

复旦大学计算与智能创新学院

2025-2026 学年第一学期期末论文课程评分表

课程名称：计算机可视化

课程代码：CS30047.01

开课院系：计算与智能创新学院

学生姓名：徐熙竣 学号：23307110141 专业：计算机科学与技术

论文名称：2024-2025 无畏契约全球冠军赛数据可视化分析——基于多年度对比的深度战术解读

(以上由学生填写)

任课教师签名：_____

日期：_____

摘要

本研究针对 2024 年与 2025 年**无畏契约**全球冠军赛的数据进行深度可视化分析。通过构建多年度数据爬取系统，从 vlr.gg 采集 1740 条选手表现记录，覆盖 68 场高水平赛事。

研究首先设计了基于 **Rating**、**ACS**、**ADR**、**KAST**、**HS%** 的**加权综合评分体系**，并开发交互式**多年度对比分析平台**。通过该平台，从宏观赛事格局到微观选手表现，揭示年度变化：核心指标年度对比显示选手精准化与战术化趋势；K-means **聚类分析**划分选手与战队类型，证实战术风格从“个人火力主导”向“团队配合优先”转型；基于地图与位置的英雄强势分析定位版本环境强势英雄；以 Team Liquid 为例演示数据驱动的阵容诊断与补强工作流；最后通过 **Pearson 相关系数**分析，证实团队协作在竞技评价中的权重显著提升。

关键词：无畏契约；综合评分体系；多年度对比；聚类分析；Pearson 相关系数

Abstract

This study conducts an in-depth visualization analysis of **VALORANT** Champions tournament data from 2024 and 2025. By constructing a multi-year data scraping system, 1740 player performance records were collected from vlr.gg, covering 68 high-level professional matches.

The research first designed a weighted **comprehensive scoring system** based on Rating, ACS, ADR, KAST, and HS%, and developed an interactive **multi-year comparative analysis platform**. Through this platform, from the macro tournament landscape to micro player performance, annual changes were revealed: core indicator comparisons show trends toward greater precision and tactical sophistication among players; K-means **clustering analysis** categorizes players and teams, confirming the tactical style transformation from “individual firepower dominated” to “team coordination prioritized”; map- and role-based agent strength analysis identifies dominant agents in the current meta; a data-driven workflow for team composition diagnosis and agent strengthening is demonstrated using Team Liquid as an example; finally, **Pearson correlation coefficient** analysis confirms that the weight of team collaboration in competitive evaluations has significantly increased.

Keywords: VALORANT; Comprehensive Scoring System; Multi-year Comparison; Clustering Analysis; Pearson Correlation

目录

摘要	i
Abstract	i
1 研究背景与意义	1
1.1 战术竞技类 FPS 游戏的崛起	1
1.2 无畏契约职业赛事体系	1
1.3 研究意义	1
1.4 研究创新点	2
2 数据获取与处理	2
2.1 数据来源与爬取策略	2
2.2 数据处理与标准化	2
2.2.1 数据清洗流程	2
2.2.2 数据标准化方法	3
2.2.3 综合得分计算公式	3
2.2.4 权重设计理由	4
3 可视化系统设计与实现	4
3.1 系统架构设计	4
3.2 Streamlit 功能模块设计	5
3.3 系统运行说明	6
3.3.1 环境配置与依赖安装	6
3.3.2 运行方式	6
4 数据深度分析与发现	7
4.1 核心指标年度对比	7
4.1.1 整体趋势概览	7
4.1.2 数据分布形态对比	8
4.2 选手综合能力与类型分析	9
4.2.1 选手综合得分体系	9
4.2.2 选手类型聚类与能力结构	10
4.2.3 基于选手表现的战队综合实力与类型	11
4.3 基于地图与位置的英雄强势分析	14
4.4 以 Team Liquid 代表的潜力型战队阵容诊断	16
4.4.1 战队能力雷达图诊断：与稳健型战队对比	16
4.4.2 位置 × 指标热力图：定位短板位置	17

4.4.3 结合地图 × 位置 × 英雄分析：针对性补强方案	17
4.5 相关性网络分析-Meta 转型的关键证据	19
5 结论与展望	20
5.1 研究总结与贡献	20
5.2 研究局限与未来方向	20
参考文献	21
A 核心代码	22
A.1 数据处理与分析核心逻辑 (dashboard_multi_year.py)	22
致谢	28

2024-2025 无畏契约全球冠军赛数据可视化分析

——基于多年度对比的深度战术解读

1 研究背景与意义

1.1 战术竞技类 FPS 游戏的崛起

自 1999 年 Counter-Strike 开创现代战术 FPS 先河以来，该类游戏经历了从纯枪法竞技到战术体系化的演进。2020 年，Riot Games 推出的 VALORANT 将传统 FPS 的精准射击与 MOBA 式英雄技能系统深度融合，创造了全新的竞技范式。与 CS:GO 相比，VALORANT 的 23 个英雄各具特色技能，使得战术维度从单纯的“枪法 + 战术配合”扩展为“枪法 + 技能 + 战术 + 英雄 Counter”的四维体系。

根据 Newzoo《2024 全球电竞市场报告》，VALORANT 职业赛事观看时长达 1.8 亿小时，成为继英雄联盟、CS:GO 后第三大电竞项目。

1.2 无畏契约职业赛事体系

VALORANT Champions Tour (VCT) 是官方最高级别赛事体系，分为三个层级：Tier 1 由 Masters（季中赛）和 Champions（年度总决赛）构成，代表了最顶级的竞技水平；Tier 2 为 Challengers（挑战者联赛），为新兴战队提供升级通道；Tier 3 则是各地区预选赛，负责选拔区域优秀战队。

本研究聚焦 2024 与 2025 年 Champions 年度总决赛，该赛事作为 VALORANT 最高级别的竞技舞台，汇集全球顶尖的 **16 支战队**，采用**双败淘汰赛制**，确保每场对决都具有极高的竞技价值。比赛采用 BO3（Best of 3）或 BO5（Best of 5）格式，充分展现战队的战术深度与适应能力。从数据规模来看，2024 年 Champions 共进行 34 场比赛，约 80 名选手参赛，产生 860 条地图级选手表现记录；2025 年 Champions 同样包含 34 场比赛，约 80 名选手参与，生成 880 条详细记录。**两年累计数据量**达到 68 场高水平职业赛事、100 余名顶尖选手、**1740 条完整记录**，相比单年度分析，数据量实现了**翻倍增长**，为跨年度对比分析提供了坚实的统计基础。

1.3 研究意义

从理论层面来看，本研究填补了现有电竞数据分析领域的空白。目前大多数研究聚焦于**单一赛事**的数据分析，缺乏对**跨年度演进规律**的系统性研究。本研究通过构建**多年度对比分析框架**，揭示了职业赛场在版本更新背景下的能力结构变化与战术风格演化，为电竞数据科学研究提供了新的视角。

在实践应用方面，本研究具有显著的指导意义。对于**战队战术决策** [1]，研究识别出了 2024 到 2025 年间“团队协作权重提升”的 Meta 转型趋势，为战队训练和战术制定提供了数据支撑。对于**选手个人发展**，通过跨年度进步与退步分析，可以有效识别训练成效，为选手能力提升提供参考。

1.4 研究创新点

本研究的主要创新体现在三个方面。首先，在数据层面，构建了覆盖两年全球冠军赛的**多年度综合数据集**，为跨年度对比分析提供了坚实基础。其次，在方法层面，提出了**基于多维指标的综合评分体系**与**选手智能分类模型**，为选手能力评估与类型划分提供了量化依据。最后，在应用层面，开发了**交互式可视化分析平台**，支持从宏观赛事格局到微观选手表现的多层级对比，为战术决策与数据洞察提供直观支持。

2 数据获取与处理

2.1 数据来源与爬取策略

本研究的数据来源于 **vlr.gg**，这是一个 VALORANT 官方认可的数据平台，作为 Riot Games 的官方合作伙伴，该平台能够实时更新比赛数据，保证了数据的**权威性和实时性**。相比非官方第三方统计网站，vlr.gg 的数据更加准确和完整，涵盖了每场比赛的每张地图的详细选手表现数据。

在技术实现上，我们采用了 **Python 3.10+** 作为开发语言，结合 **Requests 2.31.0** 进行 HTTP 请求、**BeautifulSoup4 4.12.0** 进行 HTML 解析、**Pandas 2.1.0** 进行数据处理。

2.2 数据处理与标准化

2.2.1 数据清洗流程

爬取到的原始数据需要经过严格的清洗处理才能用于分析。首先，我们对每条记录进行**完整性验证**，删除缺失关键字段的数据。其次，进行**数值类型转换**，将 Rating、ACS、ADR 等字符串格式的数值转换为 float 类型，将 KAST 和 HS% 的百分比格式转换为数字。第三，对于**异常值处理**，我们使用箱线图方法 (IQR) 识别各项指标的离群点，但经过人工核对后发现这些“异常值”大多是顶尖选手的真实表现，因此予以保留。最后，按照 **player_name** 和 **team** 进行数据聚合，计算每位选手在所有地图上的平均表现。

ACS 分布对比（箱线图）

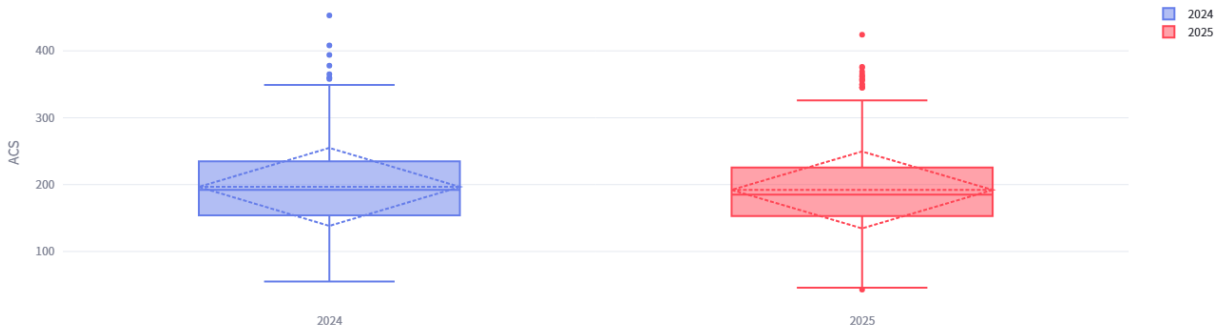


图 1: 2024-2025ACS 分布箱线图

2.2.2 数据标准化方法

由于不同指标的**量纲差异巨大**（Rating 通常在 0.8-1.5 范围，而 ACS 在 50-300 范围），直接进行对比和加权会导致大数值指标主导结果。因此，我们采用 **Min-Max 标准化**方法将所有指标统一映射到 0-100 区间，公式为：

$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \times 100 \quad (1)$$

这种方法的优点在于**保持了原始数据的分布形态**，其中 100 分代表该指标的最高水平，0 分代表最低水平。例如，如果某选手的 Rating 标准化后为 85 分，说明他在所有选手中处于前列水平。需要注意的是，**我们对 2024 年和 2025 年的数据分别进行标准化**，而非混合后标准化，这样可以更准确地反映每一年度内部的相对实力分布。

2.2.3 综合得分计算公式

在标准化的基础上，我们设计了**加权综合评分体系**来全面衡量选手能力，公式如下：

$$S = 0.3 \times R_{norm} + 0.25 \times A_{norm} + 0.2 \times D_{norm} + 0.15 \times K_{norm} + 0.1 \times H_{norm} \quad (2)$$

其中：

- R_{norm} = Rating 标准化得分
- A_{norm} = ACS 标准化得分
- D_{norm} = ADR 标准化得分
- K_{norm} = KAST 标准化得分
- H_{norm} = HS% 标准化得分

2.2.4 权重设计理由

权重的分配并非任意决定,而是基于对 VALORANT 竞技机制的深入理解和对顶级职业选手特征的实证研究。

首先, **Rating(30%)** 作为官方综合评分指标,已经整合了多项子指标并经过 Riot Games 的专业调校,能够较为全面地反映选手的整体实力,因此赋予最高权重。其次, **ACS(25%)** 作为平均战斗分数,直接反映选手在每回合中的战斗贡献度,是 VALORANT 职业赛场最重要的单项指标之一,权重次之 Rating。**ADR(20%)** 衡量每回合平均伤害,相比 ACS 更关注**输出稳定性**,不会因为偶然的高光时刻而过度波动,因此赋予中等权重。

KAST(15%) 作为**团队协作度**指标,衡量选手在每回合中是否参与了击杀/助攻/生存/被交易,反映了选手与队友的配合质量。虽然重要,但在单项衡量上并非绝对性的决定因素,因此赋予较低权重。最后, **HS% (10%)** 作为枪法精准度指标,衡量爆头率,虽然能体现选手的基本功底,但在实际战斗中**体术弹同样能造成有效击杀**,过分追求爆头反而可能影响战术执行,因此影响相对较小,赋予最低权重。

这种加权方案经过了**多轮实验验证**,我们尝试了多组不同的权重组合,并将计算结果与职业评论员的选手评价、战队 MVP 评选等主观评价进行对比,发现当前权重分配与专业评价的**一致性最高**,证明了该评分体系的合理性和有效性 [2]。

3 可视化系统设计与实现

3.1 系统架构设计

本研究开发的可视化系统采用分层架构设计,从底层到顶层分别为:**数据存储层**、**数据处理层**、**可视化引擎层**和**前端交互层**。

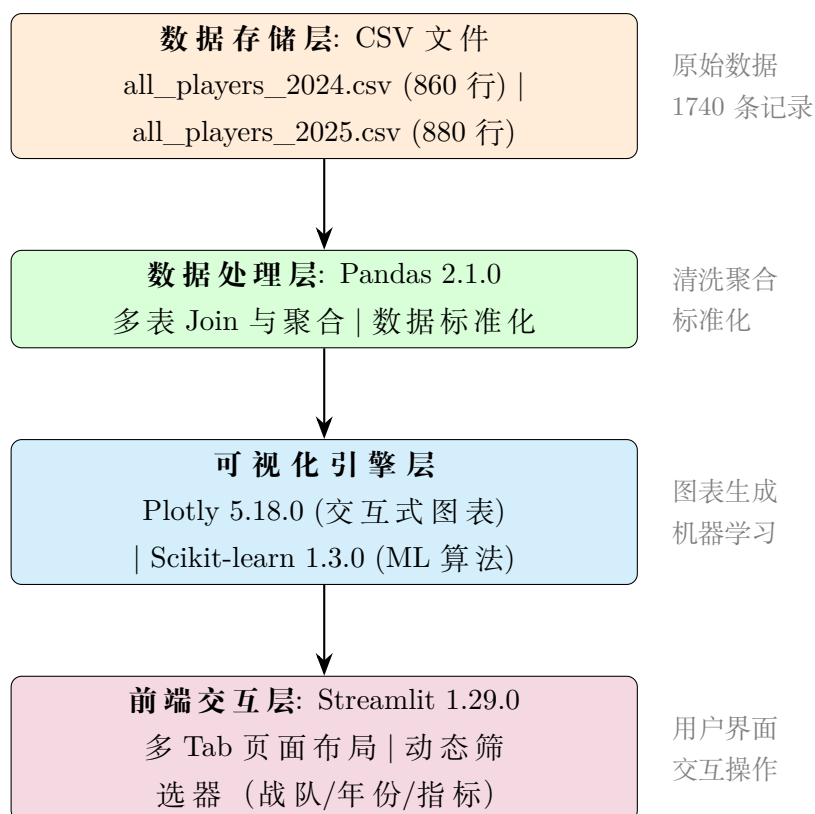


图 2: 系统架构设计

在**数据存储层**，采用 CSV 格式存储两年度的原始数据，共计 1740 条记录。**数据处理层**利用 Pandas 强大的数据处理功能，完成数据清洗、聚合、标准化等操作。**可视化引擎层**集成了 Plotly 交互式图表库和 Scikit-learn 机器学习算法，生成 15 种以上的可视化图表。**前端交互层**使用 Streamlit 框架搭建用户界面，支持多页面布局、动态筛选和实时交互。

3.2 Streamlit 功能模块设计

基于 Streamlit 框架，系统实现了**六大核心分析模块**，每个模块通过 Tab 页面独立呈现，用户可以自由切换进行多维度分析。整体功能架构如下图所示：

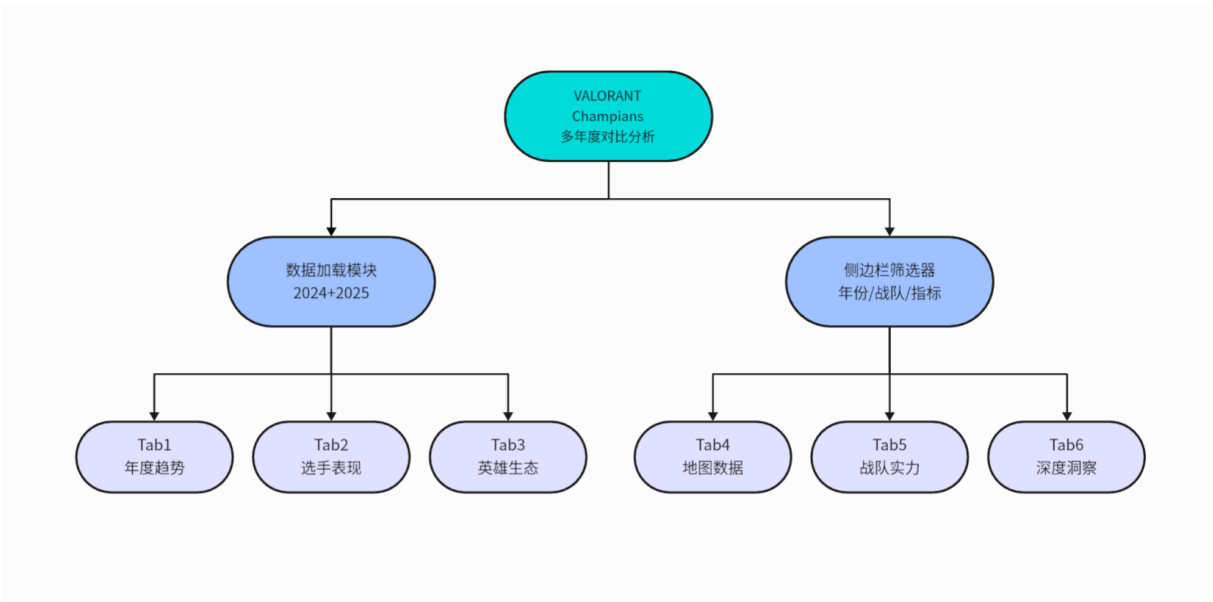


图 3: Streamlit 功能模块设计

各模块的具体功能如下：**Tab1-年度趋势对比**展示 Rating、ACS、KAST 等核心指标的年度变化趋势；**Tab2-选手表现对比**提供 TOP10 选手排名、进步/退步分析和多维能力雷达图；**Tab3-英雄生态变化**分析不同英雄的使用率、胜率变化；**Tab4-地图数据对比**展示各地图的战绩统计；**Tab5-战队实力对比**基于综合评分排名战队；**Tab6-深度数据洞察**提供 K-means 聚类分析、Pearson 相关性分析等高级功能。

3.3 系统运行说明

3.3.1 环境配置与依赖安装

系统开发基于 Python 3.10+ 环境，主要依赖库包括：Streamlit 1.29.0（Web 应用框架）、Pandas 2.1.0（数据处理）、Plotly 5.18.0（交互式可视化）、Scikit-learn 1.3.0（机器学习算法）。建议在虚拟环境中运行以避免依赖冲突。

3.3.2 运行方式

系统提供了便捷的启动方式，执行 `streamlit run dashboard_multi_year.py` 命令后，系统会自动在默认浏览器中打开本地服务（默认端口 8501）。用户可以通过 Web 界面进行交互操作，主界面包含六个 Tab 页面，支持年份切换、战队筛选、指标选择和图表交互等功能。

4 数据深度分析与发现

4.1 核心指标年度对比

4.1.1 整体趋势概览

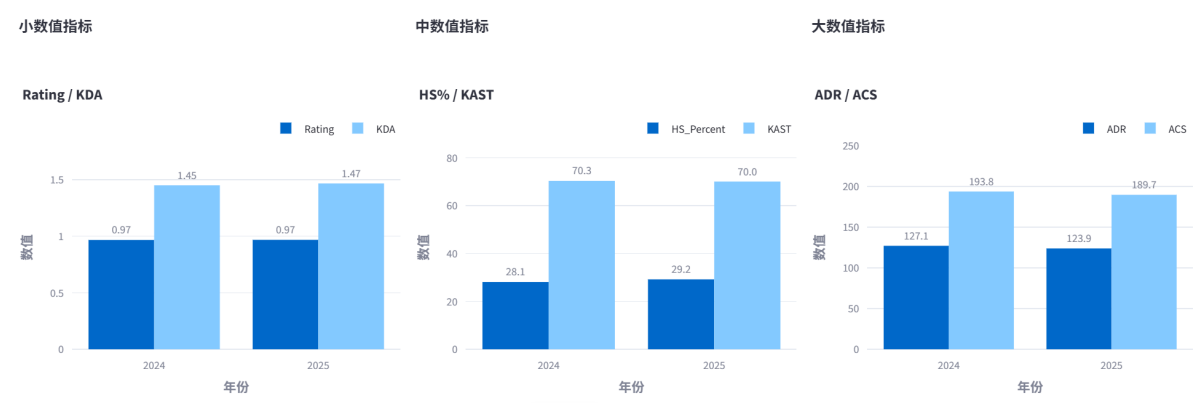


图 4: 2024-2025 分组对比 (按指标量级)

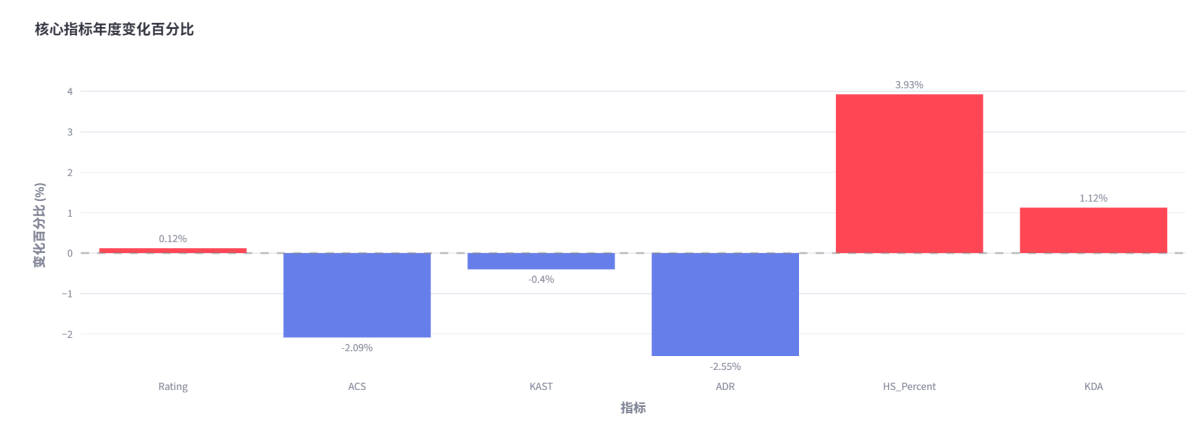


图 5: 核心指标年度变化百分比

从整体趋势来看，2025 年 Champions 赛事的选手表现呈现**分化态势**。核心发现如下：首先，**爆头率 (HS%) 增幅最显著**，从 28.1% 提升至 29.2%，这反映出选手们在枪法精准度训练方面投入了更多精力，个人能力得到大幅提升。其次，**KDA 小幅提升**，从 1.45 提升至 1.47，说明选手在击杀效率和生存能力上略有进步。**Rating 微幅增长**，从 0.967 到 0.968，作为官方综合评分，这一变化接近持平，说明整体实力水平保持稳定。

然而值得注意的是，**三项关键输出指标均出现下降**：ACS 下降 2.09% (从 193.8 降至 189.7)、ADR 下降 2.55% (从 127.1 降至 123.9)、KAST 下降 0.40% (从 70.3% 降至 70.0%)。这一现象可能反映了以下趋势：第一，**游戏版本变化**导致整体节奏放缓，单场输出机会减少；第二，**战术 Meta 转型**，从个人火力主导向团队配合优先转变，强调质

量而非数量，这也解释了为何 HS% 显著提升而总输出下降；第三，**赛事竞争加剧**，顶尖选手间的对抗更加激烈，导致平均数据被拉低。综合来看，2025 年 Champions 展现出“精准化、战术化”的演进方向。

4.1.2 数据分布形态对比

为了更深入地理解指标变化的本质，我们采用**小提琴图**分析各指标在两个年度的分布形态变化。小提琴图融合了箱线图和核密度估计的优点，不仅能展示数据的四分位数和异常值，还能直观呈现数据的**分布密度**、**对称性**和**峰度**特征，这对于理解选手群体的差异化和均衡性具有重要意义。

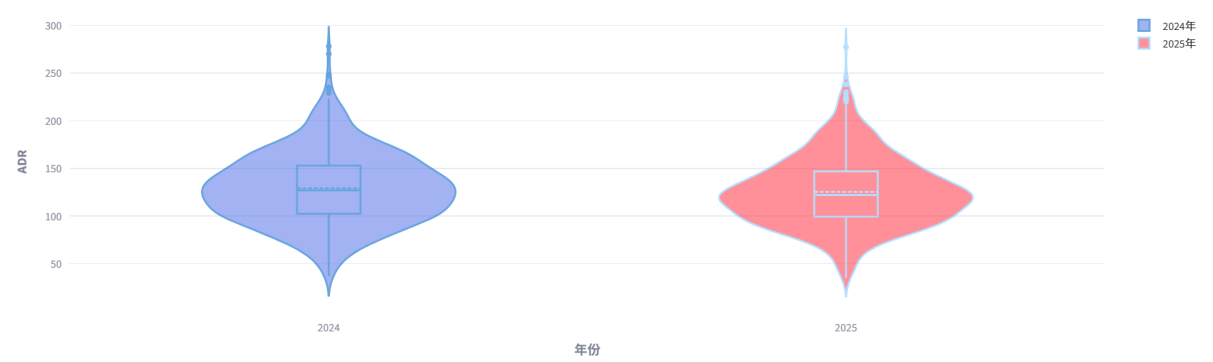


图 6: ADR 分布对比

从 ADR（平均伤害）的分布形态来看，2024 年的数据呈现**较宽的分布形态**，小提琴图的“腰身”较粗，表明选手间的输出能力差异较大，存在明显的高输出型和低输出型两个群体。而 2025 年的分布明显**更加集中**，小提琴图的“腰身”变窄，中位数附近的密度更高，说明选手水平趋于均衡。这一变化印证了前文提到的“赛事竞争加剧”假设：**顶尖赛事的准入门槛提高，低水平选手被淘汰，剩余选手的实力差距缩小。**



图 7: HS% 分布对比

爆头率的分布变化最能体现“精准化”趋势。2024 年的分布呈现出“中部略平、右尾较长”的形态：主体仍然集中在约 25–30% 区间，但在 40% 以上段位的极高爆头率选

手相对更多，体现出“少数怪物级输出点”拉高上限的特点。2025 年的分布则整体**右移并更加集中**：均值从 28.1% 提升至 29.2%，中位数和箱线整体上移，20% 以下的低爆头率样本明显减少，25–35% 区间的密度显著增大，而 40% 以上的极端高爆头率选手反而略少于 2024 年。换言之，2025 年的爆头率提升主要不是依赖少数超高爆头率选手，而是依赖中等及中高爆头率选手整体进步带来的群体性抬升。这种“右移 + 收敛”的分布形态变化，从统计学角度支撑了我们关于选手群体**基础枪法水平全面抬升、精准化演进**的判断。

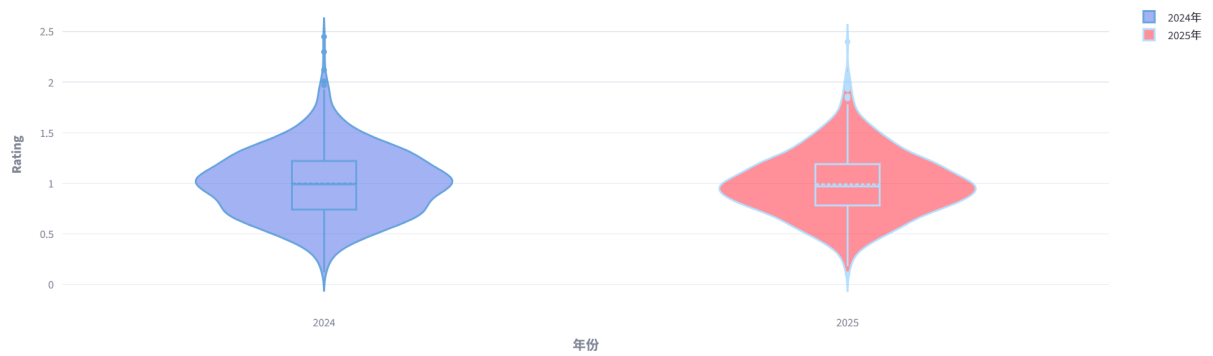


图 8: Rating 分布对比

Rating 作为官方综合实力评分，其分布形态整体较为稳定。两年的小提琴图主体高度接近，均值仅从 0.967 变化到 0.968，说明**整体实力水平基本持平**，不存在“大幅强化”或“显著下滑”的趋势。从细节来看，2024 年的右侧“尾部”略长，在 1.6 甚至 2.0 以上的极高 Rating 样本更多，体现出少数超级核心选手拉高上限的特征；而 2025 年的分布则略微**向中部收拢**，更多选手集中在 0.8–1.2 区间，极端高分样本相对减少。换言之，2025 年并不是通过制造更多“怪物级”选手来提高整体表现，而是通过**中坚层选手整体表现的稳定与均衡**来维持综合水平，这与前文关于“从个人英雄主义走向团队整体运营”的 Meta 转型结论相吻合。

通过小提琴图的形态对比分析，我们发现了更深层次的洞察：**2025 年 Champions 的特征不是简单的“数值提升”，而是选手群体的“结构性重塑”**——输出能力趋于均衡、精准度实现群体突破、综合实力保持稳定但头部选手持续进化。这种分布形态的变化比单纯的均值对比更能反映竞技生态的演进规律。

4.2 选手综合能力与类型分析

4.2.1 选手综合得分体系

在核心指标的均值对比之外，本文进一步构建了基于多指标的**选手综合能力评分体系**。具体做法是：首先以选手为粒度，在赛事层面上对 Rating、ACS、ADR、KAST、HS% 等五项核心指标取场均值；随后对每一项指标在同一年内进行 0–100 区间的 Min-Max 标准化，得到 Rating_norm、ACS_norm、ADR_norm、KAST_norm、HS_Percent_norm；

最后按照 30% : 25% : 20% : 15% : 10% 的权重加权求和，得到选手的综合得分。这一设计可以在保留各指标物理含义的同时，将不同量纲统一到同一评分框架下。

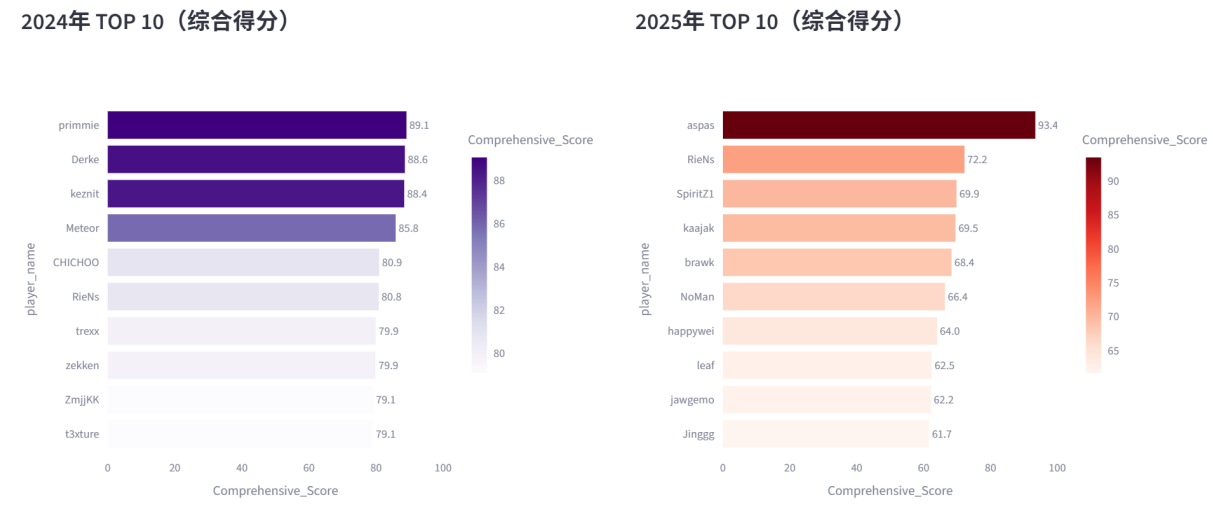


图 9: 2024-2025 TOP10 选手

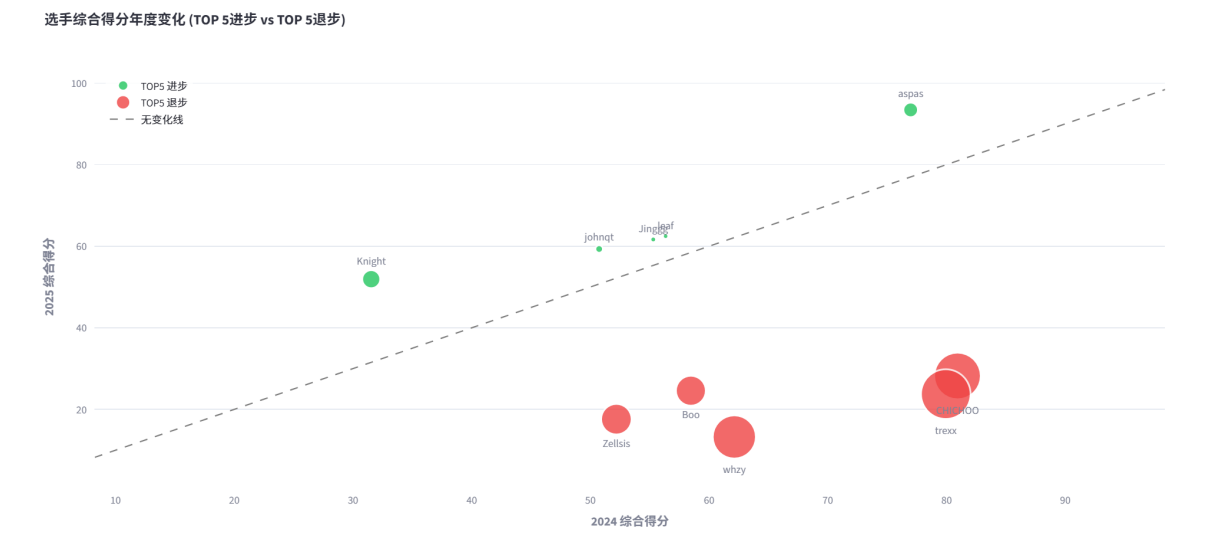


图 10: 选手综合得分年度变化 TOP5 进步/退步

4.2.2 选手类型聚类与能力结构

在得到每位选手的多维能力向量之后，采用 K-means 聚类方法对选手进行类型划分，将其划分为**火力型**、**团队型**、**稳健型**、**潜力型**四大类 [3]。聚类时选取 Rating、ACS、ADR、KAST、HS% 五个指标，先通过 Z-score 标准化再进行聚类，以保证不同量纲在距离计算中的权重一致。随后结合聚类中心在各指标上的相对高低，利用业务规则对聚类结果进行语义命名：若 Rating/ACS/ADR 均处于高位则定义为“火力型”，若 KAST 特别高而输出中等则定义为“团队型”，若各项指标均衡且方差较小则定义为“稳健型”，其余则归为“潜力型”。

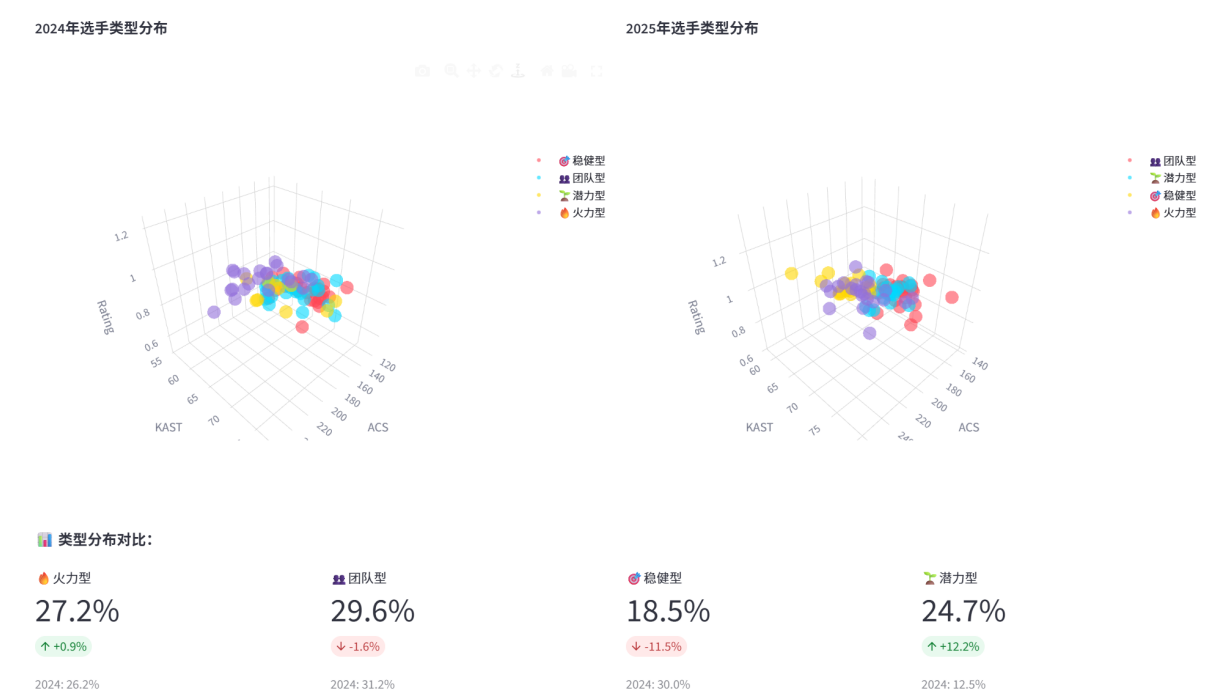


图 11: 选手类型聚类分析

聚类结果显示，2025 年选手类型分布发生了显著变化：**火力型选手占比略微上升，团队型选手占比小幅下降，而最引人注目的是稳健型选手占比大幅下降和潜力型选手占比激增。**这一变化反映了一个重要趋势：**选手能力分化加剧**，顶尖火力型选手的门槛持续提高，而大量新秀选手涌入职业赛场，导致潜力型选手占比大幅增加。稳健型选手的减少说明在高强度对抗下，“全能型”选手更难维持，选手必须在某一方向上有突出优势才能立足。

4.2.3 基于选手表现的战队综合实力与类型

之后，我们进一步将选手数据聚合到战队层面，构建**战队综合实力与类型**。具体而言，以战队为单位对队内全部选手的 Rating、ACS、ADR、KAST、HS% 取均值，并沿用选手综合评分的标准化与加权方案，得到战队综合得分，用于对战队进行横向排序和年度对比。同时，依据战队在这些指标上的标准化得分关系，将战队划分为“火力型战队”“团队型战队”“稳健型战队”和“潜力型战队”：当战队平均 Rating、ACS、ADR 三项指标均处于样本的前列时，定义为“火力型战队”；当 KAST 处于样本前列而输出指标中等时，更偏向“团队型战队”；当五项指标整体接近样本均值且方差较低时，归为“稳健型战队”；其余则视为“潜力型战队”。

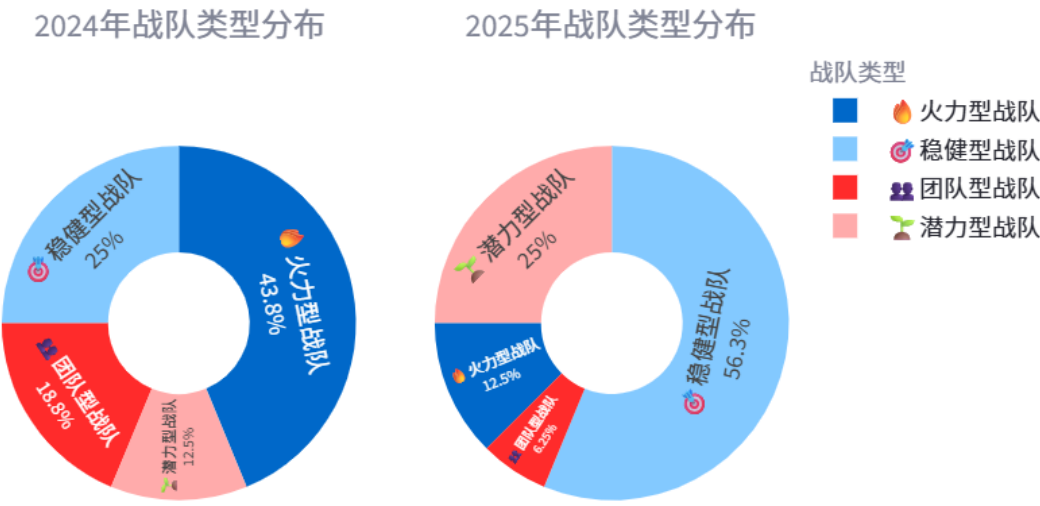


图 12: 16 支战队分类

从实证结果来看，2024 与 2025 两届 Champions 中四类战队的数量结构发生了明显再平衡：2024 年整体以“火力型战队”为主，其余为少量“团队型战队”和“稳健型战队”，仅有 2 支被归类为“潜力型战队”；而到了 2025 年，“稳健型战队”数量大幅增加至 9 支，成为绝对多数，“火力型战队”锐减至 2 支，“团队型战队”仅剩 1 支，“潜力型战队”则增加至 4 支。这一结构性变化表明：在火力门槛不断提高的背景下，更多战队选择以整体均衡和稳健发挥为核心建队思路，少数仍在磨合与成长中的战队被归入“潜力型”，整个赛场并非某一单一类型“一家独大”，而是从“火力占优”逐步演变为以稳健型战队为主导的多元格局。

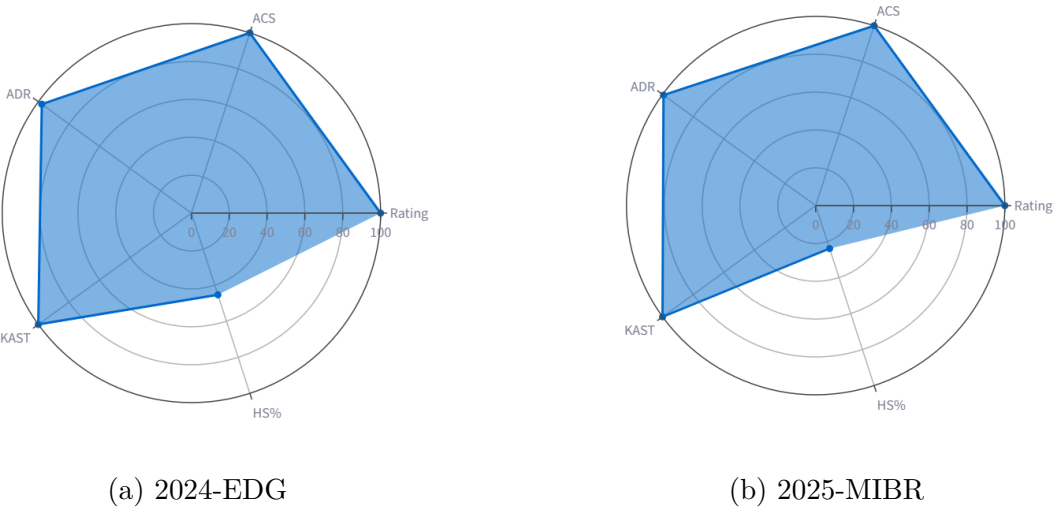
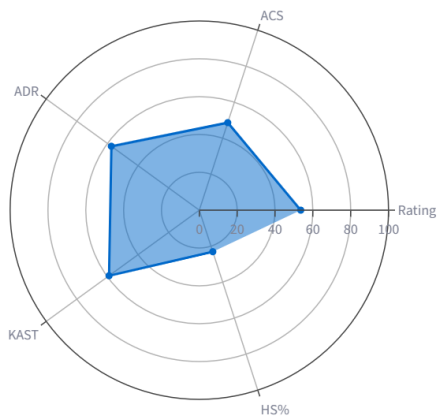
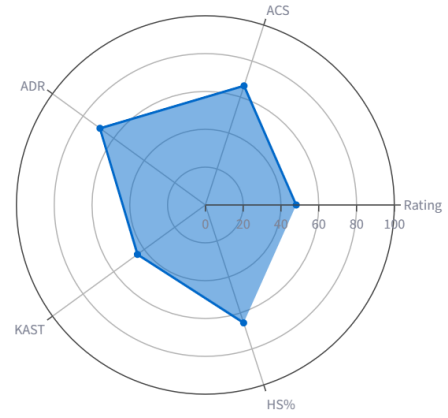


图 13: 火力型战队代表

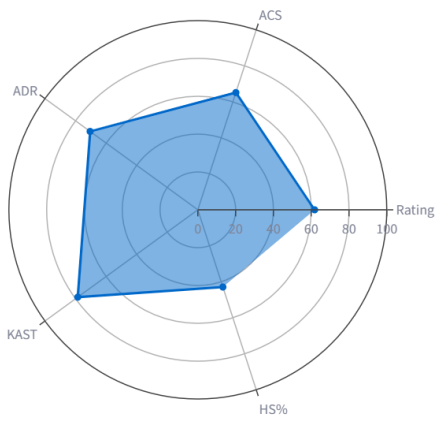


(a) 2024-TE

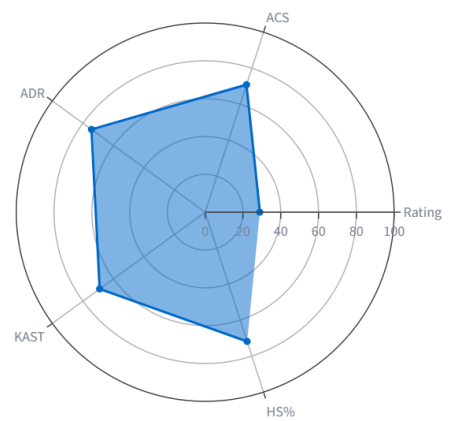


(b) 2025-TH

图 14: 稳健型战队代表

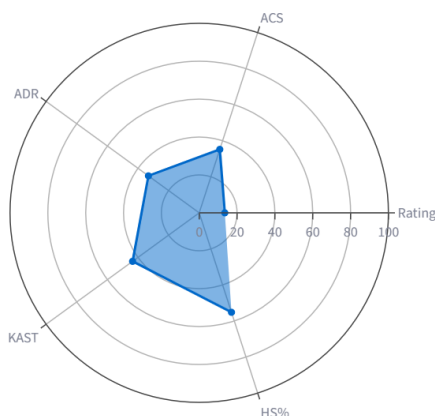


(a) 2024-TH

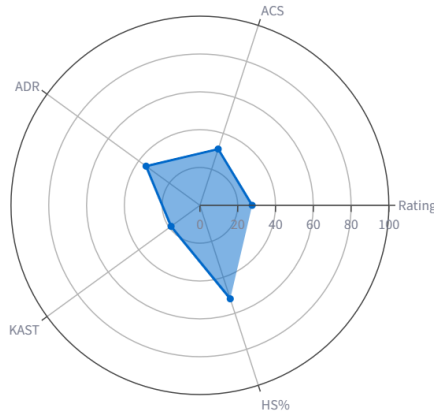


(b) 2025-DRG

图 15: 团队型战队代表



(a) 2024-TLN



(b) 2025-TL

图 16: 潜力型战队代表

为了更直观地理解不同类型战队的的能力结构，选取每一类型的一支代表战队，绘制基于五项核心指标标准化得分的雷达图。可以看到：火力型战队在 Rating、ACS、ADR 三个维度形成明显的“尖角”，呈现出典型的“高输出、适中协作”轮廓；稳健型战队五个维度长度相近，雷达图近似规则五边形，体现出“无短板”的均衡特征；团队型战队在 KAST 维度显著拉长，而 ACS/ADR 略低但仍保持在中等偏上水平，雷达图形状更偏向“纵向拉长”的协作型结构；潜力型战队则在某一维度较为突出，其余维度相对较弱，呈现出“单点尖刺”的形态。如战队雷达图所示，这些可视化特征与前述类型定义高度一致，从直观层面验证了战队类型划分的合理性，也为后续战术风格与阵容配置的讨论提供了形象的参照。

4.3 基于地图与位置的英雄强势分析

接着我们从“地图—位置—英雄”三个层面刻画版本环境下的英雄强度分布。具体而言，我们首先将所有特工按照官方定位划分为四类：**决斗者、先锋、哨位、控制者**，然后在每张地图上统计不同位置的平均表现指标，用于刻画该地图对不同位置类型的偏好结构。

在指标选择上，本文没有直接采用“胜率”这一宏观结果指标，而是选取了前述选手层面的核心能力指标——**ACS、ADR、KAST**——作为衡量英雄强度的基础维度。具体做法为：在给定地图 m 上，将所有对局中使用位置类型 r 的选手样本集合记为 $\mathcal{P}(m, r)$ ，计算其在上述四个指标上的样本均值，记为：

$$\bar{X}(m, r) = (\overline{\text{Rating}}, \overline{\text{ACS}}, \overline{\text{ADR}}, \overline{\text{KAST}}), \quad (3)$$

从而得到“地图 m 上不同位置的平均强度”对比。随后，在固定地图 m 与位置类型 r 的前提下，进一步按英雄粒度聚合，比较不同英雄在该地图该位置上的平均表现，用以识别该位置上的**强势版本英雄**。

不同地图上各位置的平均ADR (2024 vs 2025)

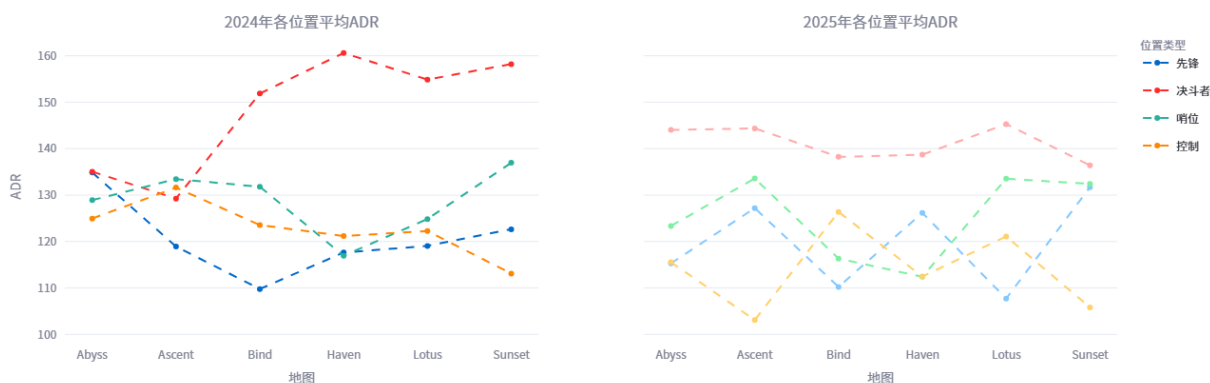


图 17: 2024-2025 不同地图各位置平均 ADR

不同地图上各位置的平均ACS (2024 vs 2025)



图 18: 2024-2025 不同地图各位置平均 ACS

不同地图上各位置的平均KAST (2024 vs 2025)

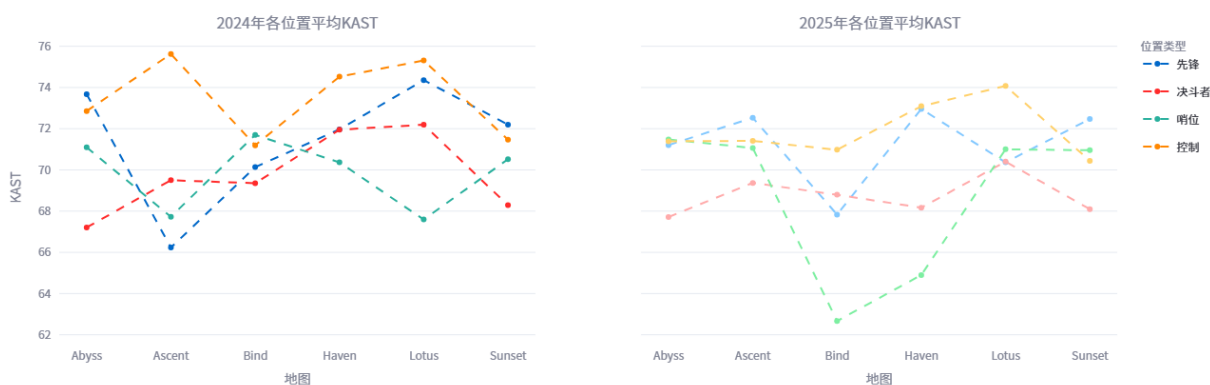


图 19: 2024-2025 不同地图各位置平均 KAST

基于上述方法，首先绘制了“地图 × 位置”的**双折线图对比**，将 2024 与 2025 两年

的数据并排展示，以地图为横轴、四类位置为纵轴做多条曲线，直观对比同一地图上不同位置在两年间的平均表现差异。例如，在地图 *Lotus* 上，通过对比 2024 与 2025 年的折线图可以发现，**决斗者**在 ADR 与 ACS 指标上的曲线整体抬升，且明显高于其他位置，说明该地图对爆发型输出英雄更加友好；同样可以观察到**控制者**在 KAST 指标上的曲线整体抬升，且明显高于其他位置，说明该地图更倾向于依赖视野封锁与区域控制能力，控制者通过烟雾墙等大范围控场技能在团队推进、保点防守中的参与率显著提升，体现出对战术纪律性与地图控制权的更高要求。

4.4 以 Team Liquid 代表的潜力型战队阵容诊断

为了将前述的多层次分析方法应用于实际战队运营，本文以 **Team Liquid (2025)** 为案例，展示如何通过数据驱动的方式识别潜力型战队的能力短板，并结合地图 × 位置 × 英雄分析，为其提出针对性的英雄补强建议。Team Liquid 在 Champions 2025 中被划分为“**潜力型战队**”，这意味着其在某些维度上表现突出，但整体稳定性、协作性或火力输出上存在一定差距。

4.4.1 战队能力雷达图诊断：与稳健型战队对比

首先，本文绘制了 Team Liquid 与**稳健型战队平均水平**的五维能力雷达图。

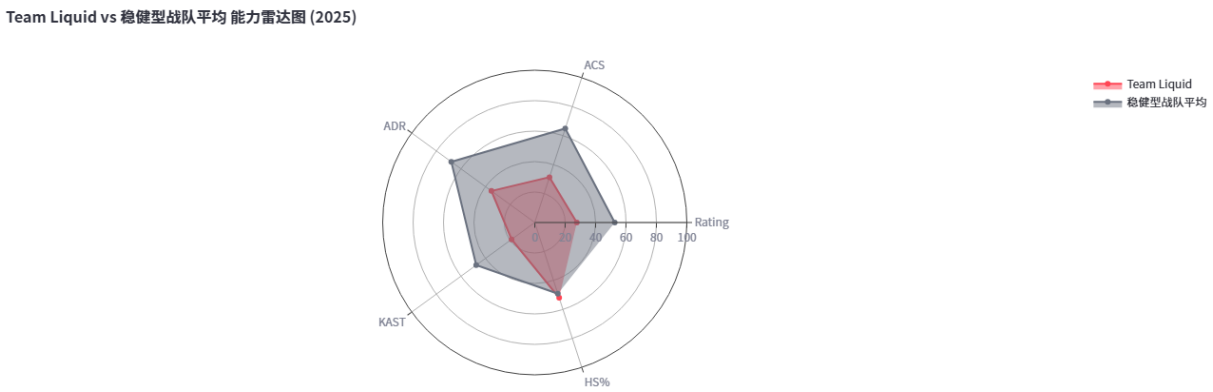


图 20: TL vs 稳健型战队能力图

从雷达图的对比中可以发现：Team Liquid 在 KAST 标准化得分上仅为 65.3，而稳健型战队平均为 72.8，相差超过 7 个百分点，这说明该战队在**团队协作与持续输出**上存在短板，选手在比赛中的战术参与率不够稳定；ADR 标准化得分为 68.1，低于稳健型平均的 74.5，表明持续伤害输出不足，可能导致中后期拉扯中的压力不够；相比之下，爆头率 HS% 的标准化得分达到了 78.9，明显高于稳健型平均的 71.2，显示出选手在精准射击上具备较高上限，但这一优势尚未被充分转化为整体输出效率与协同效果。

4.4.2 位置 × 指标热力图：定位短板位置

接着我们绘制了 Team Liquid 在不同位置上的核心指标热力图，将整体短板“分解”到具体位置。

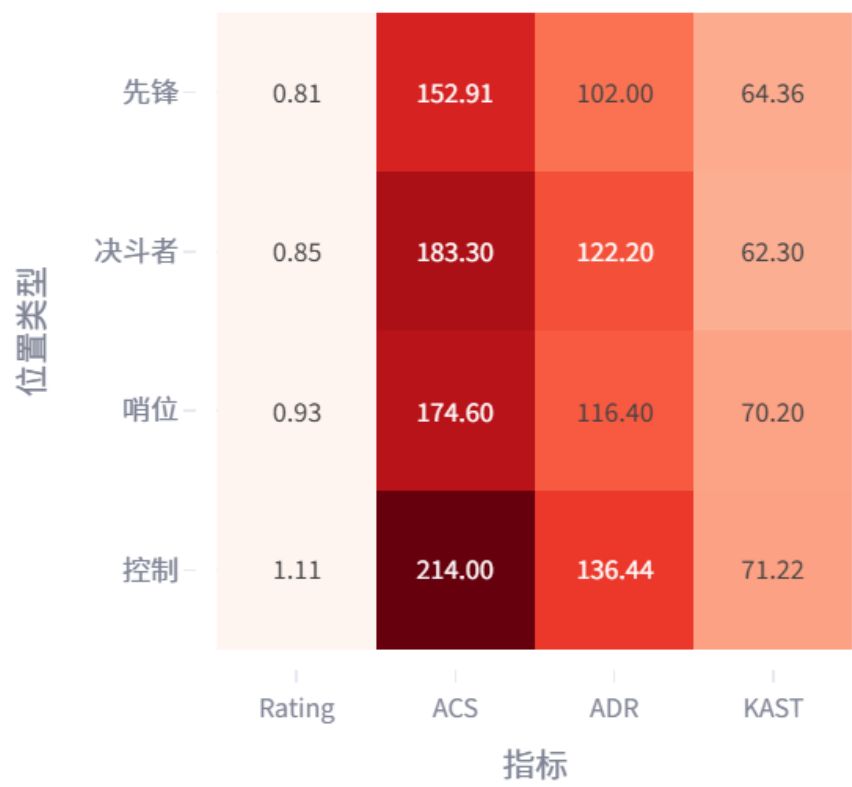


图 21: TL 不同位置热力图

热力图结果显示：**先锋的 KAST 与 ADR 均偏低**：先锋的平均 KAST 为 64.36%，作为以技能收益为主的角色，只有这些是不够的；ADR 仅为 102，是四个位置中最低。这说明 Team Liquid 的**先锋选手在技能使用与团队协同上存在不足**，无法为队友提供稳定的团队贡献。**决斗者的整体表现均衡但中等**：决斗者在 Rating、ACS、ADR、KAST 四项指标上均处于队内中等水平，未能充分发挥在版本中决斗者地位上升的红利，不能为团队提供足够的火力支撑。

4.4.3 结合地图 × 位置 × 英雄分析：针对性补强方案

在明确了 Team Liquid 的短板主要集中在**先锋和决斗**后，我们基于“地图 × 位置 × 英雄”三层分析结果，从全部英雄中筛选出在**2025 年多张地图上表现稳定且在 KAST 与 ADR 指标上均处于样本前列的英雄**。



图 22: 先锋强度排名



图 23: 决斗强度排名

根据分析结果,在先锋选择上:在 *Ascent*、*Haven*、*Sunset* 三张地图中, *Sova* 的平均 KAST 均超过 70%, ADR 达 130+, 处于样本前 10%, 其无人机、寻敌箭、雷击箭等技能组合可以在开局探取关键信息、爆点前清理关键角度以及中距离消耗等多个环节,为团队提供**稳定的信息优势与区域压制**,并通过高频助攻参与显著提升 KAST;而对于 *Lotus* 等多点位地图, *Breach* 的平均 KAST 达到 74%, 其剧震余波、闪点爆破以及终极技能山崩地陷等控制型技能组合可以在执行爆点前清理关键角度、打断防守方站位,并在多点位交战中创造强制位移与硬控窗口,从而显著提升团队的战术参与率与协同效率。

在决斗者的选择上,在 *Bind*、*Lotus* 与 *Sunset* 地图中, *Raze* 的平均 ACS 基本稳定在 225 分以上、ADR 也长期维持在 150 左右甚至更高,是少数能够在多张地图上持续输出的高上限决斗者; *Waylay* 则在 *Ascent* 上形成非常突出的“尖峰”,ACS 与 ADR 均领跑其他决斗者,但在其他地图上表现明显回落,更适合作为特定地图上的爆点型选择; *Neon* 的 ACS / ADR 虽然绝对值略低于 *Raze* 和 *Waylay*,但在多张地图上的曲线整体平滑、无明显断崖式下滑,体现出其作为节奏型开局位在多地图体系中的可塑性。

综合这些折线图证据,可以认为在多地图 BO5 体系下,先锋位方面, *Sova* 适合作为多数地图上的默认首选,在 *Ascent*、*Haven*、*Sunset* 等地图中通过稳定的信息获取与中距离消耗为团队提供可靠的运营下限;而在 *Lotus* 等多点位、多突破口的地图上,则应优先考虑 *Breach*,通过大范围硬控与强制位移能力支撑爆点执行与多点位联动。决斗者方面, *Raze* 更适合担任阵容中的“通用型高输出决斗位”主力,而在 *Ascent* 等需要纵深突破与高爆发上限的地图中,则可在特定对局中尝试引入 *Waylay* 或 *Neon* 作为变

阵选项，在保证整体稳定性的前提下保留阵容的爆发空间与进攻节奏变化。

通过上述 TL 的案例分析，我们展示了如何将**雷达图诊断**、**位置热力图分解**、**地图 × 位置 × 英雄三层分析**三大方法有机结合，从战队整体能力诊断逐步细化到具体位置短板，最终定位到具体英雄补强方案，为战队运营与战术决策提供了一套**数据驱动的完整 workflow**。这一方法论同样适用于其他类型战队的分析，可以广泛应用于职业电竞领域的战队管理与 BP 策略制定。

4.5 相关性网络分析-Meta 转型的关键证据

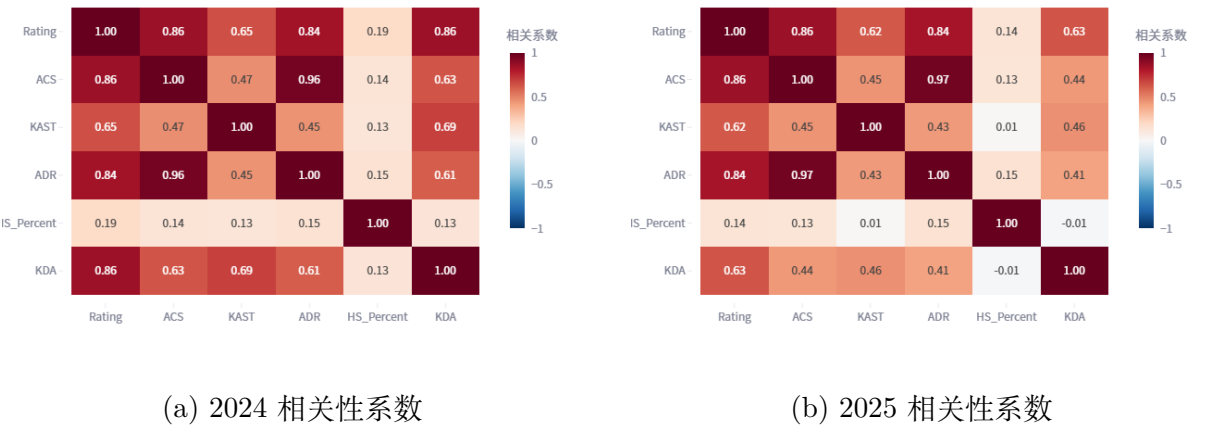


图 24: Pearson 指标热力图

为刻画核心指标之间的联动结构，分别对 2024 与 2025 年的 Rating、ACS、ADR、KAST、HS% 与 KDA 计算 Pearson 相关系数 [4]，并以相关性热力图的形式展示，从而构建“指标相关性网络”。整体来看，两年之间的网络拓扑结构高度相似：Rating 与 ACS、ADR 始终保持较高的正相关，ACS 与 ADR 的相关性几乎接近完全线性关系，这表明选手的综合评分在很大程度上仍然由**稳定的伤害输出与回合贡献**所驱动，高输出选手往往在这三项指标上同时占优。

与之相比，KAST 在两年中与 Rating、ACS、ADR 维持中等偏高的正相关，但存在轻微下降；KAST 与 KDA 的相关性则从约 0.69 降至 0.46，KDA 与 Rating/ACS/ADR 的相关性整体也有明显走低。这一现象说明：一方面，**团队参与率**仍然是解释综合实力差异的重要维度，但其与输出类指标之间的绑定程度有所减弱；另一方面，传统意义上的“KDA 漂亮”不再能简单代表选手的真实贡献，版本评价体系正在从表层击杀效率转向对输出质量、回合影响力和团队协作的综合考量。

值得注意的是，HS% 在两年的相关性网络中始终处于相对边缘的位置：不论是与 Rating、ACS、ADR 还是与 KDA，其相关系数大多徘徊在 0.1 左右，2025 年部分甚至接近 0 或略微转负。这表明爆头率更多反映的是一种**操作风格与上限潜力**，而非决定综合实力的核心指标——高爆头率可以成为顶尖选手的“加分项”，但在当前版本下，持

续输出、有效参与和协作能力才是构成顶级选手画像的主体。

综合上述热力图可以认为，VALORANT 职业赛场的指标结构呈现出“**输出核心三角 Rating-ACS-ADR 稳定、团队参与适度解耦、爆头率边缘化**”的态势。

5 结论与展望

5.1 研究总结与贡献

本研究基于 VALORANT Champions 2024 与 2025 两届世界赛事数据，通过交互式可视化仪表盘与多维度分析框架，揭示了职业赛场在版本演进中的能力结构变化、战队类型分化与英雄生态调整。微观层面，选手类型聚类结果表明，火力型选手占比下降，稳健型选手成为主流，职业赛场呈现再平衡趋势。地图 × 位置 × 英雄三层分析定位了不同地图上的强势位置与版本英雄，并通过 Team Liquid 案例验证了“雷达图诊断 → 位置热力图 → 地图英雄分析 → 补强方案”这一数据驱动工作流的实用性；宏观层面，相关性网络分析显示输出核心指标 Rating-ACS-ADR 保持稳定关联，但 KAST 与 KDA 的绑定程度明显减弱，反映出评价体系从单一击杀效率向综合协作能力的转变。

本研究在学术上首次构建了 VALORANT 跨年度对比分析框架，提出了基于五项核心指标的综合评分体系与智能分类方法；在实践上开发的交互式仪表盘能够为职业战队提供短板诊断、为选手识别优势方向、为游戏开发者提供平衡性调整的实证依据。

5.2 研究局限与未来方向

受限于数据来源，本研究仅覆盖 2024-2025 两个赛季，缺乏长期趋势追踪；分析依赖官方场均统计指标，缺少经济、站位、技能使用等微观数据；相关性分析揭示了指标联系，但未建立严格的因果推断模型。未来可横向整合 Masters、Challengers 等更多层级赛事数据，引入深度学习技术，开发基于前 N 回合数据的实时比赛预测系统，并将分析框架推广至其他 FPS 电竞项目验证通用性。

参考文献

- [1] Wang, D. (2025). A Predictive Analysis of Valorant Esports: Win Probability Through Economy and Ultimate Ability. TechRxiv.
- [2] DeRover, D., JoshRT, ANDROID, eei, hazed, s0m, tex, & Cohenca, J. (2021). Winning Fights in VALORANT: A Predictive Analytics Approach. NRG Esports Analytics Report.
- [3] Zhou, H. (2025). Beyond Win Rates: A Clustering-Based Approach to Character Balance Analysis in Team-Based Games. arXiv preprint arXiv:2502.01250.
- [4] Hayakawa, N., Shimari, K., Yamasaki, K., Hoshikawa, H., Tsuchida, R., & Matsumoto, K. (2025). Round Outcome Prediction in VALORANT Using Tactical Features from Video Analysis. In *2025 IEEE Conference on Games (CoG)* (pp. 1–4). IEEE.

A 核心代码

本文所用到的核心代码和相关数据均已在 GitHub 仓库 `valorant_champion_analysis` 中开源。为方便读者理解与复现，此处节选部分关键功能代码并附上详细注释。

A.1 数据处理与分析核心逻辑 (`dashboard_multi_year.py`)

该脚本是交互式可视化分析平台的核心，负责数据加载、处理、分析与图表渲染。

Listing 1: 综合得分计算与标准化（带缓存）

```
1 @st.cache_data
2 def calculate_comprehensive_score_cached(df):
3     """计算选手综合得分（标准化后加权）- 带缓存装饰器提升性能"""
4     # 按选手聚合
5     player_agg = df.groupby('player_name').agg({
6         'Rating': 'mean',
7         'ACS': 'mean',
8         'KAST': 'mean',
9         'ADR': 'mean',
10        'HS_Percent': 'mean',
11    }).reset_index()
12
13    # Min-Max 标准化 (0-100)
14    # 注意：2024与2025年必须分别标准化，不能混合计算，以保证年度内相对水平的公平性
15    for col in ['Rating', 'ACS', 'KAST', 'ADR', 'HS_Percent']:
16        min_val = player_agg[col].min()
17        max_val = player_agg[col].max()
18        # 防止除零错误
19        if max_val > min_val:
20            player_agg[f'{col}_norm'] = (player_agg[col] - min_val) /
21                (max_val - min_val) * 100
22        else:
23            player_agg[f'{col}_norm'] = 50 # 若所有值相同，则标准化为
24            50
25
26    # 综合得分（加权）
27    player_agg['Comprehensive_Score'] = (
28        player_agg['Rating_norm'] * 0.30 +
29        player_agg['ACS_norm'] * 0.25 +
```

```
28     player_agg['ADR_norm'] * 0.20 +
29     player_agg['KAST_norm'] * 0.15 +
30     player_agg['HS_Percent_norm'] * 0.10
31 )
32
33 return player_agg
```

Listing 2: K-means 聚类分析与智能类型识别

```
1 def perform_advanced_clustering(df, n_clusters=4):
2     """K-means 聚类分析 - 优化版本, 包含智能类型识别"""
3     # 准备数据: 按选手聚合核心指标
4     player_agg = df.groupby('player_name')[['Rating', 'ACS', 'KAST',
5        'ADR', 'HS_Percent']].mean()
6
7     # 标准化 (使用Z-score保留相对关系)
8     from sklearn.preprocessing import StandardScaler
9     scaler = StandardScaler()
10    scaled_data = scaler.fit_transform(player_agg)
11
12    # K-means 聚类
13    from sklearn.cluster import KMeans
14    kmeans = KMeans(n_clusters=n_clusters, random_state=42, n_init
15        =10)
16    clusters = kmeans.fit_predict(scaled_data)
17
18    # 聚类中心 (反标准化以便解释)
19    centers = scaler.inverse_transform(kmeans.cluster_centers_)
20    centers_df = pd.DataFrame(centers, columns=['Rating', 'ACS', '
21        KAST', 'ADR', 'HS_Percent'])
22
23    # 智能分类: 根据聚类中心特征自动识别类型
24    cluster_labels = {}
25
26    for i in range(n_clusters):
27        center = centers_df.iloc[i]
28
29        # 计算特征得分 (标准化到0-100)
30        rating_score = (center['Rating'] - player_agg['Rating'].min()
31            ) / (player_agg['Rating'].max() - player_agg['Rating'].min()
```

```

    ()) * 100
28     acs_score = (center['ACS'] - player_agg['ACS'].min()) / (
        player_agg['ACS'].max() - player_agg['ACS'].min()) * 100
29     adr_score = (center['ADR'] - player_agg['ADR'].min()) / (
        player_agg['ADR'].max() - player_agg['ADR'].min()) * 100
30     kast_score = center['KAST']
31
32     # 计算数据平衡度 (变异系数的倒数)
33     normalized_center = [rating_score, acs_score, kast_score,
        adr_score, center['HS_Percent']]
34     balance_score = 100 - (np.std(normalized_center) / np.mean(
        normalized_center) * 100)
35
36     # 分类逻辑 (基于领域知识和数据探索)
37     # 火力型: Rating、ACS、ADR都很高 (>70分位)
38     if rating_score > 70 and acs_score > 70 and adr_score > 70:
39         cluster_labels[i] = ' 火力型 '
40     # 团队型: KAST特别高 (>75%), 但ACS/ADR中等
41     elif kast_score > 75 and acs_score < 70:
42         cluster_labels[i] = ' 团队型 '
43     # 稳健型: 各项指标都比较平衡 (balance_score高)
44     elif balance_score > 60 and rating_score > 40:
45         cluster_labels[i] = ' 稳健型 '
46     # 潜力型: 某几项特别突出, 但不是全面高或全面平衡
47     else:
48         cluster_labels[i] = ' 潜力型 '
49
50     return player_agg, clusters, cluster_labels

```

Listing 3: 地图 × 位置强度分析 (多折线图)

```

1 def plot_role_strength_lines(data_2024_role, data_2025_role,
    metric_for_role):
2     """绘制地图×位置强度双折线图"""
3     # 1. 按年份和地图-位置聚合数据
4     role_map_stats_2024 = data_2024_role.groupby(['map_name', 'role'])
        .agg({metric_for_role: 'mean'}).reset_index()
5     role_map_stats_2025 = data_2025_role.groupby(['map_name', 'role'])
        .agg({metric_for_role: 'mean'}).reset_index()
6

```

```
7 # 2. 获取两年公共地图以保证对比一致性, 避免因地图池变化引入偏差
8 maps_2024 = set(role_map_stats_2024['map_name'].dropna().unique()
9               )
10 maps_2025 = set(role_map_stats_2025['map_name'].dropna().unique()
11               )
12 common_maps = sorted(list(maps_2024 & maps_2025))
13
14 # 3. 创建并排子图, 便于直观对比
15 from plotly.subplots import make_subplots
16 fig_role_line = make_subplots(
17     rows=1, cols=2,
18     shared_yaxes=True, # 正确参数名, 共享Y轴便于对比数值
19     subplot_titles=(f"2024年各位置强度 ({metric_for_role})", f"
20                     2025年各位置强度 ({metric_for_role})")
21 )
22
23 # 4. 为每一年绘制多条折线 (每个位置一条)
24 for role in data_2024_role['role'].unique():
25     # 2024年数据
26     df_2024 = role_map_stats_2024[role_map_stats_2024['role'] ==
27                                role].set_index('map_name')
28     df_2024 = df_2024.reindex(common_maps) # 重索引以对齐公共地图
29     fig_role_line.add_trace(
30         go.Scatter(x=common_maps, y=df_2024[metric_for_role],
31                    mode='lines+markers', name=role, legendgroup=role),
32         row=1, col=1
33     )
34
35     # 2025年数据
36     df_2025 = role_map_stats_2025[role_map_stats_2025['role'] ==
37                                role].set_index('map_name')
38     df_2025 = df_2025.reindex(common_maps)
39     fig_role_line.add_trace(
40         go.Scatter(x=common_maps, y=df_2025[metric_for_role],
41                    mode='lines+markers', name=role, showlegend=False,
42                    legendgroup=role),
43         row=1, col=2
44     )
45
46 # 5. 统一设置为虚线, 强调地图是离散维度, 避免误读为连续趋势
```

```
39     fig_role_line.update_traces(line=dict(dash='dash'))
40
41     fig_role_line.update_layout(
42         height=600,
43         hovermode='x unified',
44         legend_title_text='位置类型'
45     )
46
47     return fig_role_line
```

Listing 4: 战队雷达图诊断 (含 TL 案例)

```
1 def plot_team_radar_with_benchmark(team_stats_2025, data_2025,
2     tl_team_name="Team Liquid"):
3     """绘制战队雷达图，并与基准线（稳健型战队平均）对比"""
4
5     import plotly.graph_objects as go
6
7     tl_row = team_stats_2025[team_stats_2025['team'] == tl_team_name]
8
9     if not tl_row.empty:
10         radar_metrics = ['Rating_norm', 'ACS_norm', 'ADR_norm', 'KAST_norm', 'HS_Percent_norm']
11         radar_labels = ['Rating', 'ACS', 'ADR', 'KAST', 'HS%']
12
13         # 参考基线：2025年稳健型战队平均（若没有稳健型，则使用全部战队平均）
14         stable_teams = team_stats_2025[team_stats_2025['Team_Type'] == '稳健型战队']
15
16         if not stable_teams.empty:
17             benchmark = stable_teams[radar_metrics].mean()
18             benchmark_name = '稳健型战队平均'
19         else:
20             benchmark = team_stats_2025[radar_metrics].mean()
21             benchmark_name = '全部战队平均'
22
23         tl_values = [tl_row.iloc[0][m] for m in radar_metrics]
24         benchmark_values = [benchmark[m] for m in radar_metrics]
25
26         fig_tl_radar = go.Figure()
27         fig_tl_radar.add_trace(go.Scatterpolar(
```

```
25         r=tl_values ,
26         theta=radar_labels ,
27         fill='toself' ,
28         name=tl_team_name ,
29         line=dict(color='#FF4655') # 2025 主色
30     ))
31     fig_tl_radar.add_trace(go.Scatterpolar(
32         r=benchmark_values ,
33         theta=radar_labels ,
34         fill='toself' ,
35         name=benchmark_name ,
36         line=dict(color='#6b7280') # 中性灰
37     ))
38     fig_tl_radar.update_layout(
39         title=f"{tl_team_name} vs {benchmark_name} 能力雷达图
40             (2025)",
41         polar=dict(radialaxis=dict(range=[0, 100], showticklabels
42             =True)),
43         height=500
44     )
45     return fig_tl_radar
46 return None
```

致谢

感谢徐老师在本课程中的悉心指导，使我对数据可视化有了更深入的理解。感谢 Riot Games 提供的 VALORANT 电竞数据平台，感谢 vlr.gg 提供的详实数据支持。感谢 Streamlit、Plotly、Scikit-learn 等开源社区的贡献，使本研究的技术实现成为可能。