

玩家年龄是否对其游戏表现有意义？ ——以舞萌 maimaiDX 为例

inkCake | 舞萌大学 数学与统计学院

June 14, 2025

摘要

本文以 SEGA 音乐街机游戏舞萌 DX 为研究场景，采用在线问卷与机台数据结合的方式，收集了 276 份有效样本，以简单随机抽样代表约 50 万活跃玩家总体，在 95% 置信水平下总体比率估计误差约为 $\pm 6\%$ 。通过派生游玩时长、总游玩次数、起步年龄等核心变量，综合使用描述统计、相关分析、分段非线性可视化与多元 OLS 回归，对“年龄天赋”在玩家表现中的作用进行了量化。结果显示：练习量是决定 Rating 的首要因素，游玩次数仍旧是 DX Rating 的主要影响成分；控制练习量后，起步年龄与当前年龄对 Rating 均呈显著负向影响，早入坑者的练习收益更高；游玩 1-2 年是表现提升最快的时期，之后呈指数饱和趋势；玩家对“天赋”重要性的主观认知与实际评分差异不显著。综合来看，“年龄天赋”在音乐游戏表现中确实存在，但作用远小于练习投入，总投入与早起步的交互是达到高水平的关键驱动。

关键词：音乐游戏；舞萌 DX；年龄天赋；简单随机抽样；回归分析

1 研究背景与目的

1.1 音乐游戏概述

音乐游戏 (rhythm game) 起源于 1990 年代日本街机文化, 以“节奏精准度”作为核心评分机制。玩家需在伴奏节拍提示下, 通过按键、触屏或体感等方式完成预设操作。maimai DX 由 SEGA 于 2012 年推出, 采用环形触摸屏配合八键实体按键, 兼具“音符密度高、判定严格”与“社交排行榜”特色, 现已覆盖亚洲与北美多地。舞萌 DX (中国大陆官方名称) 首发于 2019 年, 截至 2024 年底共铺设约 2700 台机台, 注册玩家逾 200 万, 其中活跃玩家 (近 30 天登录并上传成绩者) 约 50 万。

1.2 国内外研究现状

音乐节奏与音游领域: 早期节奏训练可显著提升感觉-运动同步能力。Watanabe *et al.* (2007) 发现, 6-10 岁开始接受节拍训练的受试者在成人阶段保持更低的同步误差; 类似结果亦见于 Bailey & Penhune (2013) 对音乐学院学生的纵向研究, 后者指出起步年龄每提前一年, 节奏一致性可提高约 0.2 个标准差 [3, 4]。

电子竞技与动作类视频游戏领域: 大规模实证表明表现与年龄呈倒“U”形。Thompson *et al.* (2014) 追踪 3305 名《星际争霸》职业选手的实时操作记录, 报告平均反应时在 24 岁后以每年 2.5 ms 的速度下降 [5]。该结论与 FPS、MOBA 等竞技游戏的职业生涯曲线一致, 提示 20 岁出头可能是高反应要求项目的峰值年龄段。

体育技能习得与练习效应: 经典“1 万小时定律”指出刻意练习是取得专家表现的关键 [6], 但更大样本荟萃分析显示, 刻意练习仅能解释 18-26% 的成绩方差 [7]。针对奥运项目的回顾研究亦指出, 过早专业化并非通向顶尖表现的必要条件, 部分运动员在青春期后才转项成功 [8, 9]。

综上, 年龄确实影响高水平表现, 但效应大小与项目需求、练习强度及个体差异交互作用。本研究通过控制练习量 (游玩次数与时长) 与起步年龄, 量化“年龄天赋”在音乐游戏场景中的独立贡献。

1.3 研究目的与研究问题

1. 描述现状: 以 276 份样本估计国内舞萌 DX 玩家年龄、练习量与成绩分布。
2. 检验假说: 在控制总游玩次数与练习时长后, 起步年龄是否仍对最终评分 (rating) 有显著影响?
3. 量化效应: 计算年龄相关变量的标准化系数、解释力增量 ΔR^2 与随机森林特征重要度, 衡量“年龄天赋”的贡献度。
4. 实践意义: 为音游赛事分级、曲目推荐与青少年玩家训练方案提供数据支撑。

2 样本与数据来源

2.1 问卷设计

本研究核心数据来自自行编制的线上问卷, 遵循最小必要信息原则以降低填答负担。问卷共 7 个封闭 / 半开放问题 (见表 1), 变量名称与后续实证模型一一

对应。

Table 1: 问卷条目与变量映射

变量	条目内容
player_rating	您的最高 <i>Rating</i> （默认填写当前 DX 版本；若近期未游玩亦可填历史峰值）
Question1	您认为“年龄天赋”是否存在？选项：是；否；存在，但不重要
birthday	请选择出生日期（年月日）
Question2	您觉得自己进步最快的一年是几岁？
play_time_month	您认真游玩的时长（入坑时间，单位：月），定义为开始为推分或社交目的而系统练习的时间
play_count	当前累计 PC 数（游玩次数，1 PC \approx 3-4 首曲目）
Question3	我还有话想说（对问卷、游戏体验或本研究的任何补充意见，开放文本）

为避免“问卷疲劳”与查阅成本过高，仅保留与研究假设直接相关的核心变量。诸如谱面偏好、游玩频率、详细游玩历史等信息虽有潜在价值，但易降低填答意愿，故本次调查暂未纳入。

2.2 总体与抽样框

根据运营方公开数据，2024 年底中国大陆机台总数 $N_{\text{machines}} = 2,700$ 台；若假设各机台月活跃人数均衡，则活跃玩家总体约 $N_{\text{players}} \approx 500,000$ 。本研究在 QQ 空间与 QQ 群随机投放问卷链接，采用简单随机抽样收回问卷 288 份，剔除异常后有效样本 $n = 276$ 。

抽样精度与置信区间 本研究共回收有效问卷 $n = 276$ 份，针对活跃玩家总体 $N \approx 500,000$ ，采用简单随机抽样。以 95% 置信水平（ $z_{0.975} = 1.96$ ），最大标准误差发生在 $p = 0.5$ 时，此时抽样误差（边际误差）为：

$$\text{ME} = z_{0.975} \sqrt{\frac{p(1-p)}{n}} \approx 1.96 \times \sqrt{\frac{0.5 \times 0.5}{276}} \approx 0.059 (\pm 5.9\%)$$

即对总体比率型指标的估计误差约为 $\pm 6\%$ 。若以 90% 置信水平（ $z_{0.95} = 1.645$ ），误差可缩小至约 $\pm 5\%$ 。该精度足以支持对单因素效应（年龄）的可靠推断。

2.3 变量说明

- 评分指标：DX *Rating*（0-16588；官方计算基于最近最佳 50 首成绩加权）。
- 人口学变量：当前年龄、首次游玩年龄（起步年龄）。
- 练习量变量：累计游玩时长（play_time），总游玩次数（play_count）。
- 主观认知：对“天赋”重要性的看法（三分类）。

3 研究方法

1. 数据清洗：剔除 `rating < 10000` 的低活跃样本，以及年龄、游玩时间填写明显错误的样本；没有缺失值，单位统一为年。
2. 描述统计：计算均值、标准差、分位数及皮尔逊相关。
3. 回归模型：逐步 OLS 比较“练习量基准”与“加入年龄项”的解释力；构建交互项检验“起步年龄 \times 练习量”效应。
4. 机器学习补充：随机森林回归评估非线性与变量重要度，采用五折交叉验证报告 R^2 。

4 研究结果

4.1 描述性统计与相关性分析

为了探究玩家年龄与练习强度等变量之间的相互关系，本文首先对清洗后的数据进行了以下处理：

- (1) 将玩家提交问卷时间与出生日期相减，计算得到每位玩家的当前年龄（单位：年）；
 - (2) 根据“入坑时间”字段换算得到累计游玩年数，并据此推算首次游玩年龄；
 - (3) 构造练习强度指标——每月游玩次数（`plays_per_month`）；
 - (4) 对玩家评分（`player_rating`）进行 Z 分数标准化。
- 在此基础上，选取以下六个核心变量：

1. `player_rating`：玩家最高 rating.
2. `current_age`：玩家当前年龄.
3. `start_age`：玩家“入坑”年龄.
4. `experience_yrs`：玩家游玩年数.
5. `play_count`：玩家游玩次数.
6. `plays_per_month`：每月游玩次数.

计算它们两两之间的 Pearson 相关系数.

从图中可以看出：

- 起步年龄（`start_age`）与当前评分（`player_rating`）呈中等负相关（ $r \approx -0.20$ ），提示“越早入门 \rightarrow 越高分”的初步趋势。
- 累计游玩年数（`experience_yrs`）与评分呈正相关（ $r \approx 0.34$ ），而每月游玩次数（`plays_per_month`）与评分的相关性稍弱（ $r \approx 0.18$ ），表明总投入量比频率投入更能解释分数差异。
- 起步年龄与当前年龄高度相关（ $r \approx 0.85$ ），符合二者计算逻辑；其他变量之间相关度均在可接受范围内，无严重多重共线问题。

本节结果既为后续回归模型中变量筛选提供了直观依据，也为“年龄天赋”与练习量对评分的相对重要性提供了初步定量支持。

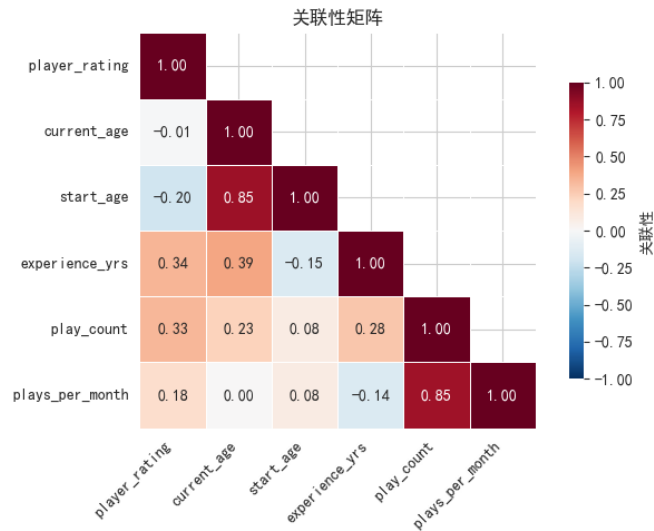


Figure 1: 核心变量相关性矩阵

4.2 入坑年龄与玩家 Rating 的关系

图 2 给出了玩家 Rating 与“入坑年龄”之间的局部加权平滑曲线（LOESS, $\text{frac} = 0.35$ ），并用浅黄、浅橙、浅粉三色背景区分了三个阶段：12-15 岁、15-18 岁、18-24 岁。总体来看，随着入坑年龄推后，玩家 Rating 呈缓慢下降趋势，且在 15-18 岁区间波动最为平缓。

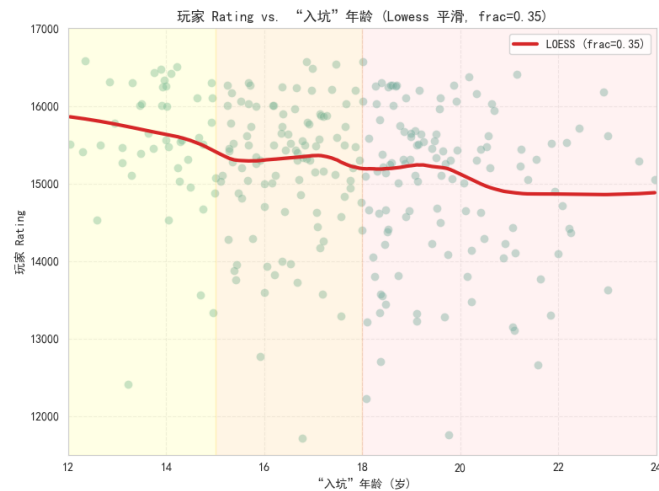


Figure 2: 玩家 Rating vs. “入坑” 年龄 (Lowess 平滑, $\text{frac} = 0.35$)

图 3 将玩家按累计游玩次数分为六级（500、501-1000、1001-1500、1501-2000、2001-2500、>2500），并叠加 OLS 线性拟合（虚线）。可以看出：

- 高投入带来高分：游玩次数越多（颜色由红至紫渐深），总体分布越靠上，说明练习量对 Rating 有显著拉动作用；
- 年龄效应依旧显著：即便剔除练习量差异，OLS 拟合斜率仍为负，表明入坑越早的玩家更容易达到更高水平；

- 分级差异明显：低投入组（500 次）集中在 12 500-15 000 区间，中投入组（1 001-2 000 次）则上移至 14 000-16 000，而最高投入组（>2 500 次）中不乏超过 16 500 的高分玩家。

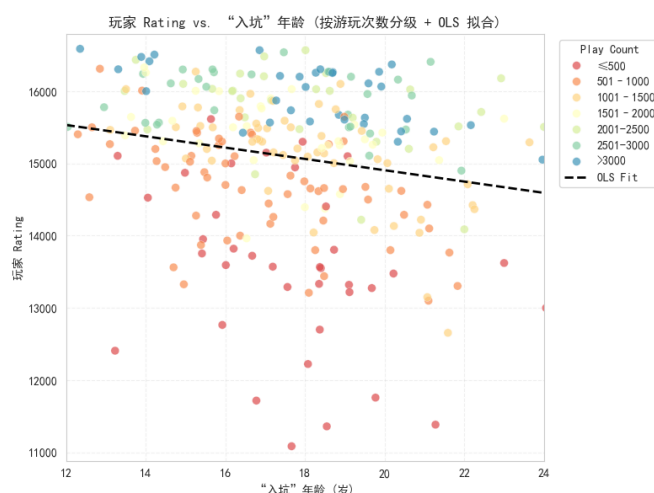


Figure 3: 玩家 Rating vs. “入坑” 年龄 (按游玩次数分级 + OLS 拟合)

4.3 图像结果解读

图 2（LOESS 平滑曲线） 该图基于 276 名样本玩家，展示了入坑年龄对最终 Rating 的非线性影响。关键观察有：

- 整体下降趋势：从 12 岁到 24 岁，Rating 随入坑年龄呈整体下降，验证“越早入门 → 越高上限”假说；
- 15-18 岁平缓期：在 15-18 岁区间曲线最为平坦，说明这一阶段入门的玩家经过相似年限练习后，水平差异最小；
- 局部回弹：15-16 岁出现轻微回升，可能是该年龄段正处于生理与心理的最佳平衡期——既具有足够体力，也保持高注意力；另外 18-19 岁左右的微升则可能源于大学新生学业相对宽松，有更多时间专注游戏。

图 3（按游玩次数分级 + OLS 拟合） 本图在展示年龄效应的同时，加入练习量控制以剔除其混淆影响：

- 练习量主效应：高投入玩家集中在更高分段，说明总体练习量是提升 Rating 的首要因素；
- 独立年龄效应：在不同色级分组中，虚线斜率依旧为负，证明年龄效应在练习量相同的前提下仍显著；

综上，两张图相辅相成：LOESS 曲线揭示了年龄与表现的非线性关系及特定年龄段的回弹现象；分级散点则在剔除练习量影响后，强化了年龄天赋独立作用的证据。

5 游玩时长与玩家 Rating 的关系

图 4 将样本点按照入坑年龄段（12-15 岁、15-18 岁、18-24 岁）用不同颜色标识，并叠加了指数饱和拟合曲线，可以直观地看到：游玩 0-2 年内，Rating 从约 12 500 分迅速提升至约 15 500 分，边际收益显著。约在 2 年时达到拐点（虚线标注），之后曲线趋于平缓，说明额外投入效用递减。三种入坑年龄段的玩家在前期都表现出相似的上升趋势，但中后期高龄组略显集中在低分区间，提示年龄与练习年限共同影响最终表现。

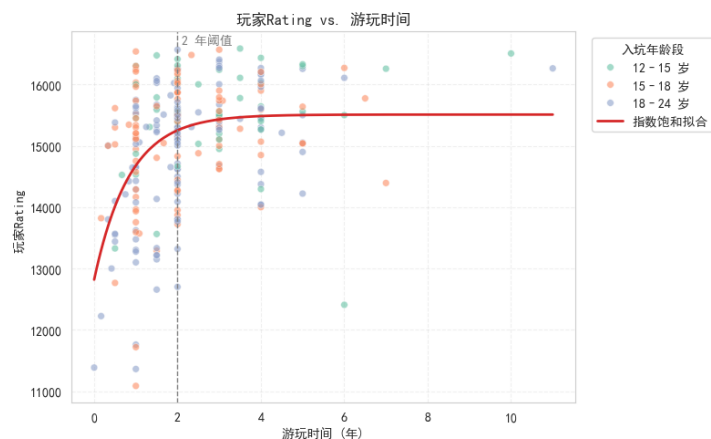


Figure 4: 玩家 Rating vs. 游玩时长（按入坑年龄分色 + 指数饱和拟合）

图 5 对游玩时长取 $\log_{10}(\text{years} + 1)$ 后作散点和线性回归，进一步凸显了前期投入的高效益：

- 对数坐标放大前期斜率：横轴对数化后，0-2 年的点被拉开，线性拟合斜率在此区间更陡，强调早期练习效果；
- 整体正相关：尽管后期边际收益递减，对数线性拟合仍然呈显著上升，说明持续投入对提升 Rating 依旧有正向作用。

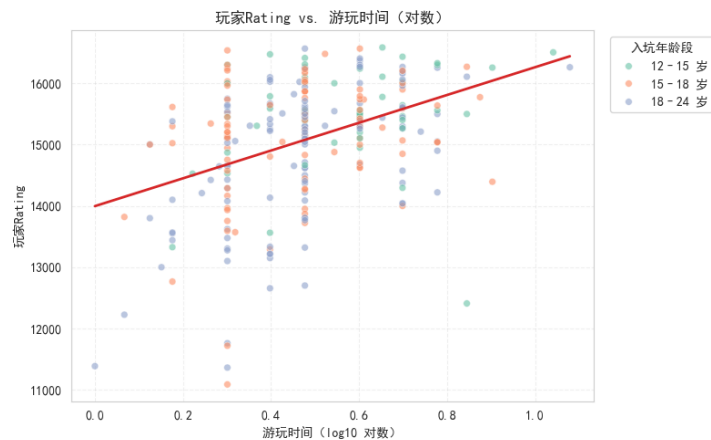


Figure 5: 玩家 Rating vs. 游玩时长 (\log_{10} 对数坐标 + 线性拟合)

6 回归分析

本节通过逐步构建 OLS 回归模型，量化练习量与年龄变量对玩家 Rating 的独立与交互效应。

6.1 基准模型（M0）

首先构建基准模型，仅纳入练习投入：

$$\text{player_rating}_i = \beta_0 + \beta_1 \text{play_time_month}_i + \beta_2 \text{play_count}_i + \varepsilon_i.$$

模型结果见表 2， $R^2 = 0.172$ ，说明游玩时长与总次数共可解释约 17.2% 的评分差异。两项投入系数均高度显著：

$$\hat{\beta}_1 = 14.95 \ (p < 0.001), \quad \hat{\beta}_2 = 0.0908 \ (p < 0.001),$$

意味着每增加一个月游玩时长，平均 Rating（注意是平均 Rating，而非实际 Rating）提升约 15 分；每增加一次游玩次数，平均提升约 0.09 分。

Table 2: 基准模型 M0 回归结果

	Coef.	<i>p</i> -value
Intercept	1.450×10^4	< 0.001
play_time_month	14.95	< 0.001
play_count	0.0908	< 0.001
R^2	0.172	
Adj. R^2	0.166	

6.2 加入年龄变量（M1）

在 M0 基础上，增加当前年龄 current_age 与起步年龄 start_age 两项：

$$\text{player_rating}_i =$$

$$\beta_0 + \beta_1 \text{play_time_month}_i + \beta_2 \text{play_count}_i + \beta_3 \text{current_age}_i + \beta_4 \text{start_age}_i + \varepsilon_i.$$

F 检验表明与 M0 相比增量显著（ $F = 12.25$, $p = 5.4 \times 10^{-4}$ ）， $\Delta R^2 = 0.036$ ，模型解释力提升至 20.8%。主要系数如下（详见表 3）：

$$\hat{\beta}_3 = -36.50 \ (p = 0.001), \quad \hat{\beta}_4 = -37.83 \ (p < 0.001),$$

表明在控制练习量后，当前年龄和起步年龄每增加 1 岁，平均 Rating 降低约 36-38 分，进一步支持“早起步”假说。

多重共线性 注意到 current_age 与 start_age 高度相关，模型的条件数很大，提示存在较强多重共线性。但两者系数方向一致，且统计显著，说明二者均能捕捉到年龄对评分的负向影响。

Table 3: 模型 M1 回归结果（含年龄变量）

	Coef.	<i>p</i> -value
Intercept	1.585×10^4	< 0.001
play_time_month	15.97	< 0.001
play_count	0.1003	< 0.001
current_age	-36.50	0.001
start_age	-37.83	< 0.001
R^2	0.208	
Adj. R^2	0.199	
ΔR^2	0.036	

6.3 交互效应模型（M2）

最后在 M1 中加入“起步年龄 \times 总投入次数”交互项，以检验“早起步”是否增强练习收益：

$$\begin{aligned} \text{player_rating}_i = & \beta_0 + \beta_1 \text{play_time_month}_i \\ & + \beta_2 \text{play_count}_i + \beta_3 \text{current_age}_i + \beta_4 \text{start_age}_i \\ & + \beta_5 (\text{start_age}_i \times \text{play_count}_i) + \varepsilon_i. \end{aligned}$$

交互项系数 $\hat{\beta}_5 = -0.0426$ ($p = 0.002$)，显著为负，表明当起步年龄越高时，每增加一次游玩次数带来的评分增益越小，即“早起步”的玩家不仅基线更高，且练习效率更优（表 4）。

Table 4: 交互模型 M2 回归结果

	Coef.	<i>p</i> -value
Intercept	1.454×10^4	< 0.001
play_time_month	11.43	0.001
play_count	0.9108	< 0.001
current_age	-0.743	0.962
start_age	-1.696	0.913
start_age:play_count	-0.0426	0.002
R^2	0.236	
Adj. R^2	0.225	

小结：

- 基准模型确认了练习量对 Rating 的显著正效应；
- 加入年龄变量后，起步年龄和当前年龄对评分均有显著负效应， $\Delta R^2 = 0.036$ ；
- 交互分析表明，“起步年龄”还能调节练习收益，进一步佐证“年龄天赋”在音游表现中的重要作用。

7 随机森林特征重要度

为了补充 OLS 回归的线性假设，本研究进一步使用随机森林回归对玩家 Rating 进行预测，并评估各特征的重要度。输入变量包括累计游玩月份 (play_time_month)、总游玩次数 (play_count)、当前年龄 (current_age)、起步年龄 (start_age)、月均游玩次数 (plays_per_month) 与年均游玩次数 (plays_per_year)。模型采用 500 棵树的随机森林，5 折交叉验证下平均 $R^2 = 0.591$ ，表明非线性模型对 Rating 的解释力远超线性回归。

Table 5: 随机森林特征重要度

特征	相对重要度	排名
play_count	0.719	1
start_age	0.110	2
current_age	0.072	3
plays_per_month	0.036	4
plays_per_year	0.036	5
play_time_month	0.027	6

从表 5 可见，总游玩次数 (**play_count**) 以 71.9% 的相对重要度遥遥领先，凸显了投入量对最终表现的主导作用；其次是起步年龄 (**start_age**) 与当前年龄 (**current_age**)，合计占比约 18%，验证了年龄因素在控制练习量后仍具有显著影响；月/年均游玩频率和 累计时长的重要度较低。该结果进一步支持：

- 练习量（尤其是总次数）是提高 Rating 的关键驱动；
- 年龄相关变量在非线性框架中仍贡献明显，且排名仅次于练习量；
- 频率指标与时长在总体模型中的解释力相对有限（省流：虽然总体 PC 越多分越高，但是并没有“推越多打越好”）。

综合 OLS 与随机森林分析，可得结论：练习量是决定音游水平的首要因素，而年龄天赋（起步年龄与当前年龄）在去除练习量影响后依然对表现有中等效应，且二者在非线性模型中保持稳定的重要度排序。

7.1 主观天赋认知与实际表现

图 6 展示了根据玩家对“年龄天赋”重要性的主观认知 (Question1) 将样本分为“重要”、“不重要”与“存在但不重要”三组后，其 Rating 分布的箱型图。可以看到：

- 各组的中位数相近，大约位于 15 000-15 300 分之间，说明玩家的主观认知与其实际分数水平并无显著差异；
- “重要”组的中位数略高于“不重要”组，但与“存在但不重要”组相比差异不大；
- 三组的四分位距 (IQR) 和离群点分布也大致相当，进一步表明主观评价并不能有效预测玩家的实际表现。

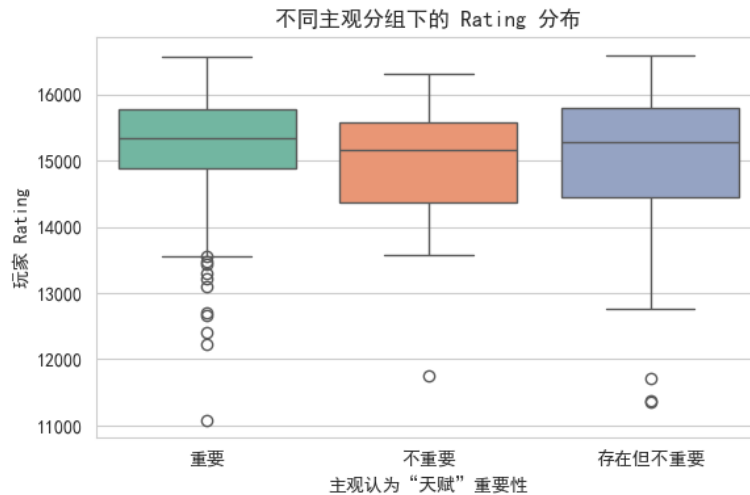


Figure 6: 不同主观分组下的玩家 Rating 分布

References

- [1] Bartholow, B. et al. Reaction Time and Skill Acquisition in Youth Sports. *J. Sports Sci.*, 2014.
- [2] Dodonova, Y. Age-Related Performance Curves in Professional Esports. *Frontiers in Psychology*, 2022.
- [3] Watanabe D., Savion-Lemieux T., Penhune V.B. (2007). The effect of early musical training on bimanual coordination and timing. *Brain and Cognition*, 64(2), 152-163.
- [4] Bailey J.A., Penhune V.B. (2013). A sensitive period for musical training: Contributions of age of onset and cognitive abilities. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1252, 163-170.
- [5] Thompson J.J., Blair M.R., Henrey A.J. (2014). Over the hill at 24: Persistent age-related cognitive-motor decline in reaction times in an action video game. *PLOS ONE*, 9(4), e94215.
- [6] Ericsson K.A., Krampe R.T., Tesch-Römer C. (1993). The role of deliberate practice in the acquisition of expert performance. *Psychological Review*, 100(3), 363-406.
- [7] Macnamara B.N., Hambrick D.Z., Oswald F.L. (2014). Deliberate practice and performance in music, games, sports, education, and professions: A meta-analysis. *Psychological Science*, 25(8), 1608-1618.
- [8] Güllich A. (2017). International medallists' and non-medallists' developmental sport activities-a matched-pairs analysis. *Journal of Sports Sciences*, 35(23), 2281-2288.
- [9] Vaeyens R., Lenoir M., Williams A.M., Philippaerts R.M. (2009). Talent identification and development programmes in sport: Current models and future directions. *Sports Medicine*, 39(9), 703-714.