i) = \mu_i, \quad \text{Var}(Y_i | X_i) = \phi \cdot \mu_i$

式 C-6

$\phi_{\text{hat}} = [1/(n-p)] \cdot \sum_i (Y_i - \mu_{\text{hat}_i})^2 / \mu_{\text{hat}_i}$

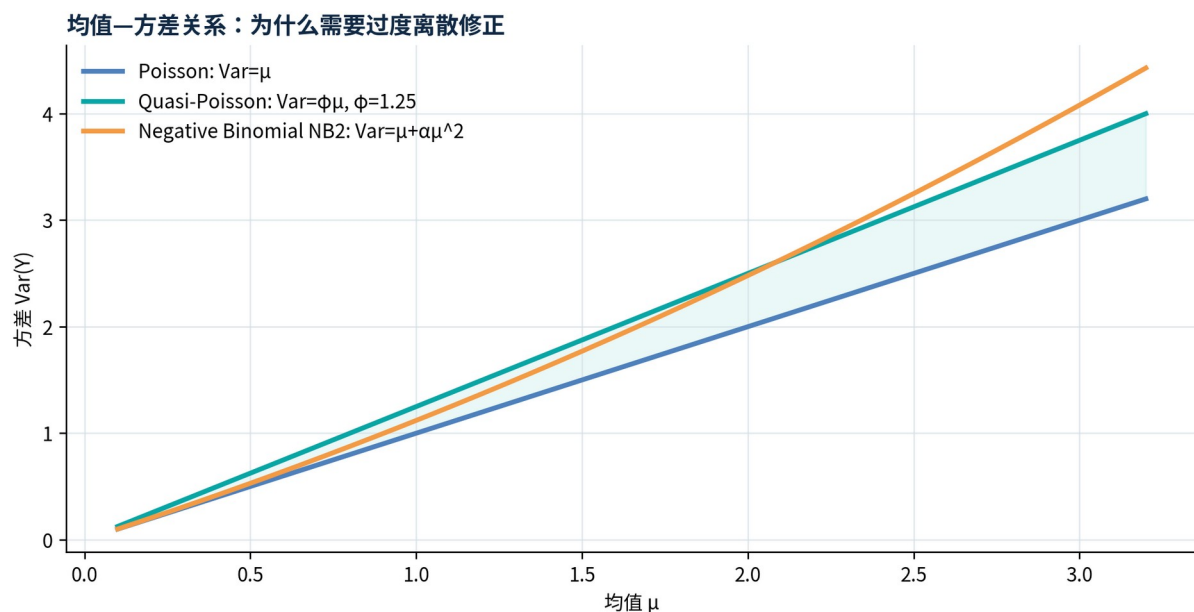
式 C-7

Pearson 型离散度估计; n 为样本数, p 为有效参数数。

$\text{SE}_{\text{quasi}}(\beta_{\text{hat}_j}) = \sqrt{\phi_{\text{hat}}} \cdot \text{SE}_{\text{poisson}}(\beta_{\text{hat}_j})$

式 C-8

$\phi > 1$ 表示过度离散：真实进球方差大于泊松的“方差=均值”。准泊松适合估计均值结构和标准误，但它只规定一阶、二阶矩，不是一张可直接抽比分的概率质量函数。[4][5]



C.4 可采样的过度离散比分分布

$$Y \sim \text{NegBin}(\text{mean}=\lambda, \text{size}=k), \quad \text{Var}(Y)=\lambda+\lambda^2/k$$

式 C-9

$$k = \lambda/(\phi-1), \quad \text{使 } \text{Var}(Y) \approx \phi\lambda \quad (\phi > 1)$$

式 C-10

$$P(Y=y) = \Gamma(y+k)/[\Gamma(k) \cdot y!] \cdot [k/(k+\lambda)]^k \cdot [\lambda/(k+\lambda)]^y$$

式 C-11

当 ϕ 接近 1 时, k 变大, 负二项逐步接近泊松; 当 ϕ 增大时, 分布尾部变厚, 能够容纳更多 0 球、3 球以上等极端结果。生产系统也可对照 Poisson-lognormal、广义泊松或双泊松, 并以时间切分的对数似然和校准结果决定默认生成器。

C.5 xG、射门与赛事权重的 λ 融合

$$\lambda_{xG,h} = \exp\{0.5 \cdot [\log(xGF_h) + \log(xGA_a)]\}$$

式 C-12

用主队创造机会能力与客队允许机会能力的几何平均形成示例 xG 均值。

$$\lambda_{\text{final}} = \exp[(1-\rho_{xG}) \cdot \log(\lambda_{\text{goal}}) + \rho_{xG} \cdot \log(\lambda_{xG})]$$

式 C-13

示例 $\rho_{xG}=0.35$ 时, 主队 λ 从 1.65 融合为 1.56, 客队从 1.12 融合为 1.07。对数空间融合比线性相加更适合正值强度, 也便于解释为几何加权。 ρ_{xG} 不应固定, 应按数据质量、赛事和样本量做收缩。[6]

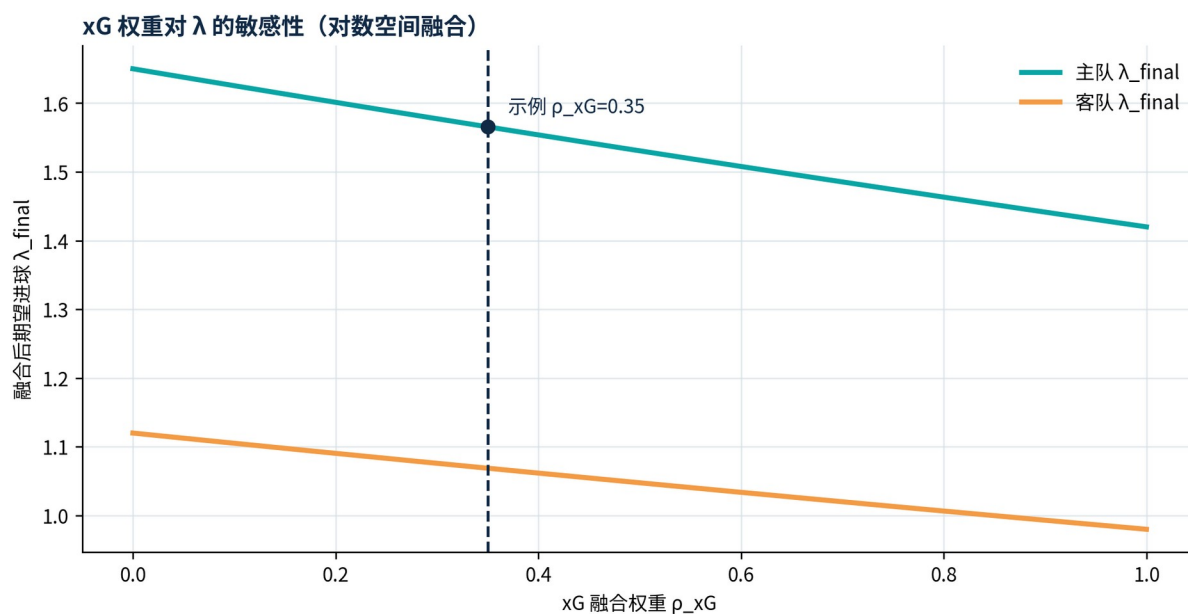


图 C-3 xG 融合权重对 λ 的敏感性

$$w_{\text{match}} = w_{\text{comp}} \cdot w_{\text{recency}} \cdot w_{\text{quality}} \cdot w_{\text{lineup}}$$

式 C-14

$$w_{\text{recency}} = \exp[-\ln(2) \cdot \Delta \text{days} / \text{half_life}]$$

式 C-15

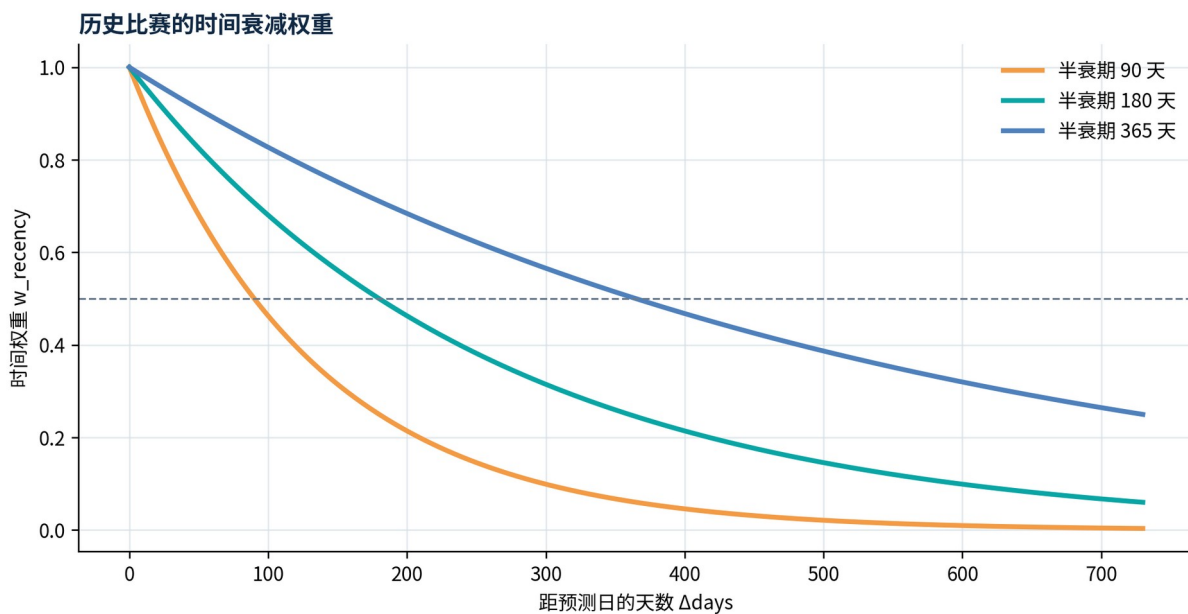


图 C-4 不同半衰期下的历史比赛时间权重

$$w_{\text{comp}} = \exp(\gamma_{\text{comp}}), \quad \sum_{\text{comp}} n_{\text{comp}} \cdot \gamma_{\text{comp}} = 0$$

式 C-16

赛事权重可参数化学习并加识别约束，而不是永久写死。

C.6 淘汰赛 90 分钟 λ 与比分矩阵

$$\log \kappa_{\text{stage}} = \gamma_{\text{round}} + \gamma_{\text{leg}} + \gamma_{\text{score_state}} + \gamma_{\text{strength_gap}}$$

式 C-17

$$\lambda_{\text{tilde},h} = \kappa_h \cdot \lambda_{\text{final},h}, \quad \lambda_{\text{tilde},a} = \kappa_a \cdot \lambda_{\text{final},a}$$

式 C-18

示例采用对称 $\kappa_{\text{stage}}=0.94$ ，得到 $\lambda_{\text{tilde},h}=1.47$ 、 $\lambda_{\text{tilde},a}=1.00$ 。正式模型应允许主客队因首回合/次回合、总比分领先/落后而采用不同 κ ，且加时和点球不并入 90 分钟口径。

$P_0(i,j)=f_{OD}(i \lambda_h,\phi_h)\cdot f_{OD}(j \lambda_a,\phi_a)$	式 C-19
$\tau(i,j;\rho)=\{1-\lambda_h\lambda_{ap}:(0,0); 1+\lambda_{hp}:(0,1); 1+\lambda_{ap}:(1,0); 1-\rho:(1,1); 1:\text{其他}\}$	式 C-20
$P(i,j)=\tau(i,j;\rho)\cdot P_0(i,j) / \sum_r\sum_s \tau(r,s;\rho)\cdot P_0(r,s)$	式 C-21

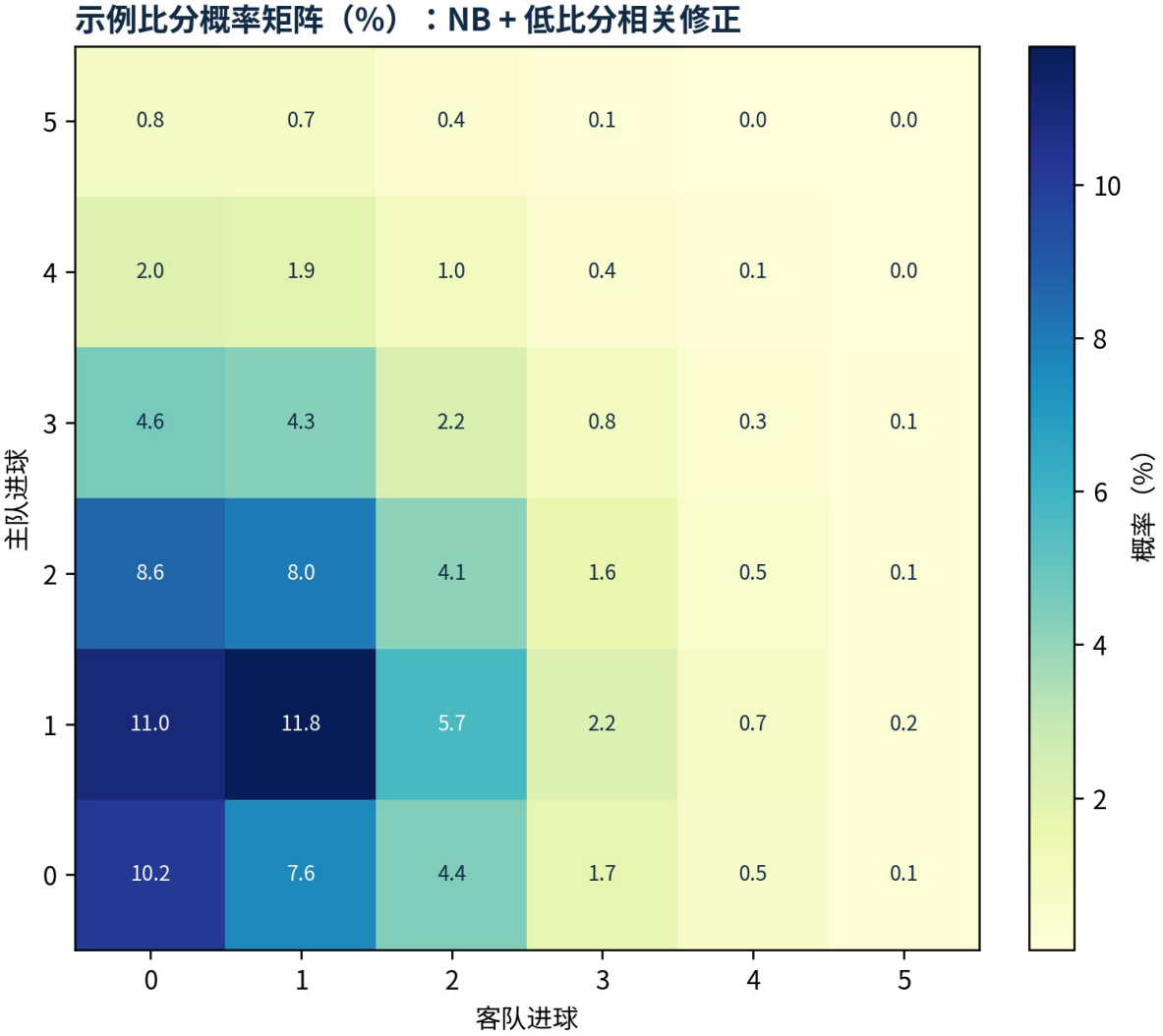


图 C-5 示例比分矩阵：负二项边缘 + 低比分相关修正

$P(H)=\sum_{i>j}P(i,j), \quad P(D)=\sum_{i=j}P(i,j), \quad P(A)=\sum_{i<j}P(i,j)$	式 C-22
---	--------

该示例得到主胜 46.3%、平局 27.8%、客胜 25.8%；最可能比分依次为 1:1、1:0、0:0、2:0、0:1。所有结果均来自同一张归一化比分矩阵，避免胜平负与比分口径不一致。

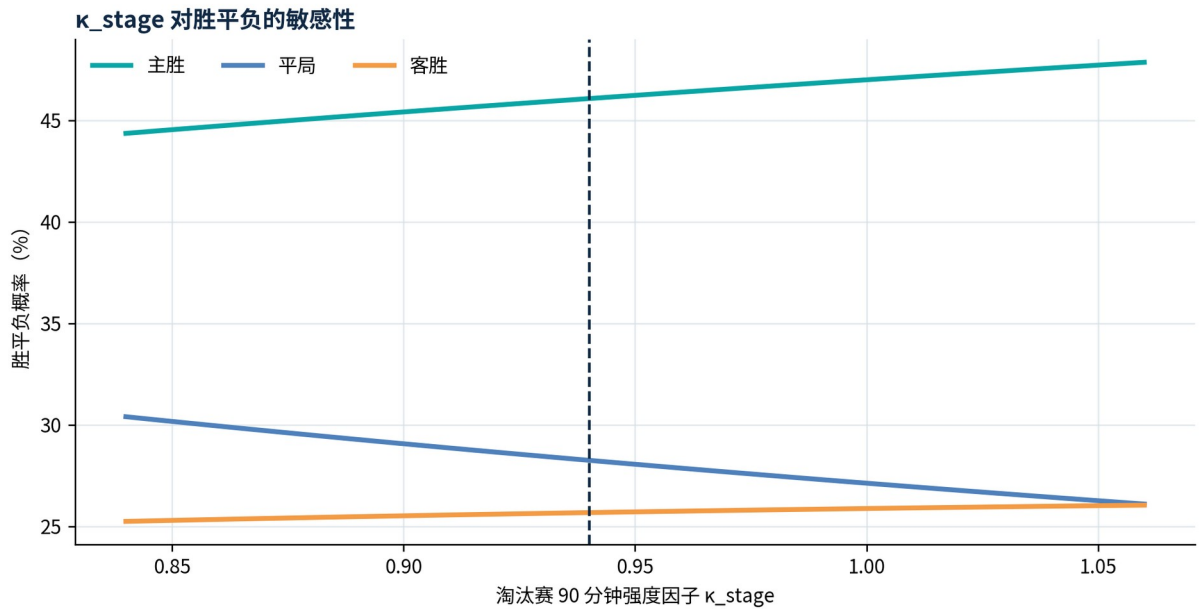


图 C-6 淘汰赛强度因子 κ_{stage} 对胜平负的敏感性

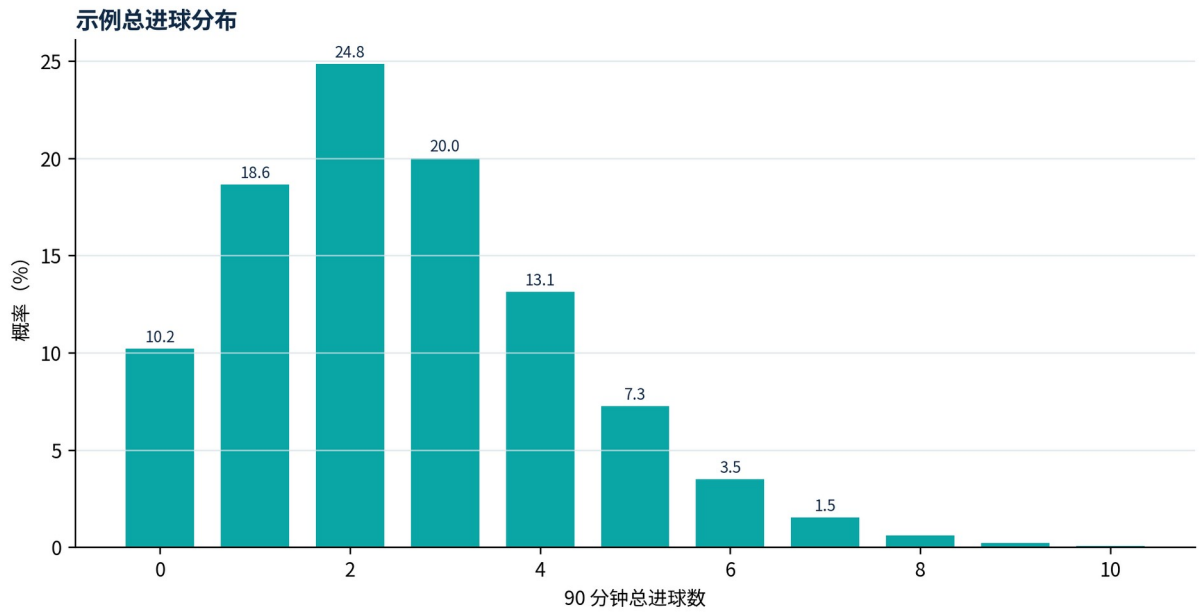


图 C-7 示例 90 分钟总进球分布

C.7 平局残差修正与概率校准

$$P_D' = \text{clip}(P_D + \delta_draw, 0, 1)$$

式 C-23

$$P_H' = P_H - \delta_draw \cdot P_H / (P_H + P_A), \quad P_A' = P_A - \delta_draw \cdot P_A / (P_H + P_A)$$

式 C-24

δ_draw 只在验证集出现稳定平局欠估时启用，并设置 0-3 个百分点的上限。更优先的做法是先修正比分联合分布，再使用多分类校准器。

$$P_{cal,k} = \exp[(\log P_k + b_k)/T] / \sum_j \exp[(\log P_j + b_j)/T]$$

式 C-25

T 为温度参数，b_k 为类别偏置；均仅在训练后的校准集拟合。

c.8 双摆运动方程、能量与数值积分

双摆状态 $z(t)=[\theta_1,\omega_1,\theta_2,\omega_2]$ 由固定参数和初值唯一确定。系统将其作为公开、可复算的时机编码器，而不是把“混沌”误当作密码学随机。 [7]

$$x_1=L_1\cdot\sin\theta_1, y_1=-L_1\cdot\cos\theta_1; x_2=x_1+L_2\cdot\sin\theta_2, y_2=y_1-L_2\cdot\cos\theta_2$$

式 C-26

$$E = 0.5(m_1+m_2)L_1^2\omega_1^2 + 0.5m_2L_2^2\omega_2^2 + m_2L_1L_2\omega_1\omega_2\cos(\theta_1-\theta_2) - (m_1+m_2)gL_1\cos\theta_1 - m_2gL_2\cos\theta_2$$

式 C-27

$$d^2\theta_1/dt^2 = [-g(2m_1+m_2)\sin\theta_1 - m_2g\sin(\theta_1-\theta_2) - 2m_2\sin(\theta_1-\theta_2)(L_2\omega_2^2+L_1\omega_1^2\cos(\theta_1-\theta_2))] / [L_1(2m_1+m_2-m_2\cos(2\theta_1-2\theta_2))]$$

式 C-28

$$d^2\theta_2/dt^2 = 2\sin(\theta_1-\theta_2)[L_1\omega_1^2(m_1+m_2)+g(m_1+m_2)\cos\theta_1+L_2m_2\omega_2^2\cos(\theta_1-\theta_2)] / [L_2(2m_1+m_2-m_2\cos(2\theta_1-2\theta_2))]$$

式 C-29

$$z_{\{n+1\}}=z_n + \Delta t\cdot(k_1+2k_2+2k_3+k_4)/6 \quad (\text{固定步长 RK4})$$

式 C-30

服务端保存 round_seed、初值、m1/m2、L1/L2、g、阻尼、积分步长和算法版本。客户端仅插值显示；点击结算统一映射到服务端逻辑时间，避免帧率差异改变结果。

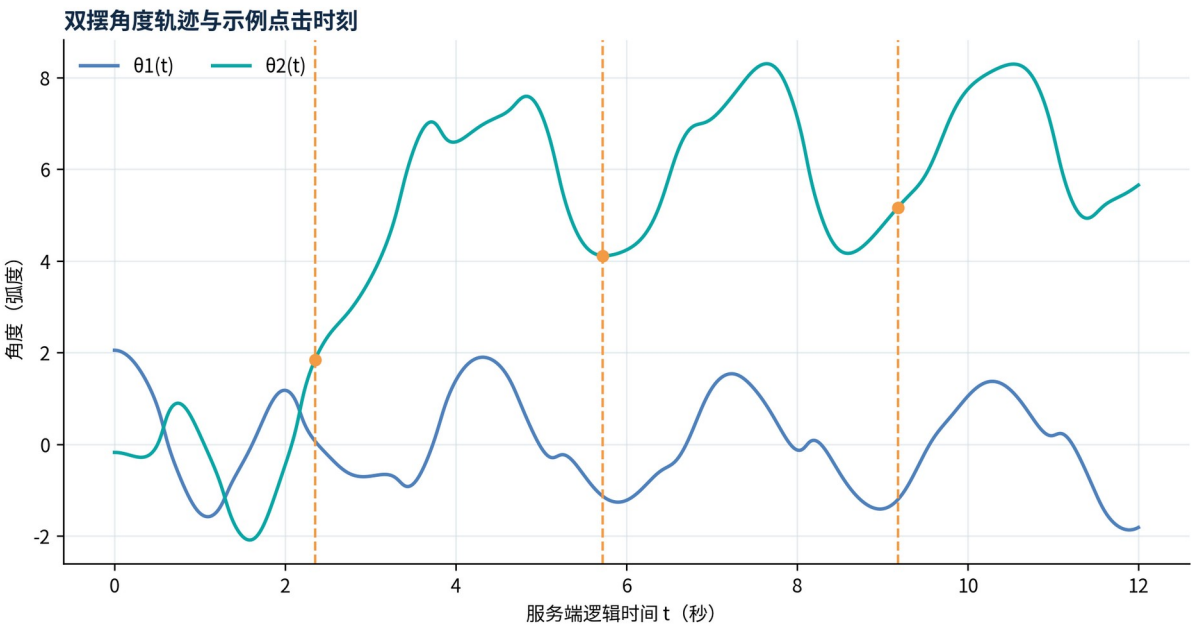


图 C-8 双摆角度轨迹与示例点击时刻

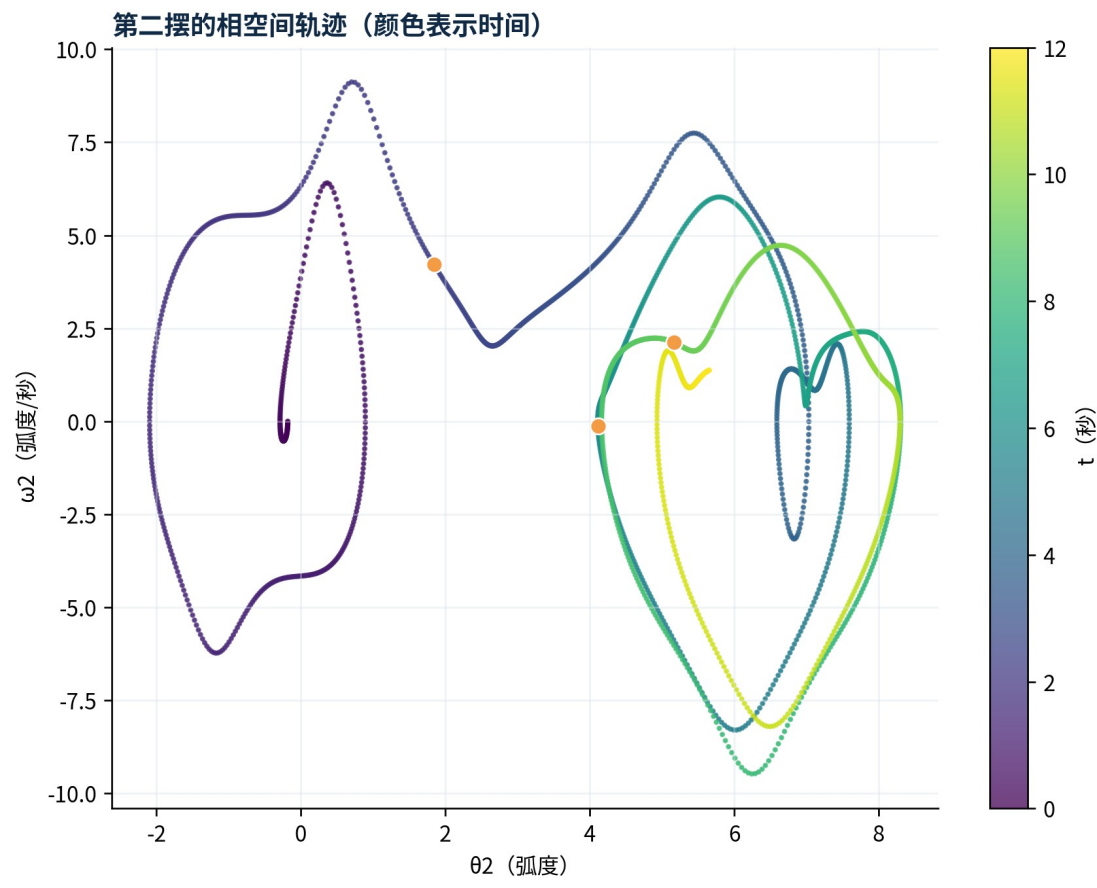


图 C-9 第二摆相空间轨迹

C.9 点击特征、射门质量与扑救质量

$d_\theta = \text{wrap}(\theta_2 - \theta_{\text{target}}) \in (-\pi, \pi]$	式 C-31
$A = \exp[-d_\theta^2 / (2\sigma_\theta^2)], \quad V = \exp[-(\omega_2 - \omega^*)^2 / (2\sigma_\omega^2)]$	式 C-32
$C = [1 + \cos(\theta_1 - \theta_2 - \psi^*)] / 2, \quad T = \exp[-\Delta t^2 / (2\sigma_t^2)]$	式 C-33
$E_q = \text{clip}[(E - E_{\min}) / (E_{\max} - E_{\min}), 0, 1]$	式 C-34
$q_{\text{raw}} = w_{AA} + w_{VV} + w_{CC} + w_{EE_q} + w_{TT}, \quad \Sigma w = 1$	式 C-35
$q_{\text{user}} = \text{sigmoid}[a(q_{\text{raw}} - b)], \quad q_{\text{shrunk}} = r_n q_{\text{user}} + (1 - r_n) \cdot 0.5$	式 C-36
非线性映射控制难度；小样本用户向中性质量 0.5 收缩。	

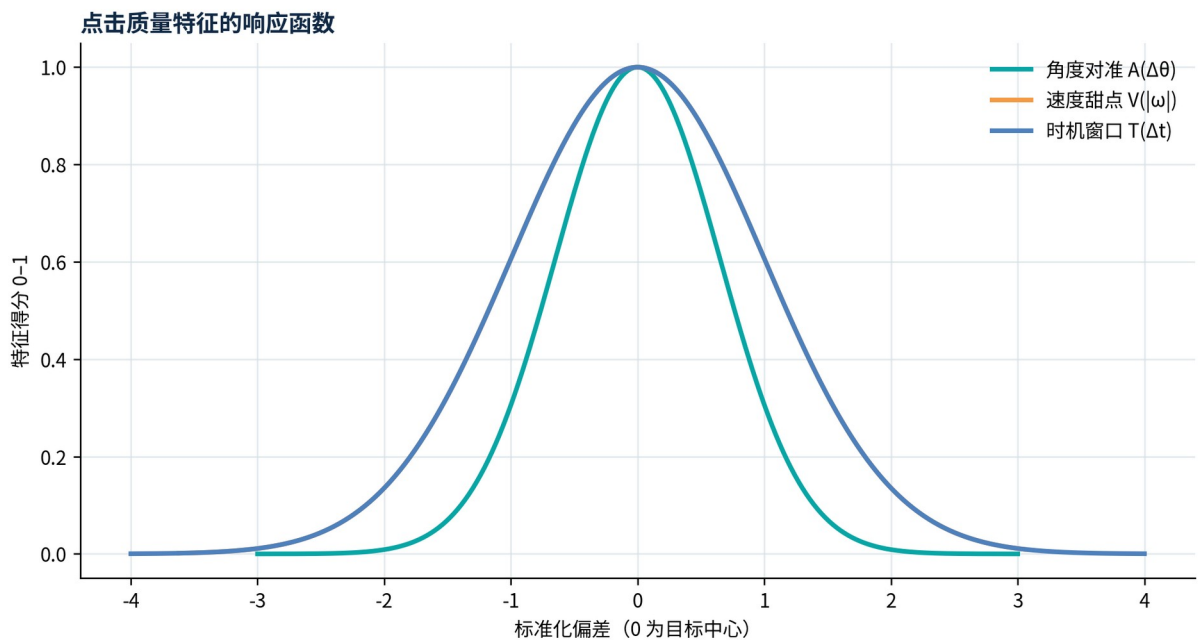


图 C-10 角度、速度和时机特征响应曲线

点击时刻	θ_2	ω_2	A	V	C	T	q_{user}
2.35 s	1.86	4.21	0.91	0.93	0.74	0.88	0.87
5.72 s	4.10	0.26	0.34	0.05	0.68	0.95	0.43
9.18 s	5.16	3.62	0.78	0.99	0.81	0.90	0.89

C.10 单次射门/扑救的最终进球概率

$$\text{logit}(p_{\text{goal}})=\text{logit}(xG_{\text{event}})+\beta_s(2Q_{\text{shot}}-1)-\beta_g(2Q_{\text{save}}-1)+\beta_mM+b$$

式 C-37

$$p_{\text{goal}} = 1/[1+\exp(-\text{logit}(p_{\text{goal}}))]$$

式 C-38

示例 $xG_{\text{event}}=0.18$ 、 $Q_{\text{shot}}=0.72$ 、 $Q_{\text{save}}=0.58$ 、 $\beta_s=1.20$ 、 $\beta_g=1.10$ ，且 $M=b=0$ 。基础 $\text{logit}(0.18)=-1.516$ ，互动修正为 $+1.20\times0.44-1.10\times0.16=+0.352$ ，因此最终 $p_{\text{goal}}=23.8\%$ 。

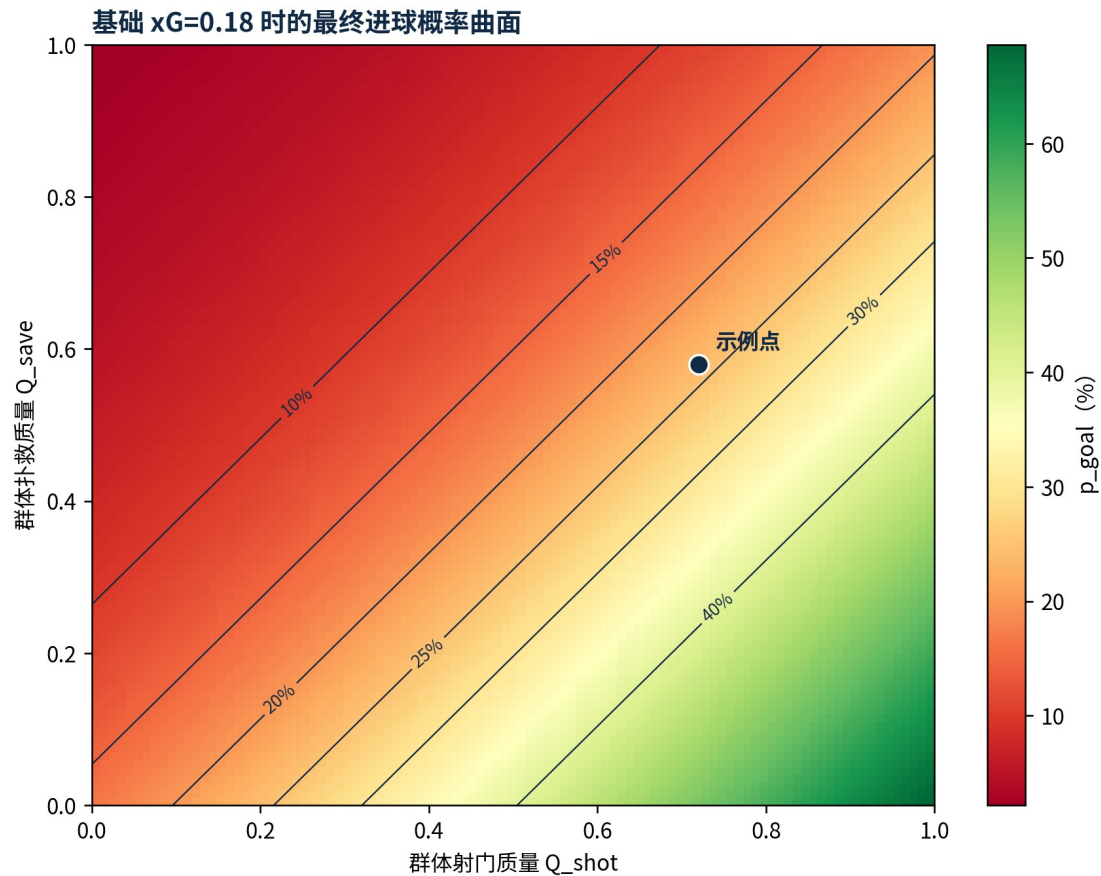


图 C-11 射门质量—扑救质量的进球概率曲面

$$u = \text{int}[\text{HMAC_SHA256}(\text{round_seed}, \text{event_id} || \text{state_digest} || \text{window_id})] / 2^{256}$$

式 C-39

$$\text{Goal} = 1[u < p_{\text{goal}}]$$

式 C-40

随机性边界

双摆状态决定“点击质量”和事件签名；最终 u 必须来自服务端安全随机与可验证承诺。混沌轨迹可预测、可复算，因此不能单独承担安全随机职责。[11]

C.11 群体信誉、稳健聚合与有效样本量

$$w_u = \min\{w_{\text{cap}}, w_0 \cdot [n_u / (n_u + n_0)] \cdot \exp(-\gamma L_u) \cdot a_u \cdot d_u\}$$

式 C-41

L_u 为历史概率损失， a_u 为反作弊系数， d_u 为多样性/独立性系数。

$$Q_{\text{team}} = \text{argmin}_Q \sum_u w_u \cdot \rho_\delta(q_u - Q) \quad (\text{Huber 稳健位置})$$

式 C-42

$$N_{\text{eff}} = (\sum_u w_u)^2 / \sum_u w_u^2$$

式 C-43

$$H_{\text{crowd}} = -\sum_k \pi_k \log \pi_k / \log K$$

式 C-44

归一化意见熵；接近 1 表示分歧较大，接近 0 表示高度集中。

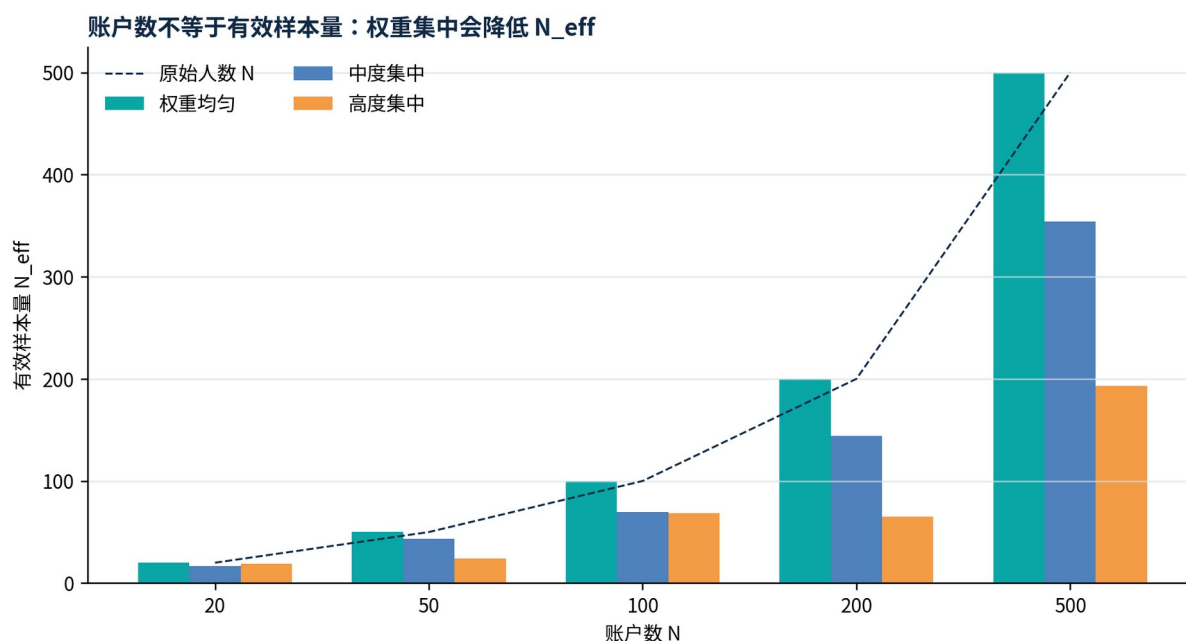


图 C-12 权重集中对有效样本量 N_{eff} 的影响

系统必须同时展示账户数 N 与 N_{eff} 。即使有 500 个账户，如果权重集中在少数高信誉或关联账户上，统计上可用的信息量也可能远低于 500。

$$S_k = [\sum_u w_u \cdot \log(p_{\{u,k\}}/P^0_k)] / \sum_u w_u$$

式 C-45

$$P^*_k = \text{softmax}_k[\log P^0_k + \eta \cdot \text{clip}(S_k, -s_{\max}, s_{\max})]$$

式 C-46

$$\max_k |P^*_k - P^0_k| \leq \Delta_{\max}$$

式 C-47

MVP 建议 $\eta=0$ 或很小，单场最大位移限制为 3-5 个百分点。

C.12 Monte Carlo：把参数不确定性传导到最终概率

$$\log \lambda_h(s) \sim \text{Normal}(\log \lambda_{\hat{h}}, \sigma_h^2), \quad \log \lambda_a(s) \sim \text{Normal}(\log \lambda_{\hat{a}}, \sigma_a^2)$$

式 C-48

$$Y_h(s) \sim \text{NegBin}(\lambda_h(s), \phi_h), \quad Y_a(s) \sim \text{NegBin}(\lambda_a(s), \phi_a)$$

式 C-49

$$P_{\hat{H}} = S^{-1} \sum_s 1[Y_h(s) > Y_a(s)], \quad \text{其余结果同理}$$

式 C-50

$$SE[P_{\hat{H}}] \approx \sqrt{P_{\hat{H}}[1-P_{\hat{H}}]/S}$$

式 C-51

Monte Carlo 不仅抽比分，还可以对 λ 、 ϕ 、赛事 κ 、阵容状态和校准参数抽样，从而生成概率区间。发布页面应区分“结果概率”和“估计不确定性”，避免把 46% 主胜误读为精确到个位数的确定答案。

C.13 回测、校准与上线门槛

$$\text{LogLoss} = -N^{-1} \sum_i \log P_i(y_i)$$

式 C-52

$$\text{Brier} = N^{-1} \sum_i \sum_k [P_i(k) - 1(y_i=k)]^2$$

式 C-53

$$\text{RPS} = N^{-1} \sum_i \sum_{\{m=1\}^{\{K-1\}}} [\sum_{\{k \leq m\}} P_i(k) - \sum_{\{k \leq m\}} 1(y_i=k)]^2$$

式 C-54

$$\text{ECE} = \sum_b (n_b/N) \cdot |\text{acc}_b - \text{conf}_b|$$

式 C-55

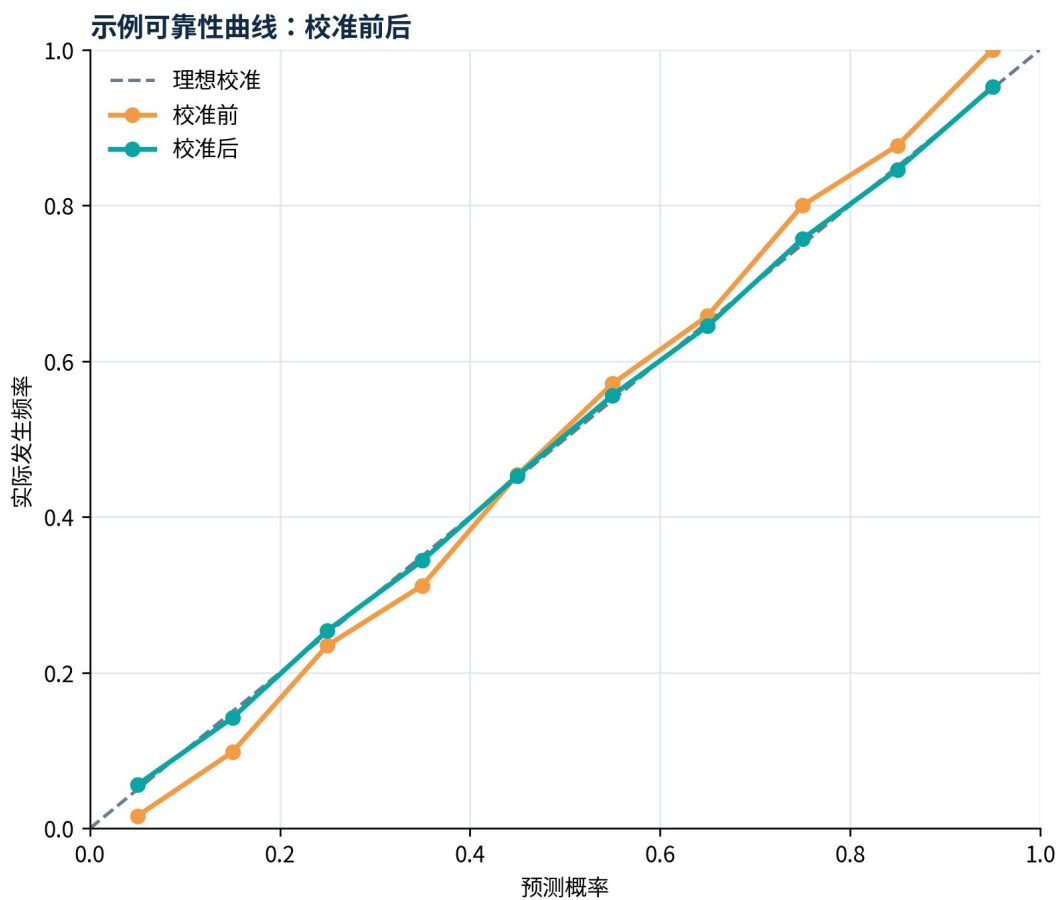


图 C-13 示例可靠性曲线：校准前后

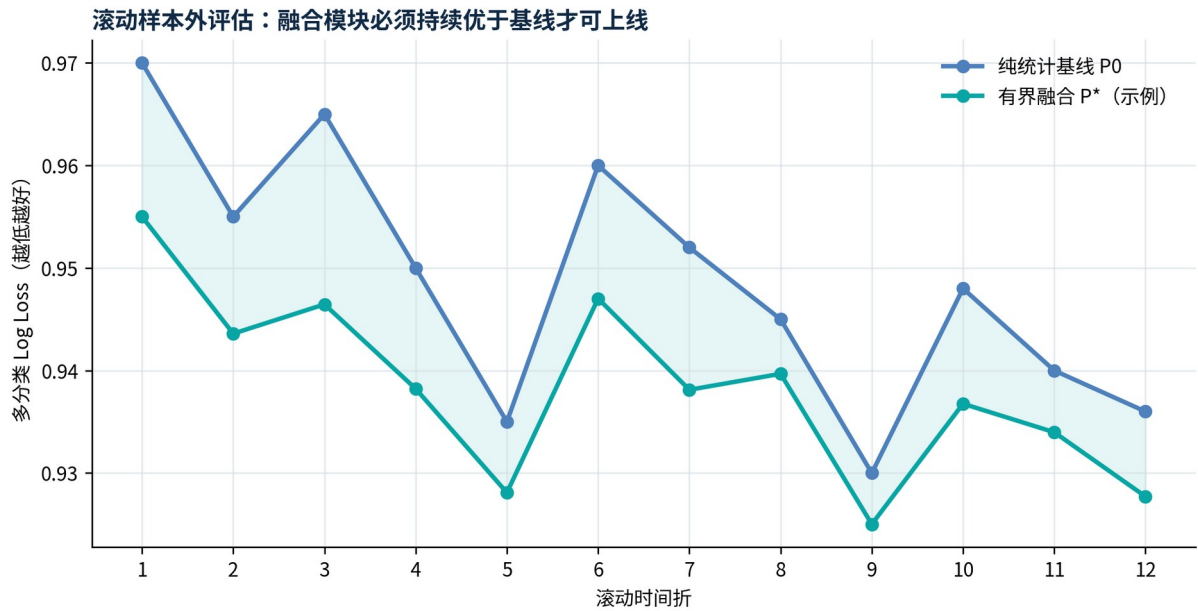


图 C-14 滚动样本外 Log Loss 对照

模块	对照组	核心指标	建议上线条件
过度离散	Poisson vs NB/Poisson-lognormal	比分 LogLoss、尾部校准	未来折稳定改善且无严重失准
xG 融合	$\rho_{xG}=0$ vs 学习 ρ_{xG}	RPS、 λ 偏差、校准	多数赛事分层改善
平局修正	无修正 vs DC vs δ_{draw}	平局 Brier、可靠性	δ 可解释、限幅且可回滚
双摆交互	不同设备/延迟分层	q 分布、成功率、投诉率	无显著设备优势
群体融合	P0 vs P_crowd vs P*	滚动 LogLoss/RPS	持续优于 P0，最大位移受控

C.14 完整演算结果与审计回执示例

项目	示例输出
数据快照	data_cutoff=2026-06-19T12:00:00Z; competition_scope=demo
统计模型	model_version=qp-xg-nb-dc-chaos-approx-1.2.0; $\lambda_h=1.471$; $\lambda_a=1.003$; $\phi_h=1.18$; $\phi_a=1.12$
90 分钟概率	主胜=46.3%; 平局=27.8%; 客胜=25.8%; 最可能比分=1:1
交互回合	round_id=R-20260619-0088; Q_shot=0.72; Q_save=0.58; N_eff=184.6
事件概率	xG_event=0.18; p_goal=0.238; u=0.193; result=GOAL
随机承诺	seed_commit=SHA256(seed)=8f2d...c91a; 回合结束后公开 seed
状态摘要	state_digest=SHA256(params t_click quantized_state)=4b11...8e07
校验状态	audit_status=verified; integrator=RK4-1/120s; aggregation=huber-v2

$$\text{audit_hash} = \text{SHA256}(\text{model_version} || \text{data_cutoff} || \text{seed_commit} || \text{state_digest} || \text{aggregate_digest} || \text{result})$$

式 C-56

解释原则

用户看到的最终页面应把“统计基线”“群体预测”“互动模拟”分栏显示，并能展开查看 λ 、 ϕ 、xG 融合、赛事口径、N_eff、p_goal、随机承诺和模型版本。任何点击都不能静默改写纯统计基线。

附录 D：群体混沌逼近实验与共同增益公式

本附录给出从个人双摆采样、相对基线技能、子群发现、未来验证到共同增益账本的完整公式链。所有阈值均为研究模板，不得在没有滚动样本外证据时直接作为生产默认值。

D.1 数据对象与个人预测

符号	含义	审计要求
p^0_m	统计引擎对比赛 m 的主胜/平/客胜基线	model_version、data_cutoff、calibration_version
$z_{\{u,m,r\}}$	用户 u 第 r 次双摆点击的角度、速度、能量、角色与逻辑时间	seed_commit、integrator_version、server_time
$p_{\{u,m\}}$	用户双摆签名与显式判断形成的个人概率	user_commit、截止时间、映射版本
y_m	90 分钟真实结果或比分	赛果供应商、口径、修订记录
$e_m(t)$	事件轨迹相对统计模型的标准化残差	事件数据版本、时间对齐规则
G_t	在窗口 t 开始前锁定的候选子群	member_list、weights、cohort_commit
$h_{\{u,m\}} = \text{Aggregate}_r[\phi(z_{\{u,m,r\}}, \text{action}_{\{u,m,r\}})]$ $p_{\{u,m\}} = \text{softmax}(\log p^0_m + B \cdot h_{\{u,m\}} + C \cdot s_{\{u,m\}})$		

式 D-1 个人混沌签名以统计基线为锚生成概率扰动

D.2 个人技能、稳健下界与领域专长

$$d_{\{u,m\}} = \ell(p^0_m, y_m) - \ell(p_{\{u,m\}}, y_m)$$
$$\mu_{\{u,c\}} \sim \text{Normal}(\mu_u + \beta_c, \tau_c^2), \text{ c=赛事/球队/主客场/淘汰赛等分层}$$

式 D-2 总体技能与赛事分层技能的层级模型

$$\text{PosteriorProb}_u = P(\mu_u > \delta_{\min} \mid D_{\text{train}})$$
$$\text{Confirm}_u = 1[\text{LCB}_{\text{future},u} > \delta_{\min} \wedge \text{CalibrationPass}_u \wedge \text{Stability}_u \geq s_{\min}]$$

式 D-3 候选概率与确认条件

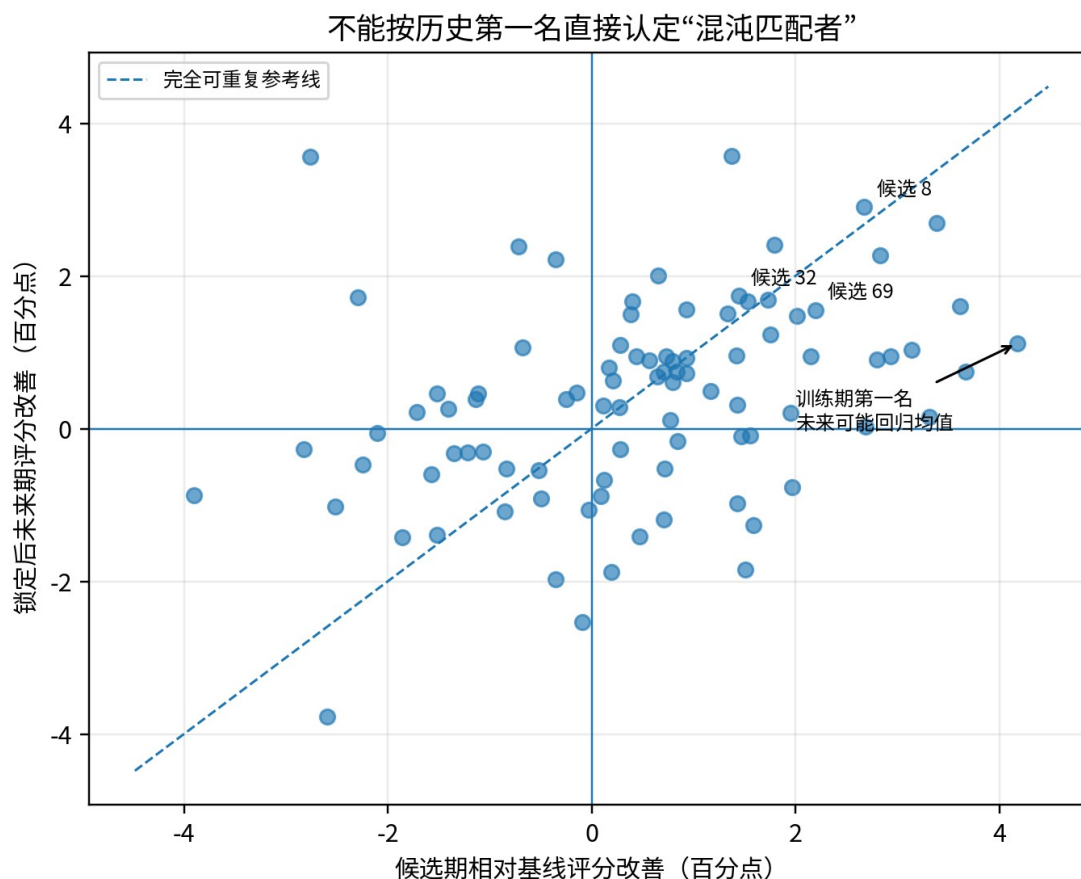


图 D-1 候选期第一名不等于未来确认者 注：防止按历史极值挑选并把回归均值误判为能力。

D.3 子群选择与在线更新

$$a_{G^*} = \operatorname{argmin}_{\{a \in \text{simplex}\}} \sum_{\{m \in \text{Train}\}} \ell(\text{Pool}(\{p_{\{u,m\}}\}, a), y_m) + \lambda \|a\|_2^2$$

subject to $\max_u a_u \leq a_{\text{cap}}$

式 D-4 子群权重通过训练窗口学习并限制集中度

$$G^* = \text{GreedyForward}(U, \text{utility} = \Delta \text{Score}_{\text{CV}} + \lambda_{\text{DDiv}} - \lambda_{\text{K}} |G|)$$

Stop when marginal utility $\leq \epsilon_{\text{stop}}$

式 D-5 可实现的前向子群搜索

$$w_{\{u,t+1\}} = \text{Normalize}([(1-\epsilon)w_{\{u,t\}} + \epsilon/N] \exp(\eta d_{\{u,t\}}))$$

Deactivate if $\text{rolling_LCB}_u < \delta_{\text{exit}}$ for J consecutive windows

式 D-6 在线权重与连续失效退出

D.4 多重比较、置换与可重复发现

$$\Delta_{\text{obs}} = \text{Score}_{\text{base}}(\text{Test}) - \text{Score}_{\text{locked}}(\text{Test})$$

$$\Delta_{b^*} = \text{Score}_{\text{base}}(\text{Test}) - \text{Score}_{\{\text{randomized}, b\}}(\text{Test})$$

式 D-7 锁定模型相对基线的观察改善与置换零分布

$$p_{\text{perm}} = [1 + \sum_b 1(\Delta_{b^*} \geq \Delta_{\text{obs}})] / (B+1)$$

Confirm only if $q_FDR \leq q_max$ and $CI_lower(\Delta_obs) > \delta_min$

式 D-8 多候选情况下的确认规则

D.5 贡献估值与共同增益分配

$$U(S) = \text{Score_base}(\text{Test}) - \text{Score}_{\{\text{model}(S)\}}(\text{Test}) - \lambda_risk \cdot \text{Risk}(S)$$
$$\phi_u = \sum_{S \subseteq N \setminus \{u\}} |S|! (N - |S| - 1)! / N! \cdot [U(S \cup \{u\}) - U(S)]$$

式 D-9 以未来样本效用为基础的 Shapley 贡献

$$C_u = \alpha \cdot \text{Valid}_u + \beta \cdot \text{Novelty}_u + \gamma \cdot \max(\phi_u, 0) + \delta \cdot \text{Audit}_u + \xi \cdot \text{MinorityCorrect}_u$$
$$R_u = R_pool[(1 - \zeta) / N_valid + \zeta C_u / \sum C]$$

式 D-10 基础参与与边际贡献并存共同增益模板

参与情形	对模型的可能价值	账本处理
稳定命中且校准良好	直接改善未来概率评分	较高边际贡献 + 稳定性奖励
少数意见最终正确	增加独立信息并纠正从众	少数派正确性奖励
结果一般但样本独特	扩大覆盖与帮助识别边界条件	基础贡献 + 多样性积分
未命中但记录完整	帮助估计噪声、误差和阈值	基础贡献 + 审计积分
高相关重复账户	不增加有效信息量	聚类降权或作废
脚本/延迟操纵/数据污染	损害实验有效性	清零相关回合并进入风控
解释底线		“找到最接近比赛结果的人或群体”是一个待检验的统计假设。只有事先锁定、未来复现、通过校准和安全审计的结果，才可称为发现；其余都属于探索数据。

参考文献

[1] Maher, M. J. (1982). Modelling association football scores. *Statistica Neerlandica*, 36(3), 109–118. DOI: 10.1111/j.1467-9574.1982.tb00782.x.

[2] Dixon, M. J., & Coles, S. G. (1997). Modelling association football scores and inefficiencies in the football betting market. *Journal of the Royal Statistical Society: Series C*, 46(2), 265–280. DOI: 10.1111/1467-9876.00065.

[3] Karlis, D., & Ntzoufras, I. (2003). Analysis of sports data by using bivariate Poisson models. *Journal of the Royal Statistical Society: Series D*, 52(3), 381–393. DOI: 10.1111/1467-9884.00366.

[4] Ver Hoef, J. M., & Boveng, P. L. (2007). Quasi-Poisson vs. negative binomial regression: how should we model overdispersed count data? *Ecology*, 88(11), 2766–2772.

[5] R Core Team. Family Objects for Models: quasipoisson family documentation. R stats documentation.

[6] Anzer, G., & Bauer, P. (2021). A Goal Scoring Probability Model for Shots Based on Synchronized Positional and Event Data in Football (Soccer). *Frontiers in Sports and Active Living*, 3, 624475. DOI: 10.3389/fspor.2021.624475.

[7] Shinbrot, T., Grebogi, C., Wisdom, J., & Yorke, J. A. (1992). Chaos in a Double Pendulum. *American Journal of Physics*, 60(6), 491–499. DOI: 10.1119/1.16860.

- [8] Quinn, A. J., & Bederson, B. B. (2011). Human Computation: A Survey and Taxonomy of a Growing Field. *Proceedings of CHI 2011*. DOI: 10.1145/1978942.1979148.
- [9] Kashima, H., Oyama, S., Arai, H., & Mori, J. (2024). Trustworthy human computation: a survey. *Artificial Intelligence Review*, 57, 322. DOI: 10.1007/s10462-024-10974-1.
- [10] Gneiting, T., & Raftery, A. E. (2007). Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation. *Journal of the American Statistical Association*, 102(477), 359–378. DOI: 10.1198/016214506000001437.
- [11] National Institute of Standards and Technology. FIPS PUB 198-1: The Keyed-Hash Message Authentication Code (HMAC). 2008.
- [12] Kurvers, R. H. J. M., Herzog, S. M., Hertwig, R., et al. (2019). How to detect high-performing individuals and groups: Decision similarity predicts accuracy. *Science Advances*, 5(11), eaaw9011. DOI: 10.1126/sciadv.aaw9011.
- [13] Mann, R. P., & Helbing, D. (2017). Optimal incentives for collective intelligence. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 114(20), 5077–5082. DOI: 10.1073/pnas.1618722114.
- [14] Ghorbani, A., & Zou, J. (2019). Data Shapley: Equitable Valuation of Data for Machine Learning. *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, PMLR 97, 2242–2251.
- [15] Dawid, A. P. (1999). Prequential probability: Principles and properties. *Bernoulli*, 5(1), 125–162.
- [16] Sanches Portella, V., Liaw, C., & Harvey, N. J. A. (2024). Continuous Prediction with Experts' Advice. *Journal of Machine Learning Research*, 25(190), 1–53.

开放协作声明

本系统把统计模型、双摆交互和群体参与组织成一套可验证的协作流程。单次点击不是神谕，单场命中也不是能力证明；项目真正研究的是：能否从大量独立参与者中，在不偷看未来的前提下，识别出持续贴近比赛残差的个人或互补子群，并把这种可重复增益以透明方式回馈全体。

$$\text{可信系统} = \text{可解释统计基线} \times \text{可审计交互} \times \text{多样化群体} \times \text{持续校准}$$

协作原则

共同完善

每一次射门与扑救都可以成为一个带权、可复核的群体信号。系统应公开版本、口径、概率、有效样本量与审计摘要，让参与者共同发现偏差、修正参数并验证群体增益。

文档状态

版本	技术白皮书 v1.2（群体混沌逼近实验与共同增益版）
日期	2026 年 6 月
状态	公开讨论、原型验证与预注册实验设计版；统计基线、群体匹配发现、未来验证、贡献账本和退出边界已明确，生产阈值仍须用真实数据校准。
后续验证与迭代方向	预注册锁定流程、个体/子群未来复现率、候选稳定性、置换与多重比较、贡献账本公平性、收益表述合规和“未发现有效信号”披露机制。