

(内部刊物仅供学习交流)

国际足球理论与实践

Doctrine and Practice of International Football

(第 10 期) 2020.10



西安体育学院足球学院 主办

编 委 会

主编：席海龙

本期责任编辑：汪嘉雷

本期编委：姬毅、刘东、赵煜延、范宇翔、徐佳发、苏鑫、
段林涛

翻译指导：李铁军

图片文字均来自网络

国际足球理论与实践

Doctrine and Practice of International Football

(第 10 期) 2020.10

目 录

简讯动态

国际足联世界杯 2022 年可持续发展进展报告发布.....	1
招标邀请:FIFA 2022 年世界杯足球赛的公共食品和饮料特许权™.....	2

学术研究

行动胜于进球:足球比赛中对球员行为的评价.....	3
足球比赛中进球的可解释性预测.....	16
通过评价足球运动员的传球来衡量其创造机会的贡献.....	25

著作连载

美国足球课程(七).....	46
----------------	----

思路方法

足球专项耐力训练.....	53
---------------	----

国际足联世界杯 2022 年可持续发展进展报告发布

IFA World Cup 2022 First Sustainability Progress Report published

来源：国际足联

译者：刘东 足球学院 18 级

2020 年 10 月 21 日

2022 年第一次可持续发展进展报告提供了国际足联、交付与遗产最高委员会（SC）和 2019 年国际足联卡塔尔世界杯有限责任公司关于其五项可持续发展承诺的最新进展，包括人权、多样性和环境保护。

我们很高兴为我们的利益相关者和公众提供我们去年为下一版旗舰活动交付可持续发展战略而提高的概况。该报告反映了我们对问责制的联合承诺，以及我们致力于推动体育赛事可持续发展管理领域最佳实践发展的目标，国际足联可持续发展与环境主管费德里科·阿迪奇说。

能够分享卡塔尔和国际足联在与世界杯相关的许多关键可持续发展项目中取得的进展，真是太棒了。可持续发展仍然是我们基础设施和赛事运营规划的核心，通过这些举措，我们希望通过实施全面碳中和的国际足联世界杯，为可持续大型赛事的举办设定新标准，并巩固卡塔尔 2022 年最深刻的遗产之一，SC 可持续发展与环境高级经理 Bodour Al-Meer 工程师补充道。

SC 工人福利执行主任马哈茂德·库图布（Mahmoud Qutub）表示：我们致力于确保建设我们体育场馆的人民得到最大的尊严和尊重。员工的健康、安全和保护始终是我们努力的前沿。这些工人在卡塔尔迎接 2022 年世界时发挥了重要作用，他们的福利是本届锦标赛留下的遗产的核心。我们项目工人标准的切实变化现在成为卡塔尔和整个地区的基准。

主要成就：

- 亚努布体育场全面投入运营，实现了设计和建造目标可持续建筑认证，并超过了其目标可持续建筑管理认证。

- 卡塔尔 2022 年国际足联世界杯™多哈总部成为该国第一个获得可持续建筑运营认证的办公大楼。

- 多哈地铁网络大部分已全面投入运营，减少了道路拥堵、车辆空气和噪音污染。

- 继续实施劳工组织方案，以监测所有地点遵守工人福利标准的情况，并扩大劳工组织的招聘费报销计划，使在 2022 年世界杯项目上工作的 16500 名工人和在其他地点工作的 18000 名工人受益。

- 在该区域建立了第一个自愿碳抵消方案。

- 卡塔尔内政部与最高法院安全小组协调，向 2000 多名警察提供了人权和安全培训。

- 超过 900 人参加了专门为可持续发展和重大体育赛事定制的在线公开课程。

- 在 2019 年卡塔尔国际足联俱乐部世界杯比赛中为残疾人和行动不便的人进行了比赛体验评估，并相应实施了改进措施。

- 国际足联反歧视监测系统在 2019 年所有 168 场卡塔尔 2022 世界杯预选赛中实施。

今年早些时候，国际足联，Q22 和 SC 还公布了国际足联 2022 年世界杯可持续性战略的发展进程。最近，最高交付和遗产委员会（SC）还发布了国际足联 2022 年世界杯可持续体育场的报告。

主办方将继续报告他们的进展，并在 2023 年发布完整的可持续发展报告。

招标邀请：FIFA 2022 年世界杯足球赛的公共食品和饮料特 许权™

Invitation to tender: Public Food & Beverage Concessionaire for FIFA
World Cup 2022™

来源：国际足联

译者：赵煜延 足球学院 18 级

从今天（2020 年 10 月 15 日）开始，国际足联邀请招标人为以下活动在所有体育场馆中提交国际足联公共食品和饮料特许经营权的提案：

（FIFA2022 年世界杯™、2021 年的测试活动）

FIFA 与这两项活动相关的计划目标包括但不限于以下各项：

- 向公众持票人提供世界一流的餐饮服务，通过友好，包容，尊重，高效和称职的服务水平，确保在适当温度下提供优质产品；
- 确保所供应产品的最高卫生条件和食品安全，同时最大程度地减少食物浪费并单独收集；
- 在活动的场所提供类似的高水准服务；
- 提供各种健康的国际食品和饮料选择，并强调特定的区域烹饪选择；
- 在东道主卡塔尔留下活动餐饮服务的遗产。
- 国际足联选择的公司或公司将与赛事的高知名度，高质量和国际性相称的质量和方式为所有普通公众体育场观众提供服务。

招标过程分为两个单独的阶段：

第一阶段将于 2020 年 10 月 15 日启动：FIFA 邀请公司通过提供邀请文件中要求的信息和文件来做出回应。根据所提供的信息，FIFA 打算评估感兴趣的当事方的适用性，并打算确定哪些当事方将有资格接收完整的招标文件并参与第二阶段。

第二阶段于 2020 年 11 月 5 日启动：在评估了有关方面在第一阶段中返回的信息之后，FIFA 将向这些各方发送完整的招标文件，以便参与第二阶段。第二阶段列出了详细要求和条件。FIFA 公共食品和饮料特许权计划的条款和条件。

申请应仅使用英文，并且可以从 2020 年 10 月 15 日开始提交。

行动胜于进球：足球比赛中对球员行为的评价

Actions Speak Louder than Goals: Valuing Player Actions in Soccer

作者：Tom Decroos、Lotte Bransen、Jan Van Haaren、Jesse Davis

译者：范宇翔 研究生院 2020 级

摘要：

评估足球运动员在比赛中个人行为的影响是球员招募过程中的一个重要方面。不幸的是，大多数传统的度量标准在解决这一任务时没有达到要求，因为它们要么只关注很少的动作，比如投篮和进球，要么没有考虑到动作发生的背景。本文介绍了（1）一种新的描述球员在球场上的行为的语言；（2）一种基于球员行为对比赛结果的影响来评价球员行为的框架，同时考虑了行为发生的背景。通过汇总足球运动员的行动价值，可以量化他们球队的进攻和防守总贡献。我们展示我们的方法如何考虑传统球员评估指标忽略的相关背景信息，并呈现了 2016/2017 和 2017/2018 赛季欧洲顶级比赛中与球探和比赛风格特征相关的一些用例。

CCS 概念：

信息系统→数据挖掘；数据流挖掘；
计算方法学→机器学习；人工智能；监督学习。

关键词：

体育分析；事件流数据；足球比赛数据；评价行为；概率分类。

介绍：

一个足球运动员的行为将如何影响他或她的球队在比赛中的表现？这个问题与足球俱乐部中的任务，如球员获得、球员评估和球探等都相关。这对于媒体和建立球迷参与也很重要，作为球迷们最喜欢的莫过于比较球员和争论为什么他们最喜欢的球员比其他球员更好。

然而，客观量化足球运动员在比赛期间所做个人行为的影响的任务至今尚未得到探索。使任务复杂化的是足球比赛的低得分和动态性。虽然大多数操作不会直接影响分数线，但它们通常具有重要的长效效应。例如，从一侧翼传递到另一侧可能不会立即导致进球，但几次行动下来，可以打开空间来建立一个进球机会。

大多数现有的评价足球运动的方法有三个重要方面限制。首先，这些方法在很大程度上忽略了目标和射门以外的行动，因为迄今为止大多数的研究都集中在目标的期望值的概念上尝试。其次，现有方法倾向于为每个动作指定一个固定值，不管在什么情况下进行行动。例如，许多基于传球的指标在球场的防守三分之一处处理防守球员之间的传球，而没有任何压力；进攻三分之一的进攻球员之间的传球同样受到对手的重压。第三，大多数方法只考虑即时效果，而不能进一步考虑一个动作的影响。

为了填补在客观量化球员表现方面的空白，本文提出了一种新的数据驱动框

架，用于评价足球比赛中的行为。与大多数现有工作不同，它考虑了所有类型的动作（如传球、传中、运球、拿球和射门），并解释了这些行为发生的环境以及它们可能产生的长期影响。直观地，动作值反映了动作对分数线的预期影响。也就是说，价值为+0.05的动作预计贡献0.05个进球，有利于执行该行动的团队，而价值为-0.05的动作预计将为对手带来0.05个。

综上所述，本文提出了以下五点建议：

- (1) 一种表示球员行为的语言；
- (2) 一个评估球员行为和根据球员对比赛的影响对球员进行评级的框架；
- (3) 预测短期得分和失分概率的模型；
- (4) 许多用例展示了我们最有趣的结果和见解；
- (5) 一个Python包，它(a)将现有的事件流数据转换为我们的语言，(b)实现我们的框架，以及(c)构建一个估计得分和失分概率的模型。

SPADL：描述球员行为的语言

关于足球比赛，有两个主要的数据源可以用来进行数值模拟：(1)事件流数据和(2)光学跟踪数据。事件流数据注释游戏中发生的特定事件（如助攻、射门和红黄牌）的时间和位置。光学跟踪数据记录球员和球的位置在比赛期间高频使用光学跟踪系统。多个不同的公司（例如，Opta、Wyscout、STATS、Second Spectrum、Sciports和StatsBomb）生成一种或两种类型的数据。由于光学跟踪系统的成本很高，跟踪数据仅在富有的联盟或俱乐部中可用，而事件流数据则更广泛、更廉价。此外，光学跟踪数据通常不在联盟之间共享。因此本文对事件流数据进行了专门的研究。然而，本文的贡献也可以应用于一些小扩展的全跟踪数据。从数据科学的角度来看，一个关键的挑战是事件流数据的性质使分析复杂化。我们首先描述了当前可用的事件流数据所带来的数据科学挑战，然后展示了我们提出的SPADL语言是如何应对这些挑战的。

当前事件流数据带来的五项数据科学挑战

第一个挑战是事件流数据服务于多个不同的目标（例如，向广播公司、报纸或足球俱乐部报告信息），这意味着数据不一定是为了便于数据分析而设计的。一些重要信息可能会丢失（例如，Wyscout没有记录射门确切的结束位置）。一些记录的信息可能与数据分析无关，并可能通过增加预处理步骤的复杂性而阻碍数据分析（例如，Wyscout将两个球员之间的对抗记录为两个独立的事件）。

第二个挑战是事件流数据的每个供应商都使用自己独特的术语和定义来描述比赛中发生的事件。因此，为分析数据而编写的软件必须针对特定的供应商进行定制，并且在没有修改的情况下，无法使用这些软件来分析其他供应商的数据。

第三个挑战是供应商当前的事件流格式通常与以前的格式保持向后兼容。一些供应商已经提供了十多年的数据，无法改变最初的次优设计选择。此外，供应商注释的内容也在不断发展，现在包括了其他事件和更详细的信息。例如，Opta对于一个射门有四种不同的事件类型，具体取决于其结果，这使得查询射门特征变得非常麻烦。

第四个挑战是大多数供应商为每种类型的事件提供可选的信息片段。例如，对于犯规，Opta通常会指定有关所犯犯规的确切类型的更多详细信息。虽然有时有用，但这些动态信息使应用自动分析工具变得非常困难。

最后一个挑战是，大多数机器学习算法需要固定长度的特征向量，而不能处

理可变大小的向量，例如，随机出现的可选向量信息片段。因此，分析人员通常需要编写一个复杂的事件预处理器来提取与其相关的特征分析。发展这些预处理器需要大量的编程工作和对事件流格式的深入了解，但是最终的结果是一个一次性的脚本，它是为特定供应商的当前事件流格式定制的。

语言描述

基于领域知识和足球专家的反馈，我们提出 SPADL（足球运动员动作描述语言），试图将现有的事件流格式统一到一个通用的词汇表中，以便进行后续的数据分析。它的设计是人性化的，简单而完整，可以准确地定义和描述球场上的行为。人类的可解释性使我们能够对球场上发生的事情进行推理，并验证动作值是否符合足球专家的直觉。这种简单性减少了在自动处理语言时出错的机会。完整性使得能够在全部的背景下表达分析动作所需的所有信息。

为了解决各种事件流格式带来的挑战，并有利于数据科学界，我们发布了一个 Python 包，可自动将事件流转换为 SPADL。我们的包当前支持 Opta、Wyscout 和 StatsBomb 提供的事件流。

SPADL 是一种描述球员行为的语言，与商业供应商描述事件的格式不同。区别在于动作是需要球员执行动作的事件的子集。例如，传球事件是一个行为，而表示比赛结束的事件不是一个行为。我们把一场比赛表现为一系列的球上行为 $[a_1, a_2, \dots, a_m]$ ，其中 m 是比赛中发生的行为总数。每个行为都是由九个属性组成的元组：

- 开始时间：动作开始时间；
- 结束时间：动作的结束时间；
- StartLoc：动作开始的 (x, y) 位置；
- EndLoc：操作结束的 (x, y) 位置；
- 玩家：表现行为的玩家；
- 团队：球员所在的团队；
- 行为类型：行为类型（如传球、射门、运球）；
- 身体部位：球员用于动作的身体部位；
- 结果：行为的结果（例如，成功或失败）。

注意：与所有其他事件流格式不同，我们总是为每个行为存储相同的九个属性。排除可选信息片段使我们能够更轻松地应用自动分析工具。

我们区分了 21 种可能的行为类型，其中包括传球、角球、运球、掷球、铲球、射门、点球、解围和守门员扑救。与领域专家合作，这些行为类型被设计成足够的可解释性和具体性，以准确描述球场上发生的事情，但一般来说，类似的行为会有相同的类型。附录 A.1 列出了所有可能的行动类型。

我们考虑最多四个不同的身体部位和多达六个可能的结果。可能的身体部位是脚，头，其他，和没有。最常见的两个结果是成功或失败，它指示操作是否达到预期结果。例如，传球到达队友或处理恢复球。其他四个可能的结果是越位传球导致越位、乌龙球、黄牌和红牌。

VAEP：评估球员行为的框架

本节介绍了评估足球运动员行为的 VAEP（通过估计概率来评估行为）框架。首先，我们展示了如何使用得分和失分概率来计算目标行为值。接下来，我们将展示如何将一组行为值转换为一个球员评级，该评级代表球员对球队的进攻和防

守贡献。

将得分和失分概率转换为行为值

一般来说,足球比赛中的大多数行为都是为了(1)增加进球的机会,或(2)减少失球的机会。考虑到大多数行为的影响是时间有限的,评估一个行为效果的一种方法是计算它在不久的将来改变了进球和失球的机会。我们分别对待一个行为对得分和失分的影响,因为这些影响在性质和背景可能是不对称的。

假设对于每场比赛状态 $S_i = [a_1, \dots, a_i]$, 我们可以在近期内获得主队 h 和客队 v 的得分和失分概率。让 $P_{得分}(S_i, h)$ 和 $P_{失分}(S_i, h)$ 表示主队 h 在不久的将来分别得分和失分的概率。同样,让 $P_{得分}(S_i, v)$ 和 $P_{失分}(S_i, v)$ 表示客队在不久的将来分别得分和失分的概率。

评估一个团队的行为需要评估得分和失分概率的变化,作为行动 a_i 将比赛从 S_{i-1} 状态移动到 S_i 状态的结果。 x 队得分的概率变化,其中 x 可以是主队 h 或客队 v , 可以计算为:

$$\Delta P_{得分}(a_i, x) = P_{得分}(S_i, x) - P_{得分}(S_{i-1}, x). \quad (1)$$

如果行为增加了团队 x 得分的概率,则此更改将是积极的。我们将此变化 $\Delta P_{得分}(a_i, x)$ 称为 x 队行动 a_i 的进攻值。同样, x 队失分概率的变化可计算为:

$$\Delta P_{失分}(a_i, x) = P_{失分}(S_i, x) - P_{失分}(S_{i-1}, x). \quad (2)$$

如果行为增加了团队 x 失分的概率,这种变化将是积极的。然而,所有行为应始终旨在降低失分的可能性。这就是为什么我们把这种改变的否定 $-\Delta P_{失分}(a_i, x)$ 是团队 x 行动 a_i 的防守值。

我们将方程 1 和 2 组合在一起,得出一个动作的总 VAEP 值。

定义 1 (VAEP 值)。行为的总 VAEP 值是该行为的进攻值和防守值的总和。

$$V(a_i, x) = \Delta P_{得分}(a_i, x) + (-\Delta P_{失分}(a_i, x)) \quad (3)$$

鉴于我们通常对表现行为的球员团队的行为的价值感兴趣,我们使用 $V(a_i)$ 来表示 $V(a_i, x_i)$, 其中 x_i 是表现行为 a_i 的球员的团队。

VAEP 框架提供了一种简单的方法来评估行为,该方法独立于用于描述行为。框架的优势在于,它将重视行为的主观任务转化为以自然方式预测未来事件可能性的客观任务。

将行为值转换为球员评级

我们的方法为每个行为分配一个值。我们可以将单个行为值聚合为多个时间粒度以及多个不同维度的玩家评级。玩家评级可以在任何给定的时间范围内导出,其中最自然的将是包括一个时间窗口在一场比赛,一个完整的游戏,或一个完整的赛季。不管时间长短,我们都用同样的方式计算球员评级。由于在球场上花费更多时间提供了更多的贡献机会,我们计算每 90 分钟的球员评级。给定一个时间框架 T 和球员 p , 我们将球员的评级计算为:

$$rating(p) = \frac{90}{m} \sum_{a_i \in A_p^T} V(a_i) \quad (4)$$

其中 A_p^T 是球员 p 在时间框架 T 中表现的行为集, $V(a_i)$ 根据定义 (1) 计

算, m 是球员在 T 期间上场的分钟数。

此外, 球员的评级可以通过每个行为来计算, 而不是所有的行为的总和类型。可以建立一个球员档案, 这可能有助于识别不同的踢球风格。一般来说, 球员评级可以根据不同的维度来计算, 这取决于用例。

估计得分和失分概率

本节介绍我们估计 VAEP 框架所需的得分和失分概率的方法。让进球 (h) 表示主队 h 的进球, 而进球 (v) 表示客队 v 。我们的任务可以定义为:

给定: 比赛状态 $S_i = [a_1, \dots, a_i]$;

估计: 主队 h 队和客队 v 队在近期内得分和失分的概率, 我们表示为:

$$P_{\text{得分}}(S_i, h) = P(\text{进球}(h) \in F^k | S_i)$$

$$P_{\text{失分}}(S_i, h) = P(\text{进球}(v) \in F^k | S_i)$$

$$P_{\text{得分}}(S_i, v) = P(\text{进球}(v) \in F^k | S_i)$$

$$P_{\text{失分}}(S_i, v) = P(\text{进球}(h) \in F^k | S_i)$$

式中 $F^k = [a_{i+1}, \dots, a_{i+k}]$ 是跟随行为 a_i 的 k 个行为的序列, k 是用户定义参数。

因为 $P_{\text{失分}}(S_i, h) = P_{\text{得分}}(S_i, v)$ 和 $P_{\text{得分}}(S_i, h) = P_{\text{失分}}(S_i, v)$, 我们只需要估计一个队得分和失分的概率, 我们免费获得另一支球队的概率。我们利用这一事实, 只估计拥有球的球队在比赛状态 S_i 的得分和失分概率。因此, 我们的任务简化为两个独立的二元概率分类问题, 具有相同的输入, 但不同的标签。

给定: 比赛状态 S_i , 其中 x_i 是球队在 S_i 期间控球;

估计: (1) $P_{\text{得分}}(S_i, x_i)$ 和 (2) $P_{\text{失分}}(S_i, x_i)$ 。

对于这两个二元分类问题, 我们训练一个概率分类器来估计概率。原则上, 任何预测概率的机器学习模型 (如 Logistic Regression, Random Forest, 或者 Neural Network) 都可以用来处理这些任务。然而, 一个重要的标准是, 概率估计值应该被很好地校准。我们在第 5.6.3 节中使用 CatBoost 并根据经验证明该选择的合理性。

应用标准机器学习算法需要将描述整个比赛的行为序列 $[a_1, a_2, \dots, a_m]$ 转换为功能矢量格式的示例。因此, 为每种比赛状态 S_i 构造了一个训练示例。现在, 我们描述了如何计算每个比赛状态的标签和特征。

构造标签

对于估计 $P_{\text{得分}}(S_i, x_i)$ 的第一个分类问题, 如果拥有球的球队在行为 a_i 在随后的 k 行为下进球, 我们分配一个比赛状态 S_i 一个正标签 ($= 1$), 而在所有其他情况下都是负标签 ($= 0$)。同样, 对于估计 $P_{\text{失分}}(S_i, x_i)$ 的第二个分类问题, 如果拥有球的球队在随后的 k 行为中丢失了一个进球, 并在所有其他情况下分配了负标签 ($= 0$), 则为比赛状态 S_i 分配一个正标签 ($= 1$)。在这两个二元分类问题中, k 都是一个用户定义参数, 它表示我们在未来要看多久才能确定一个行为的效果。在本文中, 我们根据领域知识和初步实验选择 $k=10$ 。

构造特征

前三个动作 $[a_{i-2}, a_{i-1}, a_i]$, 而不是基于整个当前游大多数机器学习技术都需要用固定数量的功能来描述示例。转换具有不同数量行为的比赛状态, 因此不同数量的信息, 变成这种格式必然会导致信息的丢失。其次, 考虑一个小窗口, 将注意力集中在当前背景的相关的方面。要考虑的行为数量是该方法的一个

参数，根据经验，有三个行动是有效的。从这三个动作中，我们定义了影响近期得分概率的特征。基于 SPADL 表示形式，我们考虑三类特征。

1. SPADL 特征：对于这三个动作中的每一个，我们根据 SPADL 表示中明确包含的信息定义一组分类和实际值的功能。我们考虑动作的类型和结果的分类特征，以及执行动作的球员使用的身体部位。同样，我们考虑动作开始和结束位置的(x, y)坐标的实际值要素，以及自比赛开始以来经过的时间。

2. 复杂特征：复杂的功能组合了一个动作内和连续动作之间的信息。在每个动作中，这些特征包括（1）动作开始和结束位置到目标的距离和角度，以及（2）在动作过程中在 x 和 y 方向上所覆盖的距离。

3. 比赛情境特征：游戏情境特征是：（1）在 ai 动作后，拥有球的球队在比赛中的进球数；（2）防守球队在动作 ai 之后在比赛中的进球数；（3）动作 ai 后的进球差异。我们把这些特点包括在内是因为球队通常会根据当前的比分调整他们的打法（例如，领先 1-0 的球队比落后 0-1 的球队防守能力更强）。

实验

的实验涉及三个主要问题：（1）提供关于我们的框架如何运行的直觉，以及如何与其他指标进行比较，（2）围绕球员获取和特征描述展示用例，以及（3）评估我们的几个设计决策。

我们专注于英语、西班牙语、德语、意大利语、法语、荷兰语和比利时顶级部门 Wyscout 数据的分析。我们将 VAEP 框架应用于 2012/2013 至 2017/2018 赛季的 11565 场比赛。我们只考虑联赛，因此忽略所有友谊赛、杯赛和欧洲比赛。

我们使用 CatBoost 算法和第 4 节中详述特征的两个分类模型，以生成得分和失分概率、动作值和球员评分。我们用第一种模型对 2012/2013 至 2015/2016 赛季进行练习，以产生 2016/2017 赛季的结果。同样，我们用第二种模型对 2012/2013 至 2016/2017 赛季进行练习，以产生 2017/2018 赛季的结果。

行动值背后的直觉

图 1 说明了我们的框架如何工作，通过可视化导致巴塞罗那在 2017 年 12 月 23 日客场对皇家马德里的比赛中第 93 分钟进球的行为及其相应值。

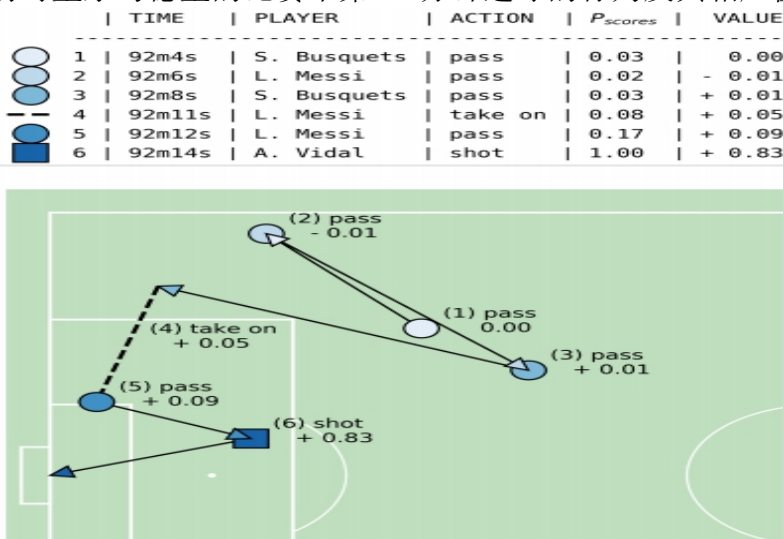


图 1:2017 年 12 月 23 日巴塞罗那 3:0 战胜皇马的最后一球

进攻由六个动作组成，开始时塞尔吉奥·布斯克茨将球传给右翼（1），后者的中立动作值为 0.00，因为这既不会改善也不会恶化局势。里奥·梅西随后传给布斯克茨（2）的传球被罚动作值-0.01，因为这会将球向后移到一个不太有利的位置。布斯克茨传给梅西（3）的精彩传中球，最终将球射进球门，获得+0.01 的动作值。梅西接球后运球越过一名皇家马德里后卫进入禁区（4），禁区获得+0.05 的动作值，将得分几率从 0.03 提高到 0.08。

梅西的下一个动作展示了他的天赋，他将球向后传离拥挤的 6 码禁区（5）。我们的框架将这一传球的得分率从 0.08 提高到 0.17，因此我们的框架将此传球的得分值定为+0.09。这个动作展示了我们的框架的力量，这是对梅西把球远离对手进球的奖励。在纯数据驱动的方式下，我们的框架将此行为视为一个很好的选择。没有其他使用事件流数据来评估行为的方法会因为这个动作而奖励梅西。最后，亚历克斯·比达尔将球射入（6）。对于将 0.17 的得分机会转换为进球，我们的框架将奖励比达尔动作值+0.83。如果比达尔没有射门，他将被罚动作值-0.17。

将我们的 VAEP 球员评分与传统球员表现指标进行比较

目前，球员的进攻贡献通常通过计算进球和助攻来量化，因为这些事件直接影响得分线。因此，我们将我们的 VAEP 球员评分与以下三个基线指标进行比较：每 90 分钟进球数、每 90 分钟助攻数和每 90 分钟进球数+助攻数。我们调查这些指标的能力，以确定顶级球员，通过制定每个指标的 2017/2018 英超赛季前 10 名名单，如表 1 所示。每 90 分钟进球数前 10 名的前锋都是专注于完成比赛而不是创造进球机会的前锋。同样，每 90 分钟的助攻前 10 名大多由中场球员组成，他们主要负责为队友创造机会。此外，按进球数和每 90 分钟助攻计算，目标是在两个原型之间取得平衡。

然而，我们的框架还确定了在这些传统指标上评价不高的有影响力的球员。首先，我们的 VAEP 框架产生的前十名名单中有凯文·德布劳内（曼城）、埃登·阿扎尔（切尔西）和里亚德·马赫雷斯（莱斯特城）。虽然被认为是英超球星，但他们并没有出现在任何传统的前十名中。其次，我们前 10 名名单中球员的总市值（11.1 亿欧元）远远高于进球（8.62 亿欧元）、助攻（7.6 亿欧元）和进球+助攻（9.47 亿欧元）。

这些观察表明，我们的 VAEP 框架比传统的球员表现指标更好地捕捉球员对球队表现的贡献。

确定有前途的年轻球员和小联盟人才

英国和西班牙联赛是迄今为止最艰难、最富有的联赛。因此，年轻球员很难赢得上场时间，这迫使俱乐部从法国、荷兰和比利时等较小的联赛签下有前途的年轻球员。一般来说，与直接竞争对手相比，英格兰和西班牙俱乐部从这些联赛中获得有前途的年轻人更容易，尤其是更便宜。因此，我们分别调查了 2017/2018 赛季英国和西班牙联赛（表 2a）和法国、荷兰和比利时联赛（表 2b）中排名靠前的年轻天才（即 1997 年 1 月 1 日后出生且至少上场 900 分钟的球员）。

与 2019 年 1 月皇家马德里 1.1 亿欧元有联系的转会的马库斯·拉什福德，和 2017 年 8 月以 1.2 亿欧元转会巴塞罗那的奥斯曼·登贝莱是表 2a 中最著名的球员。相比之下，排名第四但鲜为人知的琼乔·肯尼比这两位球员的估计市值要低得多，原因有二。首先，肯尼是一名防守球员，在俱乐部和球迷眼里，他的价

值通常低于进攻球员。第二，肯尼效力于中游俱乐部埃弗顿，在那里他身边只有几个世界级的球员。不过，我们的球员评级显示其估值远高于他目前估计的 500 万欧元的市值。

Rg	球员	g/90	Rvaep	市场价值
1	穆罕默德·萨拉赫	0.986	2	1.5 亿欧元
2	塞尔吉奥·阿奎罗	0.960	14	7500 万欧元
3	皮埃尔-埃梅里克·奥巴梅扬	0.851	42	7500 万欧元
4	哈里·凯恩	0.847	9	1.5 亿欧元
5	加布里埃尔·热苏斯	0.700	204	7000 万欧元
6	奥马尔·尼亚塞	0.666	17	700 万欧元
7	拉希姆·斯特林	0.625	7	1.2 亿欧元
8	查理·奥斯汀	0.612	117	1000 万欧元
9	亚历山大·拉卡泽特	0.570	49	6500 万欧元
10	菲利佩·库蒂尼奥	0.565	1	1.4 亿欧元

(a) 每 90 分钟进球数前 10 名 (g/90)

Ra	球员	a/90	Rvaep	市场价值
1	亨里赫·姆希塔良	0.484	114	3000 万欧元
2	菲利佩·库蒂尼奥	0.484	1	1.4 亿欧元
3	勒鲁瓦·萨内	0.482	47	1 亿欧元
4	凯文·德布劳内	0.467	3	1.5 亿欧元
5	大卫·席尔瓦	0.369	13	2500 万欧元
6	拉希姆·斯特林	0.347	7	1.2 亿欧元
7	皮埃尔-埃梅里克·奥巴梅扬	0.34	42	7500 万欧元
8	梅苏特·厄齐尔	0.333	15	3500 万欧元
9	保罗·博格巴	0.332	8	8000 万欧元
10	克里斯托夫·布伦特	0.327	73	200 万欧元

(b) 每 90 分钟助攻次数前 10 名 (a/90)

Rg+a	球员	g+a/90	Rvaep	市场价值
1	塞尔吉奥·阿奎罗	1.235	14	7500 万欧元
2	穆罕默德·萨拉赫	1.232	2	1.5 亿欧元
3	皮埃尔-埃梅里克·奥巴梅扬	1.191	42	7500 欧元
4	菲利佩·库蒂尼奥	1.049	1	1.4 亿欧元
5	拉希姆·斯特林	0.972	7	1.2 亿欧元
6	哈里·凯恩	0.905	9	1.5 亿欧元
7	勒鲁瓦·萨内	0.853	47	1 亿欧元
8	加布里埃尔·热苏斯	0.808	204	7000 万欧元
9	安东尼·马夏尔	0.795	6	6000 万欧元
10	奥马尔·尼亚塞	0.749	17	700 万欧元

(c) 每 90 分钟进球数+助攻数前 10 名 (g+a/90)

Rvaep	球员	评分	Rg	Ra	Rg+a	市场价值
1	菲利普·库蒂尼奥	0.899	10	2	4	1.4 亿欧元
2	穆罕默德·萨拉赫	0.817	1	23	2	1.5 亿欧元
3	凯文·德布劳内	0.641	72	4	15	1.5 亿欧元
4	埃登·阿扎尔	0.636	21	122	34	1.5 亿欧元
5	里亚德·马赫雷斯	0.635	34	11	16	6000 万欧元
6	安东尼·马夏尔	0.607	13	13	9	6000 万欧元
7	拉希姆·斯特林	0.579	7	6	5	1.2 亿欧元
8	保罗·博格巴	0.549	55	9	28	8000 万欧元
9	哈里·凯恩	0.545	4	140	6	1.5 亿欧元
10	孙兴慜	0.539	19	36	17	5000 万欧元

(d) 根据我们的 VAEP 球员评分排名前 10 名的玩家

表 1: 2017/2018 赛季英超联赛中出场时间至少 900 分钟的前 10 名球员 (g) 进球、(a) 助攻、(g+a) 进球+助攻和 (vaep) 我们的 VAEP 球员评分。Rm 表示 305 名玩家中按 m 表示球员的排名。市场价值表示球员在 2019 年 2 月 1 日的市场价值，根据 Transfermarkt. de。

排名	姓名	俱乐部	年龄	评分	市场价值
1	马库斯·拉什福德	曼联	20	0.406	6500 万欧元
2	特伦特·亚历山大-阿诺德	利物浦	19	0.405	4500 万欧元
3	奥斯曼·登贝莱	巴塞罗那	20	0.360	8000 万欧元
4	琼乔·肯尼	埃弗顿	21	0.344	500 万欧元
5	米克尔-奥亚尔萨瓦尔	皇家社会	21	0.337	4000 万欧元

(a) 英国和西班牙联赛的年轻天才

排名	姓名	俱乐部	年龄	评分	市场价值
1	大卫·内雷斯	阿贾克斯	21	0.620	2500 万欧元
2	梅森·芒特	维特斯	19	0.616	400 万欧元
3	马尔科姆	波尔多	21	0.567	4000 万欧元
4	基利安·姆巴佩	巴黎圣日耳曼	19	0.507	2 亿欧元
5	弗兰基·德容	阿贾克斯	20	0.495	6000 万欧元

(b) 法国、荷兰和比利时联赛的年轻天才

表 2: 1997 年 1 月 1 日之后出生的前 5 名球员，根据我们在 2017/2018 赛季的 VAEP 球员评分，在 (a) 更艰难的英格兰和西班牙联赛，以及 (b) 较小的法国，荷兰和比利时联赛。

大卫·内雷斯位居表 2b 榜首。2017 年夏天，阿贾克斯以 1500 万欧元的价格收购了这位边锋，成为荷兰联赛第四贵的引进球员。他现在是利物浦、切尔西和阿森纳的转会目标，他们都希望在 2019 年夏天签下他。排名第二的梅森·芒特是从切尔西租借到荷兰球队维特斯的，他获得了维特斯的年度最佳球员奖。排名第四的基利安·姆巴佩获得 2018 年世界杯最佳年轻球员奖，而马尔科姆（2018 年夏季，费用 4100 万欧元）和弗兰基·德容（2019 年夏季，费用 7500 万欧元）都与巴塞罗那签约。

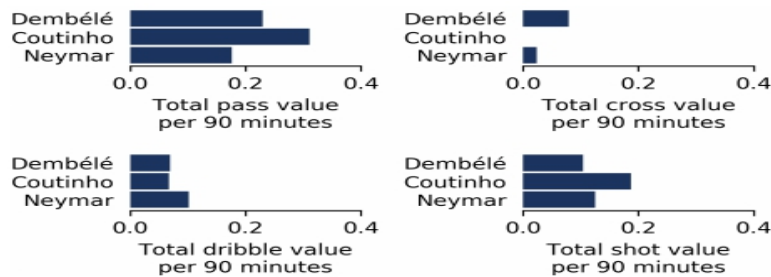
表 2a 和 2b 展示了我们的框架作为人才发掘工具的能力。我们的框架可以生成世界上每个联赛的排名（例如北美、南美和亚洲的二级联赛或联赛），前提是需要有可用的实践了数据。

比赛风格特征

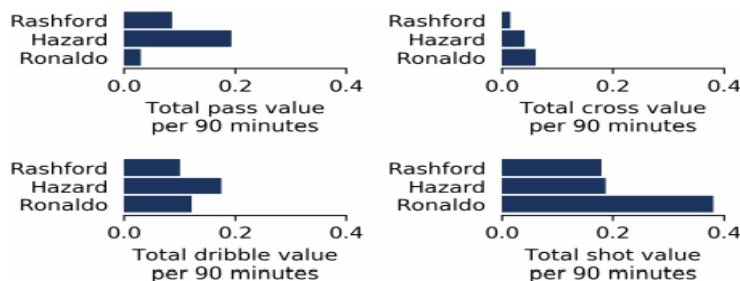
俱乐部在招募过程中越来越多地考虑球员的风格，以确定最适合他们球队偏好的打法的球员（例如短传和高位防守，长传和防守反击）。目前，球探的任务通常是用肉眼判断比赛风格。然而，这些球探的时间往往是有限的资源，这使得很难考虑到整个候选库的增加。因此，评估球员执行不同类型的行为能力的指标可以帮助选择一组值得关注的相关球员。使用我们的 VAEP 框架，解决这个任务归结为计算玩家每 90 分钟对每种动作的评分。

作为一个具体的案例，可以考虑一下巴塞罗那在 2017 年夏天试图通过收购多特蒙德的奥斯曼·登贝莱和利物浦的菲利佩·库蒂尼奥来抵消内马尔的损失。图 2a 比较了登贝莱、库蒂尼奥和内马尔对四种动作类型每 90 分钟的总评分。根据我们的衡量标准，登贝莱和库蒂尼奥的传球都比内马尔的传球有更高的价值，而内马尔是一个优秀的运球手。从风格的角度来看，这表明登贝莱和库蒂尼奥都是合理的目标，因为没有多少球员能够复制内马尔的标志性运球技术。登贝莱和库蒂尼奥都是不错的运球手，比内马尔更好的传球手。此外，登贝莱在传中的表现优于内马尔，而库蒂尼奥的射门表现则优于他。

同样，皇家马德里在 2018 年夏天失去了他们有史以来的头号得分手克里斯蒂亚诺·罗纳尔多。苦苦挣扎的俱乐部似乎急需一个合适的替补。曼联的马库斯·拉什福德和切尔西的埃登·阿扎尔都与转会马德里有关。然而，图 2b 显示，两者都接近于复制罗纳尔多令人难以置信的终结能力。此外，罗纳尔多每 90 分钟的总射门值高于拉什福德和阿扎尔的总和。虽然阿扎尔在各方面都优于拉什福德，但拉什福德在风格上更接近罗纳尔多，因为传球和运球的速度都相似。如果皇家马德里想要坚持他们目前的打法，我们的分析表明，21 岁的拉什福德将是更好的选择。然而，如果他们的目标是立即加强他们的球队，那么 28 岁的阿扎尔危险将是首选，因为不管他的具体比赛风格如何，他都是一个更好的球员。



(a) 内马尔替补球员的打法



(b) 罗纳尔多的替补球员的打法

图 2:2016/2017 赛季 (a) 内马尔、奥斯曼·登贝莱和菲利佩·库蒂尼奥以及 (b) 克里斯蒂亚诺·罗纳尔多、马库斯·拉什福德和埃登·阿扎尔在 2017/2018 赛季的各类动作每 90 分钟的总贡献。

权衡动作质量和数量

行动的质量和数量之间存在着一种自然的紧张关系。如果一个球员执行了大量的动作，那么每个动作都很难有很高的值。图 3a 显示了 2017/2018 赛季西班牙和英国联赛中球员平均每 90 分钟执行的动作数（数量）以及这些动作的平均值（质量），这些球员在 2017/2018 赛季至少踢了 900 分钟。灰色虚线显示了排名第一的里奥·梅西和其他人在 VAEP 评分上的差距。等值线是曲线，球员的评分是通过乘以每个动作的平均值（x 轴）和平均动作数（y 轴）得到的。从等值线和更传统的统计数据可以看出，梅西显然是属于自己的一类人。

放大图 3a，图 3b 显示了 2017/2018 英超赛季的前 10 名球员。前锋哈里·凯恩和穆罕默德·萨拉赫的动作次数相对较少，但他们的动作平均值很高。中场凯文·德布劳内和保罗·博格巴表现出更多的动作，尽管每个动作的平均值较低。菲利普·库蒂尼奥、埃登·阿扎尔、安东尼·马夏尔、拉希姆·斯特林和孙兴慜介于这两个原型之间，在他们的行为的质量和数量之间找到了一个最佳点。同样，图 3c 显示了西甲联赛前 10 名球员。我们观察到的原型与英格兰联赛相同。前锋克里斯蒂亚诺·罗纳尔多、安东尼·格里兹曼、加雷斯·贝尔、埃尼斯·巴尔希、雅戈·阿斯帕斯、塞德里克·巴卡姆展现了数量少的极有价值的动作。皇马中场托尼·克罗斯和伊斯科表现出更多不那么有价值的动作。菲利普·库蒂尼奥在 2018 年 1 月从利物浦转会到巴塞罗那后出现在这两个数字中，他再次触及了动作质量和数量之间的最佳位置。梅西是个离群的人，因为他的动作质量和数量的评价都很高。

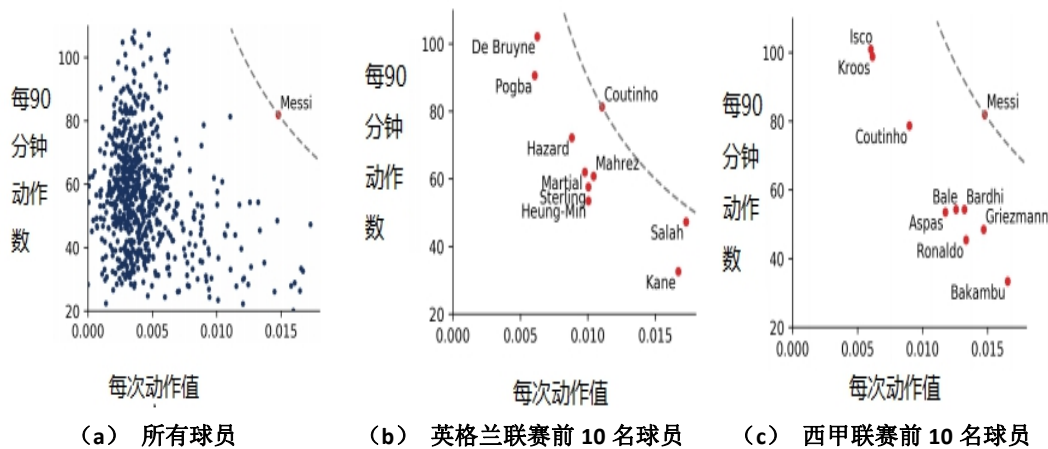


图 3: 2017/2018 赛季西班牙或英格兰联赛中至少出场 900 分钟的球员的散点图。球员平均每 90 分钟的动作数与平均动作数进行对比。从 (a) 和 (c) 的灰点等值线可以看出，里奥·梅西显然属于他自己的一类。

评估设计选择

数据科学中的一个常见挑战是评估系统的性能。虽然很容易定义一个高层次的任务，例如给动作赋值，但评估解决方案的一个未被充分认识的方面是，通常不存在基本事实，因此无法使用标准的评估指标，如准确度、精确度和召回率。因此，评估一个系统的唯一方法就是评估它所包含的组件。在我们的例子中，我们通过评估基本真实性标签可用的潜在得分和失分概率来评估行动值。

评价方法：为了产生得分和失分概率，我们使用第 4 节描述的特征和 CatBoost 算法训练分类模型。我们通过比较我们的方法与使用不同特征集或不同算法的替代方法的性能来评估这些设计选择。

与我们的主要方法类似，我们为每个备选方案培训两个分类模型：我们在 2012/2013 至 2015/2016 赛季培训第一个模型，以产生 2016/2017 赛季的结果；第二个模型针对 2012/2013 至 2016/2017 赛季，以产生 2017/2018 赛季的结果。

我们使用两种常用于评估概率预测的指标来评估每种方法的性能：Brier 评分和 ROC AUC。Brier 评分衡量预测的准确性和校准，当数据的真实潜在概率分布被报告时，它被最小化。此属性很重要，因为我们求和并减去预测的概率以生成操作值。接受者操作特征曲线下的面积（ROC-AUC）评估了这些方法在多大程度上能够区分正例和负例。ROC-AUC 的一个重要优势是指标不受不平衡数据集的影响，因为在我们的数据中，只有 1.5%（0.5%）的所有比赛状态会导致一个得分（失分）的进球。

学习算法的选择：数据科学项目中最流行的学习算法选择是 Logistic Regression、Random Forest，以及最近的 XGBoost 和 CatBoost。梯度推进方法在具有异构特征、杂讯数据和复杂依赖性的各种学习问题中有着成功的记录。表 3 使用第 4 节的特征比较了四种学习算法的性能。CatBoost 在所有情况下都表现最佳，XGBoost 接近第二。与 XGBoost 更率直的一热编码相比，CatBoost 对分类功能的智能处理可以归因于这种微弱的胜利。

设计	选择	P _{得分}		P _{失分}	
		Brier	AUC	Brier	AUC
特征集	所有特征	0.01376	0.7693	0.00547	0.7313
	无特征	0.01632	——	0.00564	——
	位置	0.01562	0.7330	0.00560	0.6770
	动作类型	0.01590	0.6405	0.00562	0.6348
	位置+动作 类型	0.01549	0.7417	0.00550	0.6912
算法	CatBoost	0.01376	0.7693	0.00547	0.7313
	Logistic Regression	0.01601	0.7231	0.00562	0.6578
	Random Forest	0.01409	0.7050	0.00552	0.6457
	XGBoost	0.01390	0.7556	0.00550	0.7255

表 3：使用 Brier 评分和 ROC AUC 评估得分和失分概率的不同设计选择。Brier 评分越低越好，ROC AUC 越高越好。

剩余质疑的讨论

我们的 VAEP 框架的一个限制是我们只重视球的动作。也就是说，这个模型只重视带球的动作，而防守往往更多的是通过巧妙的定位和预判来阻止对手获得球的控制权。

另一个质疑是很难准确比较整个联赛中的球员，因为在小联盟（如法国、荷兰和比利时）中执行非常有价值的动作比在更艰难的联赛中（如英格兰的和西班牙的）中更容易。第 5.3 节可以清楚地观察到，小联盟中的年轻天才的评分高于英格兰和西班牙联赛的年轻球员。

类似地，甚至很难准确地比较同一联盟内各俱乐部的球员，因为在一个拥有强大队友的顶级俱乐部中，要比在一个有较弱队友的中游俱乐部更容易做出有价值的行动。

在现实世界中部署我们的框架的最后一个挑战是建立对评分的信任，因为传统球探不熟悉我们对足球运动员的评分方式。此外，我们的评分比传统的指标（如每 90 分钟进球数）稍欠直观，这使得分析性不强的球探更难准确理解我们的评

分标准。

相关工作

虽然重视足球运动员的行为是一项重要的任务,但由于足球的动态性和低得分性所带来的挑战,足球运动的研究几乎没有得到探索。Nørstebø等人, Bransen等人,和 Fernández 等人对足球, Routley 和 Schulte, Liu 和 Schulte 对冰球, Cervone 等人对篮球的方法最接近于我们的框架。这些方法中的大多数都通过将比赛建模为 Markov 比赛来涉及到评估个人行为的任务,与 Nørstebø等人, Routley 和 Schulte 将球场划分为固定数量的区域,我们的方法模拟每个动作的确切位置。与 Cervone 等人不同, Cervone 等人只重视三种类型的球上动作,我们的方法会考虑比赛期间相关的球上动作。然而,我们对球员动作、比赛状态和动作价值的定义与这些作品以及早期对足球、美式足球和棒球的研究相似。

足球方面大多数相关工作要么侧重于数量有限的球员动作类型,如传球和射门,要么没有考虑到行动发生的情况。Decroos 等人, Knutson 和 Gregory 负责评估导致进球尝试的行动,而 Bransen 等人, Bransen 和 Van Haaren, Gyarmati 和 Stanojevic 则负责评估个人传球。前一种方法只考虑有限数量的情境信息,直率地将功劳归于单个行为,而后一种方法仅限于单一类型的行为。

此外,这项工作还与预期目标模型有关,这些模型估计了目标尝试的结果目标的概率。在我们的 VAEP 框架中,计算目标尝试的预期目标值可以归结为在目标尝试之前估计比赛状态的值。

结论

本文介绍了 SPADL (一种用于表示事件流数据的语言,旨在简化数据分析)和 VAEP (一种为足球比赛中每个球员的动作赋值的框架)。与大多数现有作品相比,VAEP 的优势在于:(1)重视所有动作类型(例如传球、传中、运球和射门),(2)基于比赛情境进行评估,(3)关于一个动作可能对后续动作产生影响的原因。直观地,球员的行动,增加一个队得分的机会得到积极的价值,而那些行动,减少一个队的得分机会得到负值。

足球比赛中进球的可解释性预测

Interpretable Prediction of Goals in Soccer

作者: Tom Decroos, Jesse Davis

译者: 徐佳发 研究生院 18 级

摘要:

评估足球运动员在比赛中的表现是足球分析中的一个关键问题。虽然已经提出了许多方法来解决这个问题,但是它们之间的一个共同点是需要建立一个模型,该模型可以预测给定的比赛状态在不久的将来出现目标的概率。通常这些工作有两个共同的缺点。首先,预测模型往往没有得到彻底的评估,甚至可能根据错误的性能指标进行评估。其次,有一种为了性能而牺牲可解释性的倾向。因此,这些模型通常不能洞察为什么给定的比赛状态有更高或更低的概率产生目标。本文分析了 VAEP, 一个最近提出的评估行动的方法, 以及它的模型来预计得分的概率。我们讨论了许多与构建该模型相关的设计选择, 并分享了如何正确评估该模型的意见。最后, 我们仅使用 10 个特征更简单地解释 (GAM) 模型 (GAM) 来代替复杂的 VAEP, 该模型使用 151 个特征。我们发现 GAM 提供了与更复杂的梯度提升模型几乎相同的性能, 同时具有可解释性, 并提供了对比赛状态的哪些特征有进球的概率提出见解。

介绍:

客观地评估足球比赛中的一个动作有多有价值, 是足球分析中的一项关键任务, 它可以应用于球探、球员获取和战术分析。预期目标 (xG) 和预期助攻 (xA) [19] 等初始指标采用概率方法来评估动作: xG 预计射门导致进球的概率, xA 估计传球成为进球助攻的概率。不幸的是, 这些指标关注的是比赛中相对罕见的动作。

最近, 像 VAEP, xG 链, xG 添加, XG 威胁和攻击贡献这样的方法试图在比赛中评估更广泛的技术动作指标。这些方法通过评估频繁的动作, 如 1 次 (非辅助) 传球、运球和铲球, 给出了球员贡献的更完整的概述。虽然这些技术之间有着重要的区别, 但在高层次上, 它们都是通过直觉利用动作改变比赛的状态来评估动作的。然后, 他们通过观察一个团队在行动前后产生进球机会的机会的差异来评估每个行动。所以人工智能的关键任务是从给定的比赛状态来估计一个球队近期得分的概率。

一些技术, 如预期威胁 (xT), 仅通过评估球场上的单个位置来得出这种概率变化。忽略相关信息, 如用于推进球的动作和游戏环境 (例如, 得分差异和剩余时间), x_t 可以直观地洞察某些动作为什么有用。简而言之, 好的动作将球移动到球场上一个球队更有可能得分的位置。相比之下, VAEP 等其他方法使用丰富的特征集来描述当前的比赛状态, 并使用复杂的黑盒模型 (如决策树集合) 来估计概率。一个缺点是, 没有直观的解释为什么一个给定的动作会改变一个队的得分机会。

这篇论文更详细地研究了 VAEP, 希望能深入了解它如何评估团队得分概率的变化。最初的论文使用了一个超过 150 个不可解释特征的梯度增强模型。我们

只使用 10 个特征 (GAM) 模型代替梯度增强模型。我们发现 GAM 提供了与更复杂的梯度提升模型几乎相同的性能,同时可以解释和洞察一个动作的哪些特征改变了团队的得分概率。

VAEP:通过估计概率来评估行动:

本文分析了 VAEP 框架。我们在这里简单总结一下方法。像其他方法一样,VAEP 利用了每个动作都会改变比赛状态的事实。也就是说,一个动作将比赛从比赛状态 s_{i-1} 移动到比赛状态 S_i 。t 组的 a_i 值是 S_i 和 S_{i-1} :

$$V(a_i, t) = V(S_i, t) - V(S_{i-1}, t)$$

其中 t 是计算团队的值。当考虑一个比赛状态有多少价值时,VAEP 利用了这样一种直觉,即如果一个游戏状态提供了 (1) 团队 t 得分的高短期概率,那么它对团队 t 是有价值的;和/或 (2) 团队 t 让步低短期概率。因此,VAEP 根据以下公式对每个比赛状态进行估值:

$$V(S, t) = P_{\text{scores}}(S, t) - P_{\text{concedes}}(S, t).$$

因此,如果一个球队的短期得分机会高于失球,那么比赛状态就是积极的,反之则是消极的。

从概念上来说,VAEP 将评估行动的主观任务转化为评估未来事件概率的客观机器学习任务(在这种情况下是得分和失球)。机器学习任务可以总结如下:

给定:比赛状态 S_i 和团队 t。

预测: $P_{\text{scores}}(S_i, t)$ 和 $P_{\text{concedes}}(S_i, t)$, 比赛状态 S_i 短期内球队 t 得分和失球的概率。

我们可以通过在一组特征和标签上训练概率分类器来建立预测模型。在下一节中,我们将讨论构建该模型时出现的设计选择。

为目标建立预测模型:

为了建立一个预测模型,可以从比赛状态的得分和让步的短期概率,我们需要三个要素:(a)描述比赛状态的特征,(b)捕捉当前比赛状态对比赛演变的有限时间影响的标签,以及(c)可以将这些可能性的特征进行分类标签。

特征:

构建正确的特征是评估比赛状态过程中至关重要的一步。通过选择和设计准确描述比赛状态相关方面的特定特征,我们可以提高预测模型的性能。它还赋予建模者决定分析比赛状态的哪些方面以及忽略哪些方面的能力。例如,xT [18] 预计的危险区域,仅使用当前动作发生的区域来描述比赛状态。忽略比赛状态的其他方面是一种有意识的选择,这使得建模更加简单。此外,它使模型更容易被我们理解。然而,这种选择可能会以性能最大化为代价。

另一方面,VAEP 试图使预测模型尽可能地具有可操作性,因此使用一组丰富的特征来描述游戏状态。更具体地说,VAEP 认为每个比赛状态有以下三种特征。

简单特征 VAEP 描述了一个比赛状态 S_i ,通过最近的三个行动 $[a_i, a_{i-1}, a_{i-2}]$ 。为了描述一个动作,Decroos 等人引入了数据流的 SPADL 格式,它通过以下八个属性来描述一个动作:类型、队员、团队、结果、身体部位、时间,开始位置和结束位置。过去三个动作的所有这些属性(除了队员和团队)都作为特征来描述游戏状态 S_i 。

复杂特征 复杂特征是将一个动作内和连续动作间的信息结合起来。在每个动作中，这些特征包括(1)动作开始和结束位置到目标的距离和角度，以及(2)动作期间在 x 和 y 方向上的距离。Decroos 等人还计算了连续动作之间的距离和经过的时间，以及球权是否改变。这些特性提供了一些关于当前比赛速度的直觉。

比赛内容的特征是指(1)动作 a_i 后有球权的队在比赛中的进球数，(2)动作 a_i 后防守队在比赛中的进球数，(3)动作 a_i 后的进球差。这些特征因为球队经常调整他们的比赛风格以适应当前的比分(例如，领先 1-0 的球队比落后 0-1 的球队防守更强)。

通过考虑所有上述特征和分类变量的进行编码，Decroos 等人总共使用了 151 个特征来描述比赛状态。

标签:

通过给比赛状态分配标签，我们回答了以下问题:一个比赛状态对在不久的将来进球或失球负有多大的责任?

如果一个进球发生在随后的比赛状态，那么很明显当前的比赛状态应该会获得很大的功劳。然而，如果进球发生在当前比赛状态后十分钟，那么当前比赛状态可能对进球没有任何作用。挑战是为比赛状态分配一个介于这两种极端情况之间的标签。为了估计 $P_{scores}(S_i, t)$ ，Decroos 等人给游戏状态 $S_{i,t}$ 分配了一个正标签(= 1)，如果团队 t 在随后的 10 个动作中进了一个球，在所有其他情况下分配了一个负标签(= 0)。同样的方法被用来分配标签来估计概率。选择未来预计的 10 个行动，以确定比赛状态是否影响进球或失球的发生，这是该方法的一个参数，可以根据最终使用者的偏好进行更改。

See variable y ; logistic regression will learn the following function.

$$g(E[y]) = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \dots + \alpha_m x_m = \alpha_0 + \sum_i^m \alpha_i x_i$$

其中 g 是 logit 链接函数，权重 α 是从训练数据中获知的。这个公式说明了逻辑回归是一个线性模型。它也是可解释的，因为 α 的符号表示特征 x 和 y 之间的正相关或负相关，而 α 的大小表示它的影响有多大。

XGBoost XGBoost 是一个流行的梯度增强决策树模型，可以快速准确地解决许多数据科学问题。由于其卓越的性能，它已经成为许多数据科学从业者在对表格数据进行分类时事实上的标准选择模型。XGBoost 开箱即用的良好的原因之一是，通过使用决策树和提升机制，它可以学习复杂的非线性决策边界。这就是为什么在最初的 VAEF 论文中选择了梯度增强决策树模型。不利的一面是，这些复杂的非线性决策边界对于我们来说往往过于复杂，难以把握，因此 XGBoost 实际上是一个黑盒模型。

广义可加模型是指将目标变量建模为单变量函数之和的统计模型。标准形式:

$$g(E[y]) = f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_m(x_m) = \sum_i^m f_i(x_i)$$

其中 g 是 logit 链接函数, 函数从训练数据中学习。该模型是可解释的, 因为使用者可以通过图 $f_i(x_i)$ 对 x_i 来直观地显示 GAMs 的单变量项和因变量之间的关系。该公式说明了 GAMs 如何成为逻辑回归模型的更强有力的推广, 用更复杂的非线性函数 $f_i(x_i)$ 代替线性函数 $\alpha_i x_i$ 。

InterpretML 的贡献之一是 Explainable Boosting Machine (EBM)。第一个实现的, EBM 是 GAMs 的一个补充, 它使用提升机制来学习单变量函数, 并且还可以对特征之间最重要的成对交互进行建模。EBM 是可解释的, 但几乎可以像 XGBoost 等许多黑盒模型一样精确。

评估目标的预测模型:

在构建预测模型时, 足球分析中两个未被重视的方面是 (1) 评估预测模型的性能, 以及 (2) 选择正确的评估指标。在这一部分, 我们首先确定各种足球分析研究人员最近工作中的缺点。我们讨论 AUROC、Brier 分数和对数损失, 这是评估概率分类器的三个最流行的指标。我们提供了一些关于何时使用每个指标的见解, 并最终对 Brier 分数和对数损失提出了一个小的修改, 以便它们变得更易于解释。

最近工作中的缺点:

通常, 文章不会详细描述评估中使用的方法和结果本身。Fernandez 等人介绍了一个足球的预期拥有价值模型, 该模型由多个较小的模型组成, 用于估计未来事件 (如进球或传球) 的可能性。该论文提到, 他们严格评估和调整他们的模型, 以获得最大的性能。然而, 为了简洁起见, 省略了关于模型有多精确或使用了哪种评估标准的进一步细节, 这不利于其结果的再现性。类似地, Decroos 等人使用基于动态时间扭曲的模型预测某个阶段出现目标的可能性, 但不报告模型的性能或用于设置其参数的评估指标。更多的足球分析文章中缺少评估方法的信息。

其他文章确实提供了模型如何评估的细节, 但是实际上使用了错误的评估标准。例如, Pappalardo 等人建立了一个模型, 该模型基于描述球队的一些特征来预测球队赢得比赛的概率, 并用 AUROC 评估该模型。然后, 预测模型被用于在不同的特性分配权重, 即评估球员。给定这个用例, 很好地校准预测模型是很重要的。然而, AUROC 是一种与校准无关的评估指标。另一个例子是 Decroos 等人, 他们建立了一个模型来预测足球比赛中的精彩场面。这个模型的一个组成部分是一个预期目标模型, 它从镜头中预测目标。Decroos 等人使用 AUROC 来评估他们的预期目标模型。然而, 鉴于他们的预测模型的输出是如何使用的, 他们应该使用对数损失来代替, 正如我们将在本节中进一步讨论的那样。

最后, Lucey 等人还建立了从镜头预测目标的模型, 并使用平均绝对误差 (MAE) 来评估他们的预测模型的性能。然而, 平均绝对误差不是一个合适的评分规则。这意味着, 根据平均绝对误差评估的预测模型可以通过报告 100% 或 0% 的概率来获得更好的结果, 这取决于哪个更接近真实概率。预测模型并不准确, 并没有报告真实的阶级分布。

幸运的是, 也有文章提到了评估方法, 并给出了定量结果。

评估指标:

评估概率分类器有三种流行的度量标准: ROC 曲线下面积 (AUROC)、Brier 分数和对数损失。

AUROC 接收器操作曲线 (AUROC) 下的区域评估分类器区分正面示例和负面示例的能力。直觉上, AUROC 回答了以下问题: “给定一个正面例子和一个负面例子, 我们的分类器将正面例子排在负面例子前面的可能性有多大”。请注意, 即使是随机猜测也会获得 50% 的 AUROC。这是一个原本的基线, 任何概率分类器都应该超越它。AUROC 经常被忽视的一个关键方面是, 它本质上是一个排名指标。AUROC 只考虑实例的相对排名, 忽略实际预测概率。这意味着分类器可能校准得很差, 但仍能获得很好的 AUROC。

Brier score 是一种衡量概率预测准确性的适当评分规则。适当的评分规则是一个只能通过报告真实的类别分布来最小化的指标。它本质上是预测和标签之间的均方误差, 并具有以下公式:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_i^N (p_i - y_i)^2$$

其中 N 是实例的数量, p_i 是预测实例 i 的概率, y_i 是实例 i 的标签。

logarithmic loss 对数损失也是衡量概率预测准确性的一个合适的评分规则。与 Brier score 最大的区别在于它对个体预测误差的加权方式。对数损失在信息论中有很强的基础, 其公式为:

$$LL = \frac{1}{N} \sum_i^N y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i)$$

何时使用哪个评估指标:

如前所述, 足球分析研究的一个常见缺点是通过优化和评估上述指标之一来构建预测模型, 而没有对为什么使用特定的评估指标进行批判性思考 [15, 4, 12]。我们的关键信息是, 评估指标的选择应该取决于预测模型将被使用的具体用例。换句话说, 一旦你有了一个输出概率的预测模型, 你会怎么处理这些概率? 我们现在讨论我们对每个指标何时适用的见解。

选择是否使用 AUROC 是最简单的选择。AUROC 是分类任务或根据正面或负面可能性对示例进行排序的最佳指标。例如, 当搜索最有可能导致进球的 top-k 比赛状态。

当我们考虑使用概率的实际值时, 选择是在 Brier score 和 logarithmic loss 之间, 因为 AUROC 不合适。不幸的是, 人们不太清楚什么时候应该使用 Brier score 对比 logarithmic loss。Brier score 和 logarithmic loss 在某种意义上是相似的, 因为它们都是适当的评分规则, 并且只能通过减少个体预测误差来最小化。然而, 它们在如何汇总单个预测误差方面存在差异。

为了说明这种差异并更容易比较两种度量, 让 $e_i = |p_i - y_i|$ 作为样本 i 的预测误差。使用此定义和 logarithmic 的乘法规则, 我们可以将 Brier score

和 logarithmic loss 的公式简化为:

$$BS = \frac{1}{N} \sum_i^N e_i^2$$

and

$$LL = \frac{1}{N} \sum_i^N \log(1 - e_i) = \frac{1}{N} \log\left(\prod_i^N 1 - e_i\right).$$

这一重写说明 Brier score 只是均方误差。此外, Brier score 通过将单个预测误差相加来组合它们, 而 logarithmic loss 通过将它们相乘来组合单个预测误差。

这种洞察力是我们建议使用 Brier score 来建立一个预测模型的原因, 如果结果概率将被求和或相减。例如, 通过对比赛状态概率之间的差值求和来构建球员评级。如果预测模型得出的概率更有可能用于乘法运算, 我们建议使用 logarithmic loss, 其中得出的概率与其他任务的预测模型的概率相乘。概率在乘法中经常使用的其他用例是模拟、强化学习和推荐系统。

总之, 使用哪种评估指标取决于预测模型输出的概率将用于什么。我们建议在对概率进行排序或对示例进行分类时使用 AUROC, 在对概率进行求和或相减时使用 Brier score, 在对概率进行乘法或除法时使用 logarithmic loss。

使 Brier score 和 logarithmic loss 更易于解释

Brier score (BS) 和 logarithmic loss (LL) 的一个缺点是, 它们的值比 AUROC 更难解释。不考虑等级偏差, 0.5 的 AUROC 对应于随机猜测。此外, AUROC 是 Wilcoxon-Mann-Whitney 统计量, 这是模型将随机选择的正例排在随机选择的负例之前的概率。相比之下, 一个具体的 BS 或者 LL 值有多好或者多差, 就要看类别分布了。0.1 Brier score 在 50/50 类分布的数据集中印象深刻, 但在 99/1 类分布的数据集中就很麻烦。

为了在某种程度上克服这种可解释性的缺乏, 我们可以将我们的预测模型的基本状态或局部状态与简单基线的基本状态或局部状态进行比较, 即总是预测类别分布。例如, 在只有 1% 正面例子的数据集中, 我们总是预测 0.01 作为样本 i 是正面的机会。根据我们的经验, 在一些用例中, 这可能是一个令人惊讶的难以超越的基线。

为了恰当地比较我们的模型的 BS/LL, 我们将其除以基线的 BS/LL。这个数字将是一个介于 0 和无穷大之间的值。值为 0 意味着这个分类器提供了完美的 (因此是确定的) 预测。介于 0 和 1 之间的值意味着该分类器提供了比初始基线更好的预测, 大于 1 的值意味着该模型比初始基线更差并且实际上没有用, 类似于 $AUROC < 50\%$ 的分类器。我们称这些指标为归一化 Brier score (NBS) 和归一化 logarithmic loss (NLL)。

$$NBS = \frac{BS}{BS_{baseline}}, NLL = \frac{LL}{LL_{baseline}}$$

实验:预测 2018/19 赛季英超进球概率:

实验的目的是了解: 1、用于描述比赛状态的特征集的复杂性; 和 2、用于估计每个比赛状态得分概率的所选概率分类器。

我们的希望是, 我们可以近似原始的 VAEP 模型的性能, 该模型使用 151 个特征和一个不可解释的梯度增强树模型, 通过将更易于解释的模型应用于一个更小的特征集。

考虑的方法:

我们考虑以下三组特征: 1、只考虑位置。这仅考虑比赛状态 S_i 中最后一个动作的 (x, y) -坐标。因此, 每个比赛状态由两个特征描述。2、VAEP。这考虑了在最初的 VAEP 模型中使用的 151 个特征的集合。3、前 10 名。这考虑了 VAEP 五人组的 10 个最重要的特征。这些特性是使用 XGBoost 和 GAM 模型实现中可用的特性重要性的内置排序来选择的。对于三个特征集中的每一个, 我们训练一个逻辑回归, XGBoost 和 GAM 模型。

方法论:

我们的数据集由英超 2017/18 赛季和 2018/19 赛季的 760 场比赛的事件流数据组成。

我们在 2017/18 英超赛季的 747, 813 个比赛状态下训练了所有三个分类器, 并在 2018/19 英超赛季的 789, 108 个比赛状态下使用归一化 Brier score (NBS) 对它们进行了评估。

对于所有三个分类器, 我们没有进行调整, 而是将所有参数设置为它们各自实现的默认值。123 这些默认参数的一些例子是逻辑回归, 使用 L2 regularization penalty 和 L-BFGS 作为优化问题的求解器, XGBoost 是使用 100trees 最大深度 6, GAM 使用 16 个估计器来构造每个单变量函数。唯一的例外是, 我们允许 GAM 学习三个成对交互术语, 而不是它的默认值 0。

结果:

表 1 报告了每个分类器-特征集组合的归一化 Brier score (NBS)。从这些结果中, 我们可以推断出以下结论:

Features	Classifier		
	LogReg	XGBoost	GAMs
Location only	98.6%	96.4%	96.4%
VAEP	89.5%	85.6%	85.8%
Top-10	91.2%	86.0%	86.1%

表 1: 使用三个不同概率分类器的三个不同特征集的归一化 Brier score (NBS) (越低越好): 逻辑回归 (LogReg)、XGBoost 和广义可加模型 (GAMs)。

只考虑位置是不够的。从表 1 的第一行可以看出, 逻辑回归获得了 98.4% 的归一化 Brier score (NBS), 而 XGBoost 和 GAMs 都获得了 96.4% 的归一化 Brier score (NBS)。这些分数只比基线略有提高。此外, 无论采用何种学习方法, 仅使用位置都无法与使用更具扩展性和表现力的特征集的性能相匹配。

拥有一个捕捉非线性的模型是有帮助的。与使用逻辑回归相比, 无论特征集

如何, XGBoost 和 GAMs 在预测性能上提供了显著的改进。对于仅定位的特征集, 图 1 清楚地展示了 GAMs 如何能够捕捉特征和目标变量之间的非线性相关性, 而逻辑回归则不能。

一个小的功能集可以产生出色的性能。与查看全部 151 个功能(表 1 中的第二行)相比, 使用前 10 个功能只会略微降低性能(表 1 中的第三行)。然而, 使用更少的特征极大地增强了这些模型的可解释性。GAMs 的性能(86.1% NBS)再次类似于 XGBoost 的性能(86.0% NBS)。

总之, 不管特征集是什么, GAMs 都能获得比逻辑回归更好的性能, 并且与 XGBoost 相似, 同时保持可解释性。

讨论前十 top-10 的特征

图 2 详细说明了组成 GAM 的十个单变量函数, 它们几乎与 XGBoost 的性能相匹配。它还提供了一些关于什么使比赛状态(和动作)可能导致进球的见解。

面板(a-c)捕捉基于位置的比赛状态。在面板(a)中, 我们看到随着球越来越靠近对方球门的中心, 得分的机会增加。当球非常靠近球门中心时, 这种相关性显著增加。在面板(b)中, 我们可以看到, 与球门中心对齐的机会略有增加。

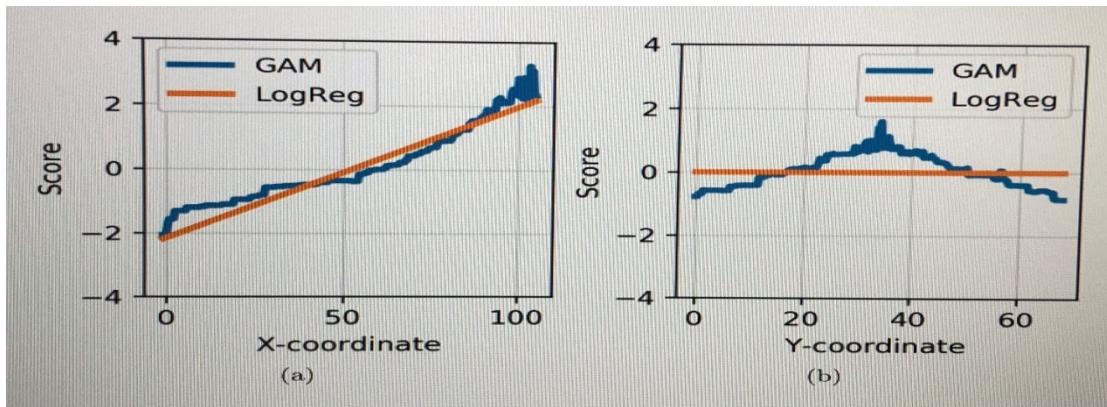


图 1: 一个广义可加模型(GAM), 由两个单变量模型组成, 使用(a)游戏状态的 x 坐标和(b)y 坐标。GAM 通过对每个特征的单变量模型的得分求和, 并使用 logit 链接函数将所得的和转换为概率 $P \in [0, 1]$, 来预测从给定的 x, y 位置得分的概率。橙色直线表示逻辑回归模型(LogReg)赋予特征的权重, 并说明预测能力的差异。

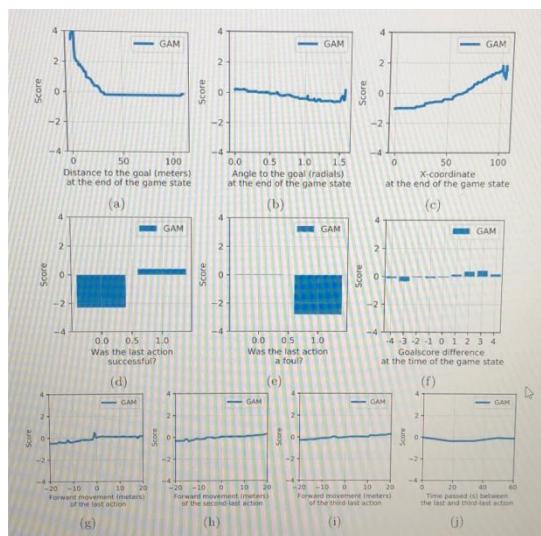


图 2: 组成 GAM 的十个特征的单变量函数, 预测给定比赛状态的短期进球概率。

得分,而处于一个紧密的角度会降低得分这是有道理的。因为射手在球门前有更多的位置可以瞄准。最后,面板(c)表明,当球进入最后三分之一时,与得分有很强的正相关性。随着球越来越靠近对方球门后的终点线,这种情况会增加,但不像面板(a)中那样明显。

面板(d-f)捕捉比赛状态的内容方面。面板(d)显示了如果最后一个动作不成功,得分的概率是如何显著降低的。这是有道理的,因为在 SPADL 的表现中,一个动作不成功意味着球队失去了控球权,因此在没有首先恢复控球权的情况下不能试图得分。

面板(e)显示,如果最后一个动作是犯规,对进球概率的影响甚至更大。这里捕捉到的效果是,虽然一个球队在一次不成功的行动后迅速收回球的可能性仍然很小,但如果球队犯规了,这实际上是不可能的。原因是在犯规后,比赛暂时中止,不再公开进行。这使得现在控球的对方球员有足够的时间来定位自己,从而获得最大的战术优势。

板(f)显示得分的概率根据得分的不同而不同,领先 ≥ 2 分的队伍得分的可能性更大。Robberechts 等人表明,进球的概率随着进球得分的不同而变化[17]。然而,我们目前还不确定这是否是一种因果效应(即领先三个球或落后三个球会对球员的精神状态产生影响,使他们表现得更好或更差),或者这是否只是一种相关性(即一场比赛领先三个球的球队是一个平均完成率以上的好球队,因此其比赛状态更有价值)。进一步研究这一点是未来工作的一个有趣方向。

面板(g-j)捕捉比赛速度的各个方面。在面板(g-i)上,当 x 轴上的值增加时,它表示球移动了更长的距离,因此越来越接近你对手的目标。在面板(j)中,随着 x 轴上的值减小,这表明连续动作之间的时间缩短。这可能是球移动更快的一个代表。因此结合起来最后四个特征暗示了比赛状态期间的游戏速度。这可能是决定进球概率的一个重要因素,也就是说,在快速反击中得分的几率通常比在缓慢的进行比赛更高。

对于面板(a-c)中三个基于位置的特征中的每一个,GAM 还学习一个成对的交互术语,其中它将每个特征与面板(d)中动作的成功性相结合。这些交互术语有助于为特定的例子微调 GAM 的性能,但也比图 2 中简单的单变量函数更难解释。

结论:

评估足球比赛中的一个动作有多有价值,是足球分析中的一项关键任务。VAEP 是一个框架,通过解决一个概率分类问题来解决这个任务:给定一个比赛状态,预测在不久的将来进球或失球的概率。我们已经讨论了许多与这个分类问题相关的设计选择,例如特征、标签和分类器的选择。当建立一个模型来预测目标时,早期的工作通常有两个缺点。第一个缺点是预测模型的性能往往没有得到彻底或错误的评估。我们在最近的相关工作中讨论了这一缺点的出现,并展示了如何通过分享何时使用哪种评估指标的见解来克服这一缺点。

第二个缺点是,预测模型使用了一个复杂的分类器,如 XGBoost,它没有直观地解释为什么给定的游戏状态会产生更高或更低的得分机会。为了解决这个缺点,我们使用 10 个特征的广义可加模型(GAM)代替了复杂的不可解释的梯度提升树模型,该模型使用了来自原始 VAEP 论文的 151 个特征。我们展示了 GAM 如何接近 XGBoost 的性能,同时保持可解释性。鉴于模型的可解释性在足球分析中的重要性,GAMs 可能是比 XGBoost 更好的构建预测模型的选择,即使它们的性能稍差。

通过评价足球运动员的传球来衡量其创造机会的贡献

Measuring soccer players' contribution to chance creation by valuing their passes

作者: Lotte Bransen, Jan Van Haaren and Michel van de Velden

译者: 苏鑫 研究生院 2020 级

摘要:

足球俱乐部的球探部门旨在发现对比赛结果有积极影响的球员。由于传球是球场上最经常发生的动作,一种自然的方式是通过识别谁是有效地建立机会的球员来实现这一目标。不幸的是,传统的数据比如助攻数并不能显示球员在这方面的优势。为了克服这一局限性,本文引入了一种新的度量方法,通过评估球员传球的有效性来衡量球员在创造机会中的参与程度。我们提出的指标认为阿森纳球员梅苏特·厄齐尔是 2017 /2018 赛季传球方面最有影响力的球员,并建议阿贾克斯球员弗兰基·德容作为巴塞罗那球员安德烈斯·伊涅斯塔的合适替代者。

关键词 ; 机器学习; 通过评估; 球员表现; 足球分析。

介绍:

在足球俱乐部追求更好成绩的过程中,球员的引进和保留过程是至关重要的。一方面,足球俱乐部的目标是提高现有球员的水平。另一方面,他们试图从其他俱乐部引进更好的球员,这往往迫使他们支付高额转会费。例如,在 2017/2018 赛季的夏季转会窗口期间,仅 20 家英超俱乐部就在球员转会上花费了 18 亿欧元 (Barnard et al. 2018)。

足球俱乐部的球探部门通常旨在发现他们期望能对球队比赛结果产生积极影响的球员。确定经常参与通过有效传球创造机会的球员是实现这一目标的方式,因为传球是足球比赛中最常见的动作 (Power et al. 2017)。在目前的工作中,我们使用的数据集涵盖了 10846885 个足球运动员的动作,其中 69%是传球。

虽然在比赛和训练过程中收集了大量的数据,但球探们通常还是会局限于传统的传球统计,如助攻次数(即进球前的传球次数)、关键传球次数(即射门前的传球次数)或者成功完成传球的百分比。足球俱乐部通常缺乏复杂的统计工具方面的经验和知识,无法通过分析他们所掌握的大量有价值的数据来实现对球员招募过程的数据驱动。

传统的基于传球的统计的主要限制是它们不能适当地说明在什么情况下执行传球。一个例子是成功完成传球的百分比,这并不能区分两名中卫在自己半场的传球和进攻中场试图触碰到对方罚球区前锋的传球。虽然后者的传球在创造进球机会方面显然更有价值,但同时也更有可能失败。另一个例子是球员的助攻数。由于一个传球只有在接球球员成功得分时才被认为是助攻,所以球员的助攻在很大程度上也取决于他队友的能力。因此,如果接球的球员是一个糟糕的终结者,

有价值的传球就不会被记录下来。

为了减轻传统统计方法的局限性，我们提出了一种名为“对比赛结果的预期贡献”（ECOM）的新度量，通过评估球员传球的有效性来衡量球员在建立进球机会中的参与程度。直观地说，我们的度量值通过的次数比不太可能通过的次数更有可能达到更高。我们的方法通过首先使用 *k-nearest-neighbors* 搜索从历史数据中检索相似的路径，然后聚合它们的标签来评估传球。我们的领域特定距离函数既考虑了传球的特点，也考虑了传球所处的环境。

一项广泛的实证评估显示，阿森纳中场组织核心梅苏特·厄齐尔、曼城中场大卫·席尔瓦和巴萨球星莱昂内尔·梅西是 2017/2018 赛季最有效的传球手，而阿贾克斯球员弗兰基·德容将是巴萨的安德烈斯·伊涅斯塔的合适替代者。此外，我们的实验表明，我们提出的 ECOM 度量在预测未来比赛的结果方面优于三个基线度量，并携带有价值的信息来估计球员的市场价值。

本文的其余部分组织如下。第 2 节讨论最相关的工作，第 3 节描述数据集。第 4 节介绍了我们的传球评估和给球员评分的方法。第 5 节介绍了一个实验性评估，我们比较我们的 ECOM 度量到三个基线度量。我们将我们的 ECOM 度量与三个基线度量进行了比较。第 6 节介绍了我们的 ECOM 度量的一些具体应用。第 7 节给出了结论并讨论了未来的工作方向。

相关工作：

由于足球比赛的低得分和动态性，球员的表现很难衡量。因为球员只会因为进球而获得奖励，所以那些不能带来进球机会的行为很难量化。因此，体育分析社区主要致力于开发衡量机会质量的指标。一个被广泛采用的度量标准是一次射门的预期进球值，通常缩写为“xG”。预期目标指标为每一次射门分配一个介于 0 到 1 之间的概率，反映它导致进球的可能性（Lucey et al. 2014; Eggels et al. 2016）。

在体育比赛中，射门只构成动作的一小部分，这一发现激发了体育分析研究人员开发量化其他类型动作的指标 Decroos et al. (2018). 提出了一种评估足球运动员行动的算法。他们提出的 HATTRICS-OTB 算法通过估计一个球队在比赛前后状态下得分和失球的可能性来评估每个行动。Cervone et al. (2016) 提出了一种衡量篮球运动员进攻影响的方法。他们引入了一个名为“预期控球价值”的度量，该指标估计了球队在任何给定时间点从控球中获得的分数。我们的方法遵循类似的思路，使用阶段的预期回报来评估单个传球和球员。

由于传球约占足球比赛中所有球上动作的 70%，体育分析研究人员也专门探索了评估传球的方法。Power et al. (2017) 引入了一种监督方法，使用手工特征来测量与传球相关的风险和回报。Rein, Raabe, Memmert (2017) 提出了一种 Voronoi-diagram 方法来评估传球的有效性，通过评估进攻空间优势和带球者与球门之间的防守人数来评估传球的有效性。Chawla et al (2017) 引入了一种监督方法，根据球员轨迹和动作数据得出的特征，将传球定义为很好、好或不好。为了获得基本事实，两人观看了视频片段，并对传球进行了 6 点莱开特（莱开特量表）评分。Gyarmati 和 Stanojevic (2016) 提出了一种名为 QPass 的方法来衡量传球的内在价值。他们的方法是把球场分成几个区域，估计每个区域的传球价值，并通过计算目标区域和起始区域值的差值来评估每次传球。QPass 是最接近我们提出的方法的方法。然而，与 QPass 不同的是，我们的方法还考虑了执行传球的环境。

此外, 体育分析研究人员调查了球员之间的传球互动以及球队的传球行为 (Beetz et al. 2009; (Duch,

Waitzman, and Nunes Amaral, 2010); Grund 2012; VanHaaren et al. 2015)。此外, 古德蒙德松和霍顿 (2017 年) 提供了对比赛数据的体育分析方法的广泛概述。

数据处理:

我们使用 Wyscout 提供的每场比赛动作数据和比赛数据, 对 2014/2015 至 2017 /2018 赛季在以下联赛中进行的 9061 场比赛进行了分析: 英超联赛、西班牙甲级联赛、德国甲级联赛。德甲, 意大利甲级, 法国法甲, 比利时职业联赛和荷兰联赛。逐场比赛数据描述了比赛过程中发生的动作, 而赛程表数据提供了每场比赛中球队的阵容、战术阵型 (即 4-4-2、4-3-3 等) 和替换。我们的数据集包括 7447548 次传球、203309 次进球尝试和 21483 个进球。

Field	Action 1	Action 2	Action 3	Action 4
Match id	1256	1256	1256	1256
Player name	Jordi Alba	Lionel Messi	Luis Suárez	Sergio Ramos
Team name	FC Barcelona	FC Barcelona	FC Barcelona	Real Madrid
Action type	Throw-in	Pass	Cross	Clearance
(x, y) _{start}	(73.2, 0.0)	(75.6, 8.3)	(86.3, 11.4)	(15.5, 30.0)
(x, y) _{end}	(75.6, 8.3)	(86.3, 11.4)	(89.5, 38.0)	(23.4, 22.4)
Success	True	True	False	True
Time in seconds	2254	2258	2261	2262

表 1: 在巴塞罗那队和皇家马德里队的比赛中, 以边线球为例由四个动作组成的一场比赛的表现。

对于每场比赛中的每个动作, 我们的数据集包含执行该动作的玩家的参考、动作的类型 (例如传球或射门)、动作的开始和结束位置 (即它们的 (x, y) 坐标)、动作是否成功以及比赛中动作的时间戳。数据集从拥有球的球队的角度记录动作的位置, 假定该队总是从球场的左边到右边踢球。由于球场尺寸因场地而异, 我们将这些场地标准化为 105 米长、68 米宽的球场, 这是大多数国际和国内比赛中要求或建议的球场尺寸 (欧洲足球协会联盟 2018; 国际足球协会联合会 2018; Deutscher Fussball-Bund 2017)。

表 1 显示了数据集中四个连续操作的示例。这个例子描述了巴塞罗那足球俱乐部 (FC Barcelona) 和皇家马德里 (Real Madrid) 之间的一场比赛, 比赛以一个边线界外球开始。阿尔巴将球传给队友梅西 (动作 1), 梅西将球传给队友苏亚雷斯 (动作 2), 苏亚雷斯将球传向禁区 (动作 3), 皇马后卫拉莫斯将球解围 (动作 4)。

方法:

由于比赛的低得分性质, 因此衡量球员在创造进球机会是具有挑战性的。一名足球运动员在比赛中只有几次机会从他的传球中获得益处, 那就是当他的球队进球时。因此, 我们提出的 ECOM (对比赛结果的预期贡献) 指标诉诸于计算预期的传球回报, 而不是在前面的传球中分配目标的实际回报。直观地说, 我们提出的 ECOM 指标反映了球员每 90 分钟的传球次数。

我们根据之前每一场比赛的类似传球数据来估算每一场比赛的预期附加奖励。我们考虑了通道的几何和上下文特征来确定它们的相似性。尤其是我们通过计算每次传球得分的可能性的增加或减少来计算每次传球的价值。因此, 我们积

极评价提高得分可能性的传球，消极评价降低得分可能性的传球。

我们计算 ECOM 度量的方法包括以下五个步骤。首先，我们将一场比赛分为控球序列，即同一队保持控球的一系列动作。其次，我们用一个期望目标模型来标记控球顺序和他们的传球。第三，我们引入了一个特定于领域的距离函数来度量传球之间的相似性。第四，我们通过使用 *ak-nearest-neighbors* 利用我们的距离函数计算预期的额外奖励来计算每一个传球的值。第五，我们通过聚合每个玩家的传球值并对其进行标准化来计算每个玩家的 ECOM 评级。

将比赛分割为占有序列

我们的数据集将每个动作表示为连续的动作序列。更正式地说，一个匹配 m 是一系列动作 $[a_1, \dots, a_n]$ ，其中 n 为比赛中的动作总数。为了简化符号，我们使用变量 p_i 来表示传球的动作。

为了计算一个传球 $p_i \in M$ 的值，我们将一个比赛看作是一个拥有序列，这些序列是 M 的子序列，其中同一队拥有球。更正式地说，我们的方法将匹配 M 视为占有序列的序列 $[S_1, \dots, S_m]$ ，其中 m 是匹配中拥有序列的总数。每一个占有序列都是一系列的行为 $k_{t+1}, \dots, k_{t+l_t}$ ，其中 t 为占有顺序 S 的诉讼数量 t 和 $k_t = \sum_{s=1}^{t-1} l_s$ 为占有序列 S_t 之前的占有序列中的动作总数。

每当一个队获得控球权时，我们就开始一个新的控球序列，这发生在以下情况下：在半场开始时，当球队拦截球时，在对手射门后，犯规后任意球，或者在球出界前最后一次接触球。

标记控球顺序和传球

我们为每个占有序列分配代表其结果的 S_t 标签 $L(S_t)$ 。如果占有序列 st 没有导致射门，我们将标签 $L(S_t)$ 设置为 0。如果持球序列 st 确实导致了一次射门，我们将标记 $L(S_t)$ 设置为该次射门产生进球的概率，而不考虑其实际结果。正如第 2 节中所解释的，这种方法对应于为射门尝试计算预期目标值，这在足球分析中很常见。我们计算目标尝试的期望值，因为目标尝试发生的次数比目标发生的次数多十倍。在我们的数据集中，一场比赛平均产生 2.4 个进球和 22.4 个射门尝试。

此外，我们对每一遍分配其构成占有序列的标签。特别地，我们为每一遍 $p_i \in S_t$ 到 $L(S_t)$ 设置标签 $L(p_i)$ 。因此，属于相同占有序列的传球收到相同的标签。

计算传球之间的相似性

为了度量传球之间的相似性，我们引入了一个特定于领域的距离函数，该函数包含了传球的特征以及执行传球的环境。仅考虑在可比较环境下执行的传球，就可以得到更准确的传球期望值。例如，如果球在传球前几秒钟在球场的另一边，传球很可能是在反击时执行的，而球员通常有更多的时间在球上。

我们的领域特定距离函数考虑以下六个点来计算 p_i 点到 p_j 点的传球：

1. 传球距离的差异 (l_{ij})；
2. 传球起点之间的欧氏距离 ($\Delta 2_{ij}$)；
3. 传球终点之间的欧氏距离 ($\Delta 3_{ij}$)；
4. 传球前 5 秒球的位置之间的欧式距离 (4_{ij})；
5. 传球前 10 秒球的位置之间的欧式距离 (5_{ij})；

6. 传球前 15 秒球的位置之间的欧式距离 (6ij)。

因此，我们得到如下距离函数： $d(p_i, p_j) = w_1 \Delta l_{ij} + \dots + w_6 \Delta 6_{ij}$ ，其中每个 w_b 是表示相应组件重要性的权重。我们定义了两个 p 点之间的相似程度 $i a_{pass} p_j$ 作为

在我们的实验评估中，我们进一步研究了距离函数的设计决策(第 5.2.1 节)，并自动从可用数据中学习组件的最优权重(第 5.2.3 节)。

传球评估：

我们根据相似传球的标签计算传球的预期额外奖励，其中相似传球越多，预期额外奖励就越多。给定一个特定的传球点 p_i ，我们计算其预期的额外奖励 $V(p_i)$ 如下：

在 $V_e(p_i)$ 反映了传球的预期最终奖励，而 $V_s(p_i)$ 反映了传球预期的开始奖励。

我们通过计算在传球起始位置结束的传球的平均结束标签来计算预期开始奖励 $V_s(p_i)$ 。由于传球几乎不会在完全相同的位置结束，我们将间距划分为网格单元，并根据其结束位置将每个传球分配给相应的单元。基于第 5 节中的实验评估，我们使用了 15 乘 17 米的单元格，这使得我们的数据集具有稳健的预期回报。假设 p 包含 p_j 的 i 首先，我们计算给定传球点 p 的预期开始 i 如下：

与 Gyarmati and Stanojevic (2016) 一样，我们对预期成功的传球和不成功的传球进行了计算。对于成功的传球，我们计算相应单元中传球标签的加权平均值，其中权重由相似度函数 $s(p)$ 给出 $i p_j$ 。对于不成功的传球，我们将预期的最终奖励设置为零。我们观察到，传球导致控球权的丧失并不会导致进球。总而言之，我们计算了给定传球 p 的预期最终奖励 i 如下：

$$V_e(p_i) = \begin{cases} \frac{\sum_{j=1}^k s(p_i, p_j) \cdot L(p_j)}{\sum_{j=1}^k s(p_i, p_j)} & \text{如果 } p_i \text{ 是成功的;} \\ 0 & \text{如果 } p_i \text{ 是不成功的} \end{cases}$$

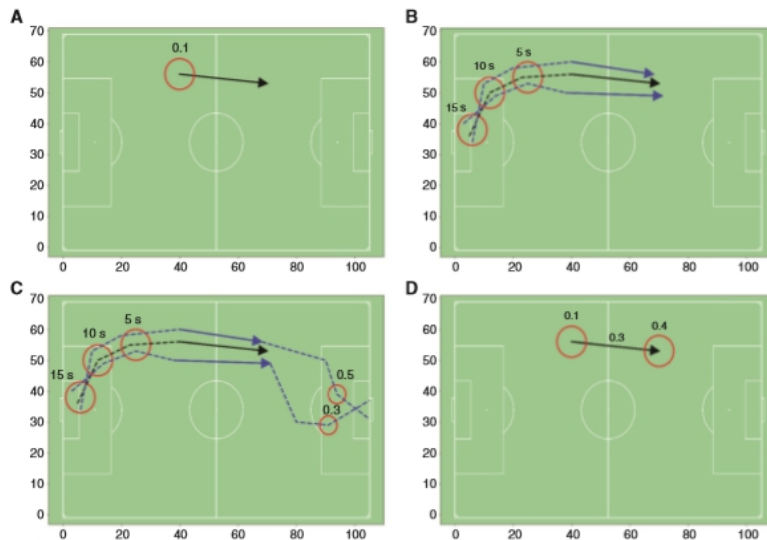


图 1: 可用 k-nearest-neighbors 方法，用于计算成功传球的预期额外奖励。(A) 通过对结束于起始位置的传球的标注进行平均化，计算传球的预期开始奖励。(B) 通过对 k-nearest-neighbors 的搜索，以发现最相似的传球。(C) 通过平均包含最相似传球的控球序列的标签，计算传球的预期最终回报。(D) 通过从预期的传球结束奖励中减去预期的传球开始奖励来评估传球。

评价球员

我们通过计算每个球员每 90 分钟传球的预期额外奖励来获得每个球员的 ECOM 等级。直观地说，球员的 ECOM 评分反映了球员在 90 分钟比赛中预期从传球中获得的进球数量。

给定一组传球 $\{pr_1, \dots, pr_{N_r}\}$ 表示球员 r 在给定的时间段内，其中 N_r 为该玩家所执行的传球次数，我们计算给定玩家 r 的 ECOM 评级如下：

$$ECOM(r) = \frac{\sum_{i=1}^{N_r} V(p_i^r)}{T_r} \cdot 90,$$

其中 T_r 是玩家 r 在考虑的时间段内所上场的总分钟数。

实验评价

现在，我们通过比较 ECOM 指标预测匹配结果的能力和三个基准指标的预测性能，来激励我们的方法的设计决策，并评估我们提出的 ECOM 指标。首先介绍了我们的方法，然后介绍了我们的实验结果。

训练集覆盖两个完整的赛季，而验证集和测试集分别覆盖一个完整的赛季。

Type	Training set	Validation set	Test set	Total
Seasons	2	1	1	4
Matches	4253	2404	2404	9061
Passes	3,425,285	1,998,533	2,023,730	7,447,548
Goal attempts	95,381	53,617	54,311	203,309
Goals	9853	5868	5762	21,483

表 2: 训练集, 验证集和测试集中的赛季, 比赛, 传球, 进球尝试和进球的数量。

方法

在本节中，我们将解释如何构建数据集、训练我们的预期目标模型、对传球进行分组、实现基线指标以及预测未来匹配的结果。

构建数据集

我们将可用数据分为三个数据集：训练集、验证集和测试集。为了评估我们的 ECOM 度量的预测性能，我们尊重匹配的时间顺序。因此，训练集覆盖 2014/2015 和 2015/2016 赛季，验证集覆盖 2016/2017 赛季，测试集覆盖 2017/2018 赛季。我们省略了没有逐场比赛数据可用或可用数据不完整的匹配（例如缺少动作的时间戳）。更具体地说，我们从训练集中删除了 555 场比赛，其中大部分是 2014/2015 赛季的比利时职业联赛和荷兰甲级联赛。

表 2 列出了这三组比赛中的赛季数、比赛数、传球数、射门次数和进球数。为了方便评价，我们在训练集训练我们的模型，并在验证集上优化参数值。在第 6 节中，我们展示了我们的度量的结果和两个具体用例，我们在训练集和验证集上训练模型，以获得最佳参数值，并在测试集上报告结果。

采用 Decroos et al. (2018) 的 SPADL 表示来描述球员的动作，我们从详细比赛数据中提取所有描述球员和球之间互动的动作。因此，我们的数据集包含了每一场比赛中发生的所有盘带、传球、传中、射门、任意球、点球、界外球、守门员扑救、拦截、解围和触球。

为了使用我们特定领域的距离函数度量传球之间的相似性，我们还在数据集中为每一次传球分配球在传球前 5、10 和 15 秒的位置。我们通过在动作位置之间执行线性插值来获得这些球的位置。我们省略了发生在半场前 15 秒的传球，因为这些传球的位置不可用。

培训预期目标模型

如 4.2 节所述，为了标记导致射门的控球序列，我们训练了一个预期进球模型，该模型估计射门产生实际进球的可能性。我们把这个问题作为一个二元概率分类任务。

我们基于训练集中的 95381 个射门构造一个数据集来训练模型。为了增加训练样本的数量，我们复制了这些射门，从而获得一个包含 190762 个射门的数据集。对于每个射门，我们的数据集包含位置的 x 坐标和 y 坐标、到目标中心的距离以及位置与两个门柱之间的角度。我们将进了球的射门标记为积极的例子，将所有其他的射门标记为消极的例子。

我们使用 XGBoost 算法来训练概率分类器。在 `scikit-learn` 中，我们使用 `GridSearchCV` 优化算法的超参数。我们尝试将估计器的数量设置为 100、500 和 1000，将树的深度限制为 3、4、5 和 6，并使用 0.001、0.01 和 0.1 的学习率。我们得到了 100 个估计量的最高 AUC-ROC，树的最大深度为 4，学习率为 0.1。对于验证集中的 53617 个镜头，我们得到的 AUC-ROC 为 0.763，这与文献中报道的稍复杂的预期目标模型的结果一致 (Decroos et al. 2017)。

聚集传球

如 4.4 节所述，我们需要计算测试集的每一遍和训练集的每一遍之间的距离。对于包含数百万遍的数据集，此任务的计算成本很快会变得很高。为了减少距离计算的数量，我们利用了这样的观察，即在球场上完全不同的位置开始或结束的传球不可能是相似的。因此，我们首先根据路径的空间位置对其进行聚类，然后在每个聚类中分别执行 `k-nearest-neighbors` 搜索。

我们根据集群的起源和目的地将每个传递分配给集群。由于传球不太可能具有完全相同的起点和终点位置，因此我们将传球分为多个区域，并将传球的起点和终点分配到相应的区域。我们将每个集群表示为一个起点-终点对，这意味着如果两个通道的起点和终点位置都在同一个区域，那么它们属于同一个集群。这种表示在相同集群内传球数据具有相似的距离。

实施基线度量

我们比较了我们为球员评级的 ECOM 度量的预测性能和三个基线度量的预测性能。我们实现了由 Gyarmati 和 Stanojevic (2016) 引入的 QPass 度量的两个变体，并基于传统的传球准确度统计定义了一个度量。

基于本文中的细节，我们实现了 QPass 度量的两个最为相似度。在这两种情况下，我们都是通过从控球队的终点位置值中减去控球队的起点位置值来评估成功传球的。同样，我们通过从对手相同位置的值中减去拥有该位置的队伍的原始位置值来评估不成功的传球，其中我们将后者的值乘以 -1 以反映拥有该位置的变化。

我们分两步计算每个团队每个位置的价值。首先，我们将间距分成 10×10 的等尺寸网格。其次，我们通过计算源自每个单元的占有序列的平均值来评估每个单元。第一个变量名为“QPass 近似值”，它遵循该文件，并为导致射门的控球序列赋值 0.7，否则赋值 0。第二个变量名为“QPass 近似 xG”，它使用射门的预期目标值，而不是导致射门的控球序列的固定值 0.7。在这两种变体中，如

第 4.5 节所述我们通过计算每 90 分钟的平均通过值来给球员打分。

在此基础上,实现了一种基于传统传球精度统计量的度量方法。我们通过计算成功传球次数和总传球次数的比率来对球员进行评分。

比赛结果预测

由于缺乏基本事实,我们通过从过去的表现中预测未来的表现来评估我们的指标,这在体育分析文献中很常见(Schulte, Zhao, and Routley 2015; Liu and Schulte 2018)。我们希望我们的指标能够预测未来的表现,这在球员招募过程中是至关重要的。因此,我们将我们的度量与 5.1.4 节中介绍的基线进行比较,以了解它们预测比赛结果的能力。

假设每场比赛中每支球队得分的目标数遵循泊松分布,我们用泊松随机变量表示一支球队在一场比赛中期望进球的目标数(Maher 1982)来表示一个队期望在一场比赛中得分的进球数量。我们使用 Skellam 分布来确定一个泊松随机变量比另一个泊松随机变量高的概率,从而获得主场获胜、平局和客场获胜的概率(Karlis and Ntzoufras 2008)。我们通过计算其对数损失来评估这些概率估计(Langseth 2013; Ley, Van de Wiele 和 Van Eetvelde 2017)。对损失度量概率估计的好坏,是这个任务的一个合适的评估度量(Ferri, Hernandez-Orallo, 和 Modroiu 2009)。

我们通过计算首发球员的 ECOM 评分来计算每个球队的泊松均值。我们只使用赛前可用的信息,因此不考虑换人。对于在训练集中至少踢了 900 分钟的球员,我们考虑实际的评分。对于其余的球员,我们使用同一球队球员的平均评分。由于从传球中获得的平均奖励(即每场比赛每队 0.72 个进球)反映了比赛期间获得的平均奖励的大约 50%(即每场比赛每队 1.42 个进球),我们将每场比赛每队球员评分的分布转换为类似的分布,即验证集中每场比赛每队进球的平均数量。

评价

我们现在提供实验结果,以促进我们的领域特定的距离函数为传球的设计,来研究聚类步骤的最佳网格单元尺寸,以研究距离函数并研究了距离函数对聚类的影响。我们还将我们的 ECOM 度量与四个预测性能基线进行了比较。对于我们的每个实验,我们将数据集限制为英超联赛的比赛。我们计算验证集(即 2016/2017 赛季)上的 ECOM 玩家评分,并报告测试集(即 2017/2018 赛季)上的结果。

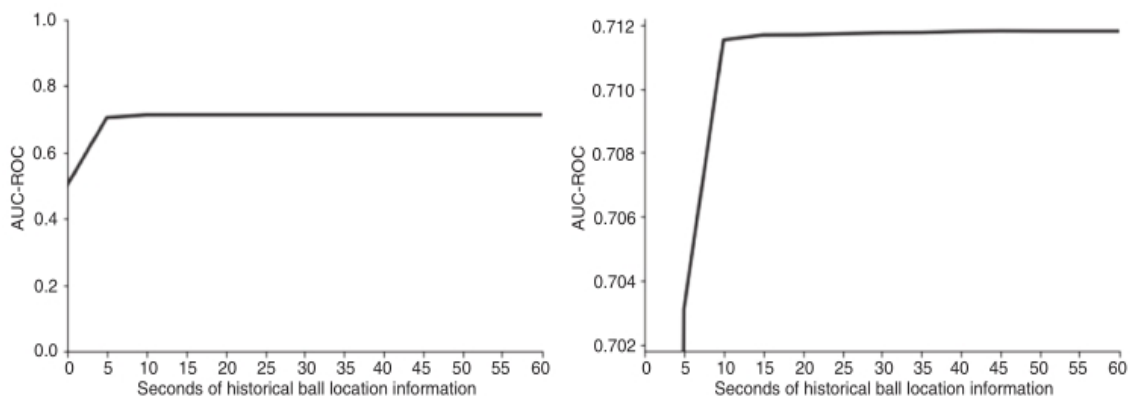


图 2:不断增加的历史球位置信息的 AUC—ROC 分数。左边的图显示了整个 AUC—ROC 范围,而右边的图显示了感兴趣区域的放大视图。在记录了 15 秒的历史球位置信息之后,AUC—ROC 的改进就会下降。

设计距离函数

在这个实验中，我们决定将传球前 5 秒、10 秒和 15 秒的球位置包含在我们的距离函数中，以捕捉传球时的环境。更具体地说，我们研究历史球位置对球的当前位置的影响。为此，我们设计了一个实验，目标是基于球的历史位置的越来越多的信息来预测球是在球场的一半还是另一半。

我们以迭代的方式处理这个预测任务。从表示 5 秒之前的球位置的单一特性开始，我们添加了一个在每次迭代中表示 5 秒之前的球位置的附加特性。因此，在第一个实验中，我们只考虑 5 s 前的球位置，在第二个实验中，我们考虑 5 s 前和 10 s 前的球位置，在第三个实验中，我们考虑 5 s 前、10 s 前和 15 s 前的球位置，以此类推。我们考虑了在当前位置之前 60 秒内的球的位置，因此做了 12 个实验。

我们使用 XGBoost 算法来训练模型。我们在 scikit-learn 中优化算法的超参数在优化了第一个实验的参数后，我们将估计器的数量设置为 100，将树的深度限制为 6，并对所有实验使用 0.1 的学习率。我们在训练集上训练模型，并对验证集进行预测。我们省略了每一半的前 60 秒，以便与 60 秒前包含球位置的模型进行公平的比较。

图 2 显示了 12 个模型中每一个的 AUC-ROC 分数，以及没有历史球位置信息可用的情况，这对应于随机猜测，因此 AUC-ROC 为 0.500。球位置 5 秒前的包含将 AUCROC 从 0.500 增加到 0.703，而球位置 10 秒前的包含将 AUC-ROC 进一步增加到 0.712。虽然 15 秒前球位置的包含产生了另一个微妙的 AUC-ROC 增加，但超过 15 秒前球位置的包含不会导致进一步的改善。

基于这些见解，我们只在距离函数中包含传球前 5、10 和 15 秒的球的位置。正如预期的那样，所需的内存量会随着网格单元大小的增加而增加。

Characteristic	105 × 68	52.5 × 34	15 × 17	7 × 8.5	5 × 4
Total number of grid cells	1	4	28	120	357
Total number of clusters	1	16	784	14,400	127,449
Max. number of labeled passes in cluster	621,547	115,420	10,792	892	635
Max. number of valued passes in cluster	315,914	56,023	5421	501	89
Required amount of memory in gigabyte	1570.8	51.7	0.5	0.0	0.0

表 3: 当在训练集中训练 759 场英超联赛和在验证集中评估 380 场英超联赛时，聚类步骤中五个不同维度的单元的特征。

研究聚类步骤的最优网格单元维数

在这个实验中，我们研究在聚类步骤中使用的网格单元的最优维数。在每个集群，distance-weighted k-nearest-neighbors 搜索需要计算每一次之间的距离中每个通过训练集和测试集。因此，我们的目标是优化平衡集群通过在每个集群的最大数量。如果集群的数量增加，在 distance-weighted k-nearest-neighbors 中错过相似路径的风险也会增加。如果集群的数量减少，则每个集群内的传球次数会增加，因此距离计算的次数也会增加。为了减少我们的方法的总运行时间，我们的目标是最小化集群的数量，同时仍然能够使用向量化计算距离。

在聚类步骤中，我们研究了网格单元的五个不同维度的特征：105×68 米、52.5×34 米、15×17 米、7×8.5 米和 5×4 米。由于间距测量为 105×68 米，所以第一个维度对应于在没有聚类的情况下执行 k-nearest-neighbors 搜索。对于每个设置，我们计算网格单元的总数、聚类的总数、每个聚类的最大标记路径数、每个聚类的最大值路径数，以及使用矢量化计算路径间距离所需的内存总量。

内存需求包括表示训练集中标记的传球和测试集中要评估的传球所需的内存量,以及每个标记传球和要评估的每个传球之间的距离。我们需要六个值来表示一次通过:距离函数中的六个分量各有一个值。此外,我们需要一个值来表示两次传球之间的距离。例如,在 105×68 设置中,对于我们在训练集中训练 759 场英超比赛并在验证集中评估 380 场英超比赛的设置,每个集群的最大标记传球数为 621547,每个集群的最大值传球数为 315914。因此,表示路径所需的值数为 $5624766 [=6 \times (621547 + 315914)]$,表示距离所需的值数为 $196355398958 (=1 \times 621547 \times 315914)$ 。因此,将每个值表示为 64 位浮点,我们需要超过 1570 千兆字节的内存来同时存储这些值。

表 3 显示了当使用训练集中的 759 场英超联赛中的标记传球来评估验证集中的 380 场英超联赛中的传球时,网格单元的五个不同维度中的每一个的特征。在 5×4 设置中,每个聚类的最大标记和传球次数之间出乎意料的巨大差异是由于 2017 /2018 赛季开始时引入的规则变化导致的。从那以后,球可以从开球开始向任何方向移动,而不仅仅是向前移动。

正如预期的那样,随着网格单元大小的增加,所需的内存量也会增加。因为我们用来运行实验的机器只有 32 千兆字节的可用内存,所以我们排除了 105×68 和 52.5×34 的设置。如前所述,与较小的网格单元相比,我们更喜欢较大的网格单元,减少传球的风险。此外,我们希望最大限度地减少集群数量,从而最大限度地减少从磁盘读取数据和将数据存储到磁盘造成的开销。因此,我们在以下所有实验中使用 15×17 设置作为我们方法的默认网格单元配置,除非另有明确说明。

优化距离函数的权重

在这个实验中,我们优化了距离函数中六个分量的权重来比较传球:传球的开始和结束位置,传球的距离和球在传球前 5 秒、10 秒和 15 秒的位置。搜索空间很大,因为对应于六个分量中的每个分量的权值可以在 0 到 1 之间自由变化。因此,我们使用贝叶斯优化方法有效地探索候选权集空间 (Brochu, Cora, and De Freitas 2010; (Snoek, Larochelle, and Adams 2012)。使用贝叶斯优化方法,我们对 10 个不同的初始权重集运行 250 次优化迭代,增加找到全局最优解的概率。我们使用上置信界 (UCB) 作为获取函数。

对于我们的方法的默认配置,其中我们使用 15 米乘 17 米的网格单元执行聚类,当对应于传球距离和传球前 5 秒的球位置的权重被设置为 1 并且所有其他权重被设置为零时,我们发现损失最小。排除路径的开始和结束位置的最可能的解释是,聚类步骤已经隐含地考虑了该信息。这一信息对于增加每个集群的传球次数可能会变得更加重要。

为了进一步研究这一假设,我们将上述实验扩展到第 5.2.2 节中探讨的其他聚类设置。对于五种设置中的每一种,我们计算距离函数的四组不同权重的对数损失。为了便于计算,我们将实验限制在四组预定义的权重,并且不对每组权重进行优化。在 105×68 和 52.5×34 设置中,我们分批计算对数损失,以避免可用内存耗尽。

表 4 提供了四个预定义权重集的描述。W1+5 是我们的默认配置的最佳权重设置,它考虑了传球的长度和传球前 5 秒球的位置。设定 W0+d 考虑了传球的起点和终点位置。设定 W10+15 考虑传球前 10 秒和 15 秒的球的位置。设置 W11 考虑六个组件。

每个权重集都包含了不同的组件子集。

Distance function component	W_{l+5}	W_{o+d}	W_{10+15}	W_{all}
Lengths of the passes (Δ_{ij}^1)	1	0	0	1
Origins of the passes (Δ_{ij}^2)	0	1	0	1
Destinations of the passes (Δ_{ij}^3)	0	1	0	1
Ball locations 5 s ago (Δ_{ij}^4)	1	0	0	1
Ball locations 10 s ago (Δ_{ij}^5)	0	0	1	1
Ball locations 15 s ago (Δ_{ij}^6)	0	0	1	1

表 4:权重优化实验中考虑的四中不同权重集概述。

表 5 显示了用于预测 2017 /2018 英超联赛结果的对数损失，其中包括五种不同的聚类设置和四种不同的距离函数权重设置。不出所料，在没有聚类(105 × 68)的设置中，传球的起点和终点位置 $W(o+d)$ 比有聚类的设置中更重要。此外，球的历史位置 $W(10+15)$ 在群集设置中变得更加重要，在群集设置中，每个群集包含相当多的遍数，15×17 设置就是这种情况。

每个聚类设置的最佳结果以粗体显示。

Weight set	105 × 68	52.5 × 34	15 × 17	7 × 8.5	5 × 4
W_{l+5}	1.0654	0.9989	1.0057	1.0123	1.0067
W_{o+d}	1.0353	1.0187	1.0086	1.0165	1.0091
W_{10+15}	1.0488	1.0172	1.0069	1.0144	1.0165
W_{all}	1.0398	1.0132	1.0068	1.0139	1.0137

表 5:距离函数的 5 种不同聚类设置和 4 种不同权重集对 2017/2018 英超联赛结果预测的对数损失。

研究聚类步骤的影响

我们现在以定性的方式研究聚类步骤的影响。对于四个任意路径，我们在没有聚类的设置和具有 15×17m 网格单元的聚类设置中获得四个最近邻居。我们使用第 5.2.3 节中获得的距离函数的最佳权重。

图 3 显示了在执行 k-nearest- neighbour 搜索之前没有对这些传球进行集群时，红色路线传球的四个最近数据。类似地，图 4 显示了对网格单元为 15×17 m 的传球进行聚类时，同一传球的四个最近数据。虽然获得的传球不同，但四近邻搜索在两种设置中获得高度相似的近邻。

附录 A 显示了其他三个传球的四个最近的数据。

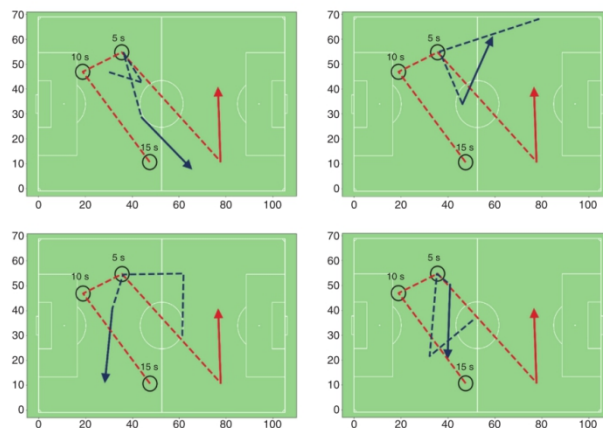


图 3: 在执行 k-nearest-neighbour 搜索之前, 四个传球最近路线的可视化距离。

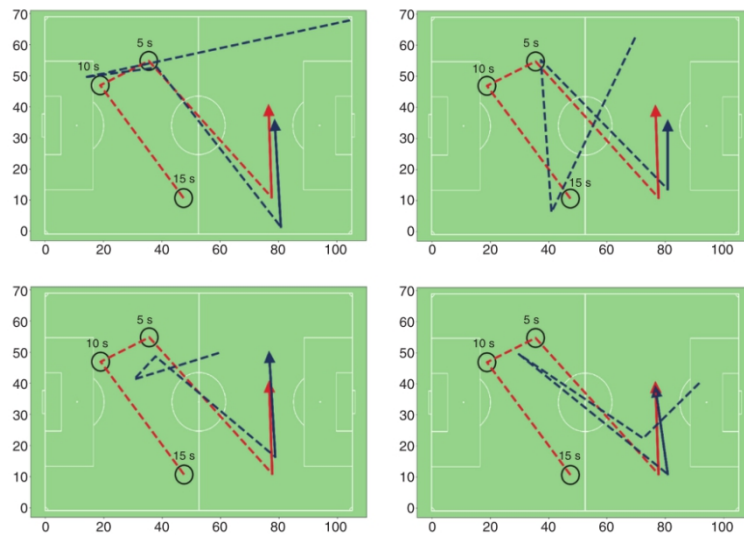


图 4: 在执行 k-nearest-neighbour 搜索之前, 用 15×17 米的网格单元对传球进行聚类时, 四个传球最近路线的可视化距离。

比较 ECOM 度量标准与基线

在本实验中, 我们将 ECOM 度量的性能与第 5.1.4 节中介绍的三个基线度量的性能进行了比较。对于我们的 ECOM 度量, 我们使用具有最佳权重的默认配置。我们还通过计算验证集中比赛结果的历史来获得主场获胜、平局和客场获胜的概率。

表 6 显示了用于预测 2017 /2018 英超联赛结果的对数损失, 以及我们的 ECOM 指标和四个基线。我们的 ECOM 指标明显优于每个基线。为了正确看待这些结果, 我们还将我们的损失值与文献中报道的值进行了比较。朗塞斯(2013)报告了从 0.9685 到 1.0041 的对数损失值, 用于预测 2011/2012 和 2012/2013 英超赛季的比赛。莱伊等人(2017)报告了从 0.9776 到 1.0845 的值, 用于预测 2000/2001 到 2016/2017 英超赛季后半期的比赛。

我们的 ECOM 指标明显优于四个基线。最好的结果是粗体。

Metric	Logarithmic loss
ECOM default configuration	1.0057
Historical prior distribution	1.0738
QPass approximation xG	1.0758
Pass accuracy	1.0765
QPass approximation	1.1263

表 6: 预测 2017/2018 英超比赛结果的对数损失。

2017/2018 赛季成绩

我们展示了根据 ECOM 排名最高的球员, 研究了评级的特征, 并为我们的度量给出了两个具体的用例。本部分的分析包括 2017/2018 赛季 2129 名球员的

ECOM 评分, 这些球员的比赛时间至少在 900 分钟。

顶级球员的认识

为了更深入地了解顶级玩家的评分, 我们列出了排名前 15 位的玩家和年龄在 23 岁以下的排名前 5 位的玩家。

表 7 显示了 2129 名玩家中排名前 15 位的 ECOM 评分。阿森纳中场核心梅苏特·厄齐尔以每 90 分钟 0.3440 的 ECOM 评分高居榜首。曼城组织者大卫·席尔瓦排名第二, 巴萨前锋梅西排名第三。

因为球探的目的所在, 我们也特别关注那些有潜力成为未来明星的年轻球员。表 8 列出了在所有 352 名 23 岁以下 ECOM 评分排名前五的球员。拜仁慕尼黑队边锋金斯利·科曼以 90 分钟 0.2423 分的得分高居榜首, 皇马中场马尔科·阿森西奥排名第二, 阿贾克斯中场弗兰基·德荣排名第三。

Rank	Player	Team	ECOM per 90 min
1	M. Özil	Arsenal	0.3440
2	D. Silva	Manchester City	0.3156
3	L. Messi	FC Barcelona	0.3055
4	E. Hazard	Chelsea	0.2951
5	Neymar	Paris Saint-Germain	0.2910
6	A. Sánchez	Arsenal	0.2866
7	O. Kaya	SV Zulte-Waregem	0.2789
8	H. Ziyech	AFC Ajax	0.2716
9	Isco	Real Madrid	0.2706
10	L. Vázquez	Real Madrid	0.2704
11	Marcelo	Real Madrid	0.2592
12	A. Robben	FC Bayern München	0.2576
13	K. De Bruyne	Manchester City	0.2543
14	C. Fàbregas	Chelsea	0.2536
15	A. Iniesta	FC Barcelona	0.2511

表 7:2017/2018 赛季 ECOM 排名前 15 名球员。

Rank	Player	Team	ECOM per 90 min
1	K. Coman	FC Bayern München	0.2423
2	M. Asensio	Real Madrid	0.2269
3	F. de Jong	AFC Ajax	0.2122
4	M. Lopez	Olympique de Marseille	0.1998
5	D. Neres	AFC Ajax	0.1971

表 8:2017/2018 赛季 23 岁以下球员 ECOM 排名前五名。

ECOM 球员评分的特点

在本节中，我们研究了 ECOM 评分的分布，ECOM 评分和传球精度之间的关系，传球次数和每次传球的平均值之间的关系，以及成功和不成功传球所获得的值之间的关系。

ECOM 球员等级的分布

我们调查每个位置的球员 ECOM 等级的分布。图 5 显示了守门员、后卫、中场和前锋球员 ECOM 的评分分布。

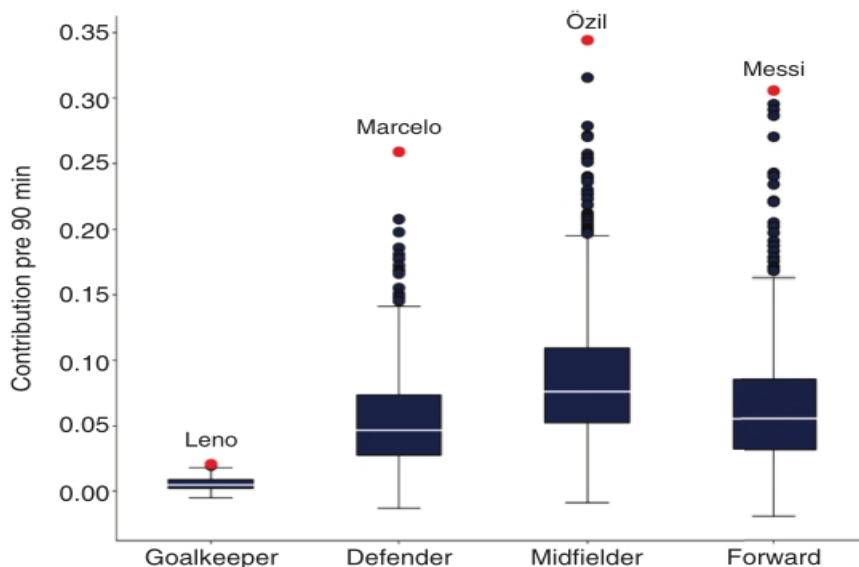


图 5: 每个位置的 ECOM 球员评分分布的方框图。平均而言，中场球员的评分要高于前锋、后卫和守门员。

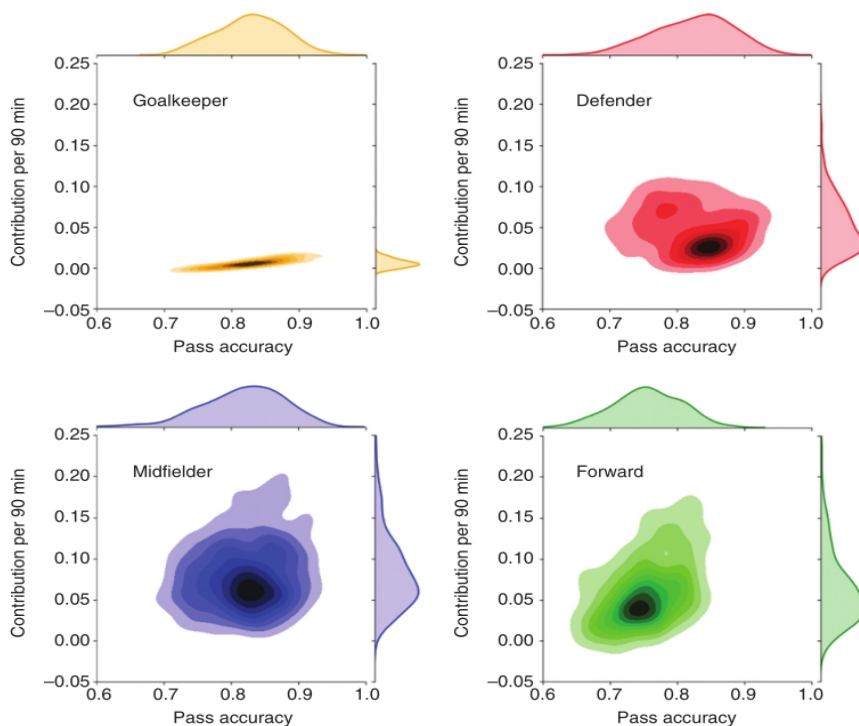


图 6: 二维内核密度图显示了守门员、后卫、中场和前锋每 90 分钟的 ECOM 贡献和传球准确度。

盒形图显示中场球员获得的平均 ECOM 评分高于守门员、后卫和前锋。守门员和后卫较低的 ECOM 评分是由于他们对进攻的贡献较少。他们的主要任务是阻止对手进球，而不是自己创造进球机会。前锋的低 ECOM 评级是由于他们的主要任务是自己进球，而不是给队友提供机会。

ECOM 评分与传球准确率的关系

我们调查获得高传球准确率的球员是否在我们的 ECOM 指标上得分也很高，反之亦然。特别是，我们探索两种度量的分布如何相互关联。图 6 展示了二维内核密度图，显示了每 90 分钟的 ECOM 评分和门将、后卫、中场和前锋的传球准确性。不出所料，中场球员每 90 分钟的 ECOM 评分最高。守门员表现出很高的传球准确率，但 ECOM 得分很低。相反，正向传球表现出较低的传球准确性，但获得更高的 ECOM 评级。虽然后卫的传球准确度与守门员相当，但他们的 ECOM 得分更高。

传球率和每次传球率的平均预期之间的关系

我们调查在我们的 ECOM 指标中得分较高的球员是否主要通过大量传球或高价值传球获得评分。图 7 给出了一个散点图，显示了每 90 分钟球员的总次数和每个玩家每次球员的平均预期。这两个数字相乘得出玩家的 ECOM 等级。虚线表示得分为 0.3440，这是排名第一的球员梅苏特·厄齐尔的得分。红点表示排名前五的球员。橙色圆点突出了三种特殊情况。

巴塞罗那前锋莱昂内尔·梅西和切尔西边锋艾登·阿扎尔的每一次传球都有很高的传球价值，但每场比赛的传球次数更少。相比之下，曼城中场球员大卫·席尔瓦的传球价值较低，但每场比赛的传球次数多。亚足联伯恩茅斯前锋杰朗·理查德森获得了最高的传球价值，但平均每 90 分钟只有 11 次传球。曾在 2017 /2018 赛季效力于那不勒斯的中场球员若日尼奥和巴黎圣日耳曼的马尔科·维拉蒂传球次数最多，但每次传球的平均值适中。

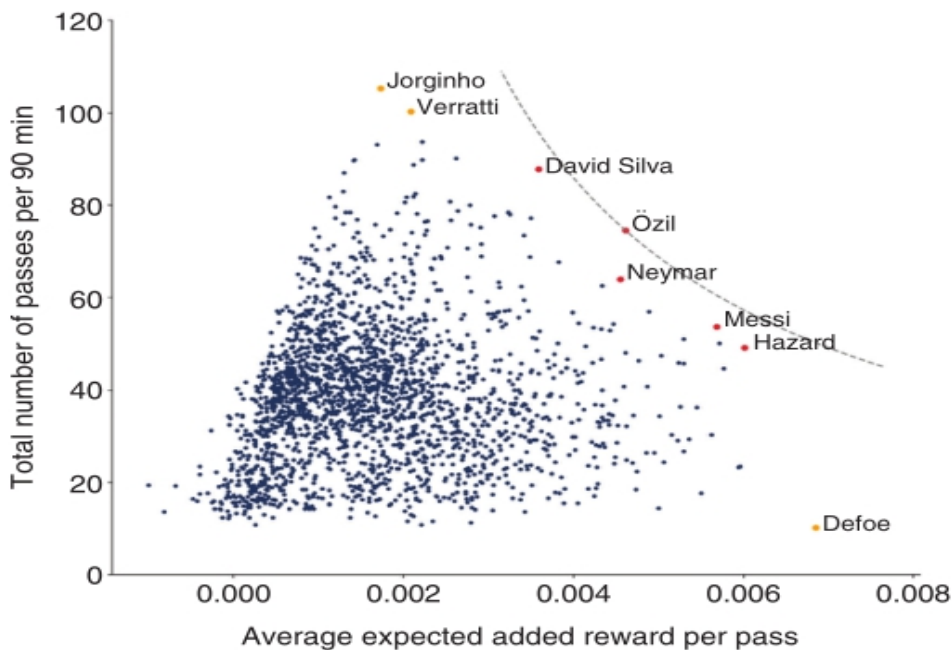


图 7: 散点图显示了每 90 分钟的总传球次数和每个球员每回合的平均预期。红点表示排名靠前的选手，而橙色点表示三种特殊情况。

成功传球与不成功传球预期之间的关系

我们研究了在我们的 ECOM 度量中获得高分的球员是通过成功传球获得正面奖励还是通过不成功传球获得负面奖励获得评分。图 8 展示了一个散点图，显示了每个球员每 90 分钟成功传球和失败传球的值。这两个数字的总和就是球员的 ECOM 等级。虚线通过了 0.3440 的评分点，这是顶级球员梅苏特·厄齐尔的评分。红点表示排名前五的选手。橙色的点突出了五种特殊情况。

显然，不同类型的玩家以不同的方式达到他们的 ECOM 等级。例如，哈基姆·齐耶什(阿贾克斯)、内马尔(巴黎圣日耳曼)、亚历克西斯·桑切斯(曼联)和凯文·德布劳内(曼城)用大量成功传球的正面奖励来补偿他们在不成功传球中的大量负面奖励。相比之下，路卡·莫德里奇(皇家马德里)和托尼·克罗斯(皇家马德里)通过从不成功的传球中获得较少的负面奖励和从成功的传球中获得较少的正面奖励来获得相当的 ECOM 评分。

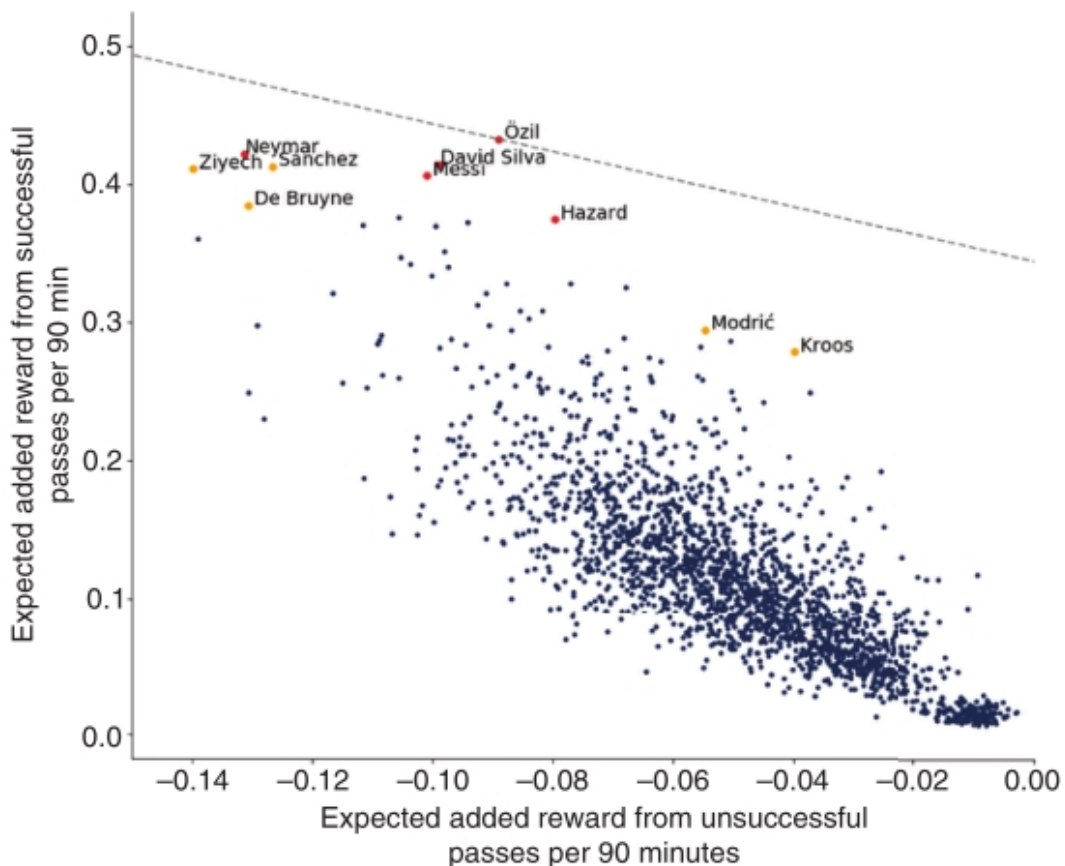


图 8:散点图显示了每个球员每 90 分钟成功和失败传球的预期额外奖励。

用例

我们现在为我们提出的 ECOM 度量给出两个具体的用例。我们首先使用我们的度量来寻找一个合适的替代者来替代巴塞罗那的伊涅斯塔，然后使用我们的度量来估计球员的市场价值。

伊涅斯塔在巴塞罗那的替代者

在 2018/2019 赛季之前，安德烈斯·伊涅斯塔从巴塞罗那队转会到日本队维

塞尔·科比。这位中场对于巴塞罗那足球俱乐部在 2017 /2018 赛季赢得西班牙国内锦标赛和杯赛至关重要。在巴萨阵容中，西班牙人以 0.2511 的 ECOM 评分排名第二，仅次于莱昂内尔·梅西。在这个用例中，我们假设巴塞罗那俱乐部的目标是签下一名年轻球员，他有潜力取得和伊涅斯塔一样的传球表现。特别是，我们将搜索限制在 25 岁或 25 岁以下表现出类似传球行为和影响的球员。

我们定义了一个距离函数，它捕获了 Andres Iniesta 的传递行为和影响的特征。更具体地说，我们的距离函数考虑了 ECOM 评级、传球精度、每 90 分钟传球的次数，以及交叉次数和总传球次数之间的比率。我们将这四个特征归一化，使其值在 0 和 1 之间。我们计算相似性得分为 1 减去这些特征之间的欧氏距离。

表 9 列出了年龄在 25 岁以下、最像伊涅斯塔传球行为的前五名球员。阿贾克斯中场德容相似度得分为 0.9734 排名第一。拜仁慕尼黑队中场球员科伦丁-托利索和乔舒亚-基-米奇排名第二和第三。

Rank	Player	Team	Similarity	ECOM	PA	P90	RCP
1	F. de Jong	AFC Ajax	0.9734	0.2122	93.52%	75.84	1.22%
2	C. Tolisso	FC Bayern München	0.9711	0.1946	90.97%	70.72	1.48%
3	J. Kimmich	FC Bayern München	0.9675	0.2089	87.97%	71.55	7.17%
4	M. Lopez	Olympique de Marseille	0.9440	0.1998	91.90%	89.87	2.33%
5	J. Draxler	Paris Saint-Germain	0.9364	0.1680	92.35%	68.95	1.15%
	A. Iniesta	FC Barcelona		0.2511	88.38%	73.50	2.12%

表 9: 25 岁以下最接近伊涅斯塔传球行为的前五名球员。

ECOM 栏显示玩家每 90 分钟的 ECOM 评分，PA 栏显示他们的传球精度，P90 栏显示他们每 90 分钟的传球次数，RCP 栏显示他们的传球次数与总传球次数的比率。

评估球员的市场价值

我们调查我们的 ECOM 度量是否有助于更准确地估计足球运动员的市场价值。特别是，我们调查了将我们的 ECOM 评级与更传统的成绩统计数据一起纳入预测模型是否会提高模型的成绩。

我们收集了 2017 /2018 赛季最后一天球员的市场价值，这些价值来自转会市场窗口。我们从 Transfermarkt 网站上省略了市场价值缺失的五个玩家，并获得了包含 2124 个玩家的数据集。

我们将此问题作为回归任务处理。对于每个球员，我们的数据集包含以下信息：年龄，在 2017/2018 赛季的分钟数，每 90 分钟助攻的数量在 2017/2018 赛季，每 90 分钟进球的数量在 2017/2018 赛季，球员是否为各自联赛前三名的俱乐部效力，ECOM 评级 2017/2018 赛季，2018 年 7 月 1 日，和市场价值。

我们使用 XGBoost 算法来训练模型。在 scikit-learn 中，我们使用 GridSearchCV 优化算法的超参数。我们尝试将估计器的数量设置为 100, 500, 1000 和 2000，将树的深度限制为 1, 2, 3, 4, 5 和 6，强制每个子节点的示例数量为 1, 2, 3 和 4，并使用了 0.001, 0.01, 0.1 和 0.5 的学习率。我们在一个包含 80% 示例的训练集和一个包含 20% 示例的测试集中随机分割可用数据。

我们训练两套模型。第一套模型考虑了所有可用功能，而第二套功能考虑了除 2017 /2018 赛季 ECOM 评分之外的所有功能。在每一组中，我们训练五个不同的模型：四个位置各一个模型，一个考虑所有球员的模型。在考虑所有球员的情况下训练模型时，我们为四个位置中的每一个位置添加了一个虚拟特征。

表 10 显示了在十种不同的设置下，预测测试组中球员市场价值的平均绝对

误差 (MAE)。ECOM 度量标准的引入始终导致了更精确的模型。包含 ECOM 度量一致地导致在 MAE 方面更精确的模型。在所有球员中，MAE 从 718 万欧元降至 695 万欧元，为 23 万欧元。不出所料，我们观察到中场和前锋受到的影响最大。中场和前锋的主要任务是创造进球机会和进球，而守门员和后卫的主要任务是阻止进球机会和进球。

ECOM 度量的引入始终导致 MAE 方面更好的模型。

Players	Examples	MAE without ECOM	MAE with ECOM
Goalkeepers	160	6.50 million	6.39 million
Defenders	777	6.54 million	6.14 million
Midfielders	760	8.68 million	7.77 million
Forwards	427	13.67 million	12.71 million
All	2124	7.18 million	6.95 million

表 10: 在有和没有 ECOM 度量的情况下，估计测试集中球员市场价值的平均绝对误差 (MAE)。

结论与今后工作

本文介绍了一种名为 ECOM 的足球运动员表现度量，它通过评价足球运动员的传球来衡量其创造机会的贡献。

我们的方法利用了一个距离函数，该函数考虑了传球的特征和传球时的环境。直观地说，提高球队进球可能性的传球获得正预期的额外奖励，而降低球队进球可能性的传球获得负预期的额外奖励。球员的 ECOM 等级反映了他每上场 90 分钟预期的额外奖励。

我们根据 2014/2015 至 2017 /2018 赛季七个欧洲顶级联赛的逐场比赛数据评估了我们的 ECOM 指标。我们的实验表明，我们的 ECOM 指标在预测比赛结果方面优于四个基线，并为估计球员的市场价值提供了有价值的信息。此外，我们认为德国中场梅苏特·厄齐尔(阿森纳)是 2017 /2018 赛季最有影响力的传球手，荷兰小将弗兰基·德容(阿贾克斯)是西班牙中场安德烈斯·伊涅斯塔在巴萨的合适替代者。

在未来，我们计划将球员空间跟踪数据纳入我们的距离函数，以更好地捕捉每次传球的环境。这种延长应该导致更准确的预期的额外奖励，从而也更准确的 ECOM 评分。我们还将探索从数据中学习网格单元的最佳尺寸的技术，并对网格单元进行实验，网格单元的大小取决于间距上的传球分布。

聚类步骤的定性分析

A1. 示例 1

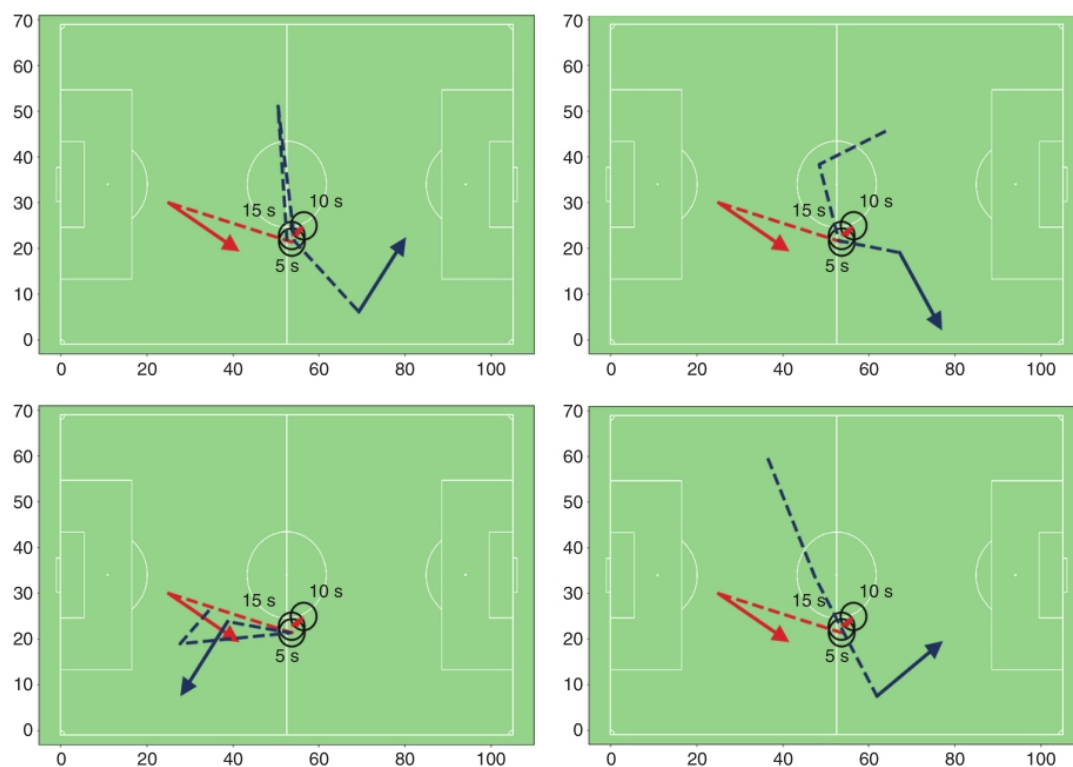


图 9: 在执行 k-nearest-neighbors 搜索之前, 未对传球进行聚类时, 标红色四个传球的可视化。

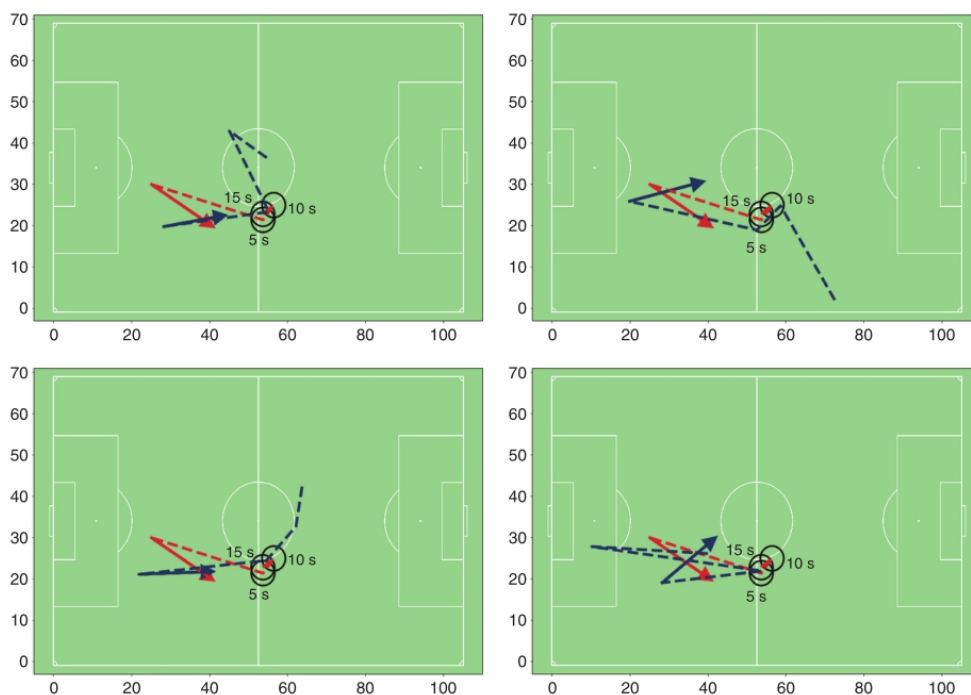


图 10: 在执行 k-nearest-neighbour 搜索之前, 用 15×17 米的网格单元对传球进行聚类时, 四个传球最近路线的可视化距离。

A2. 示例 2

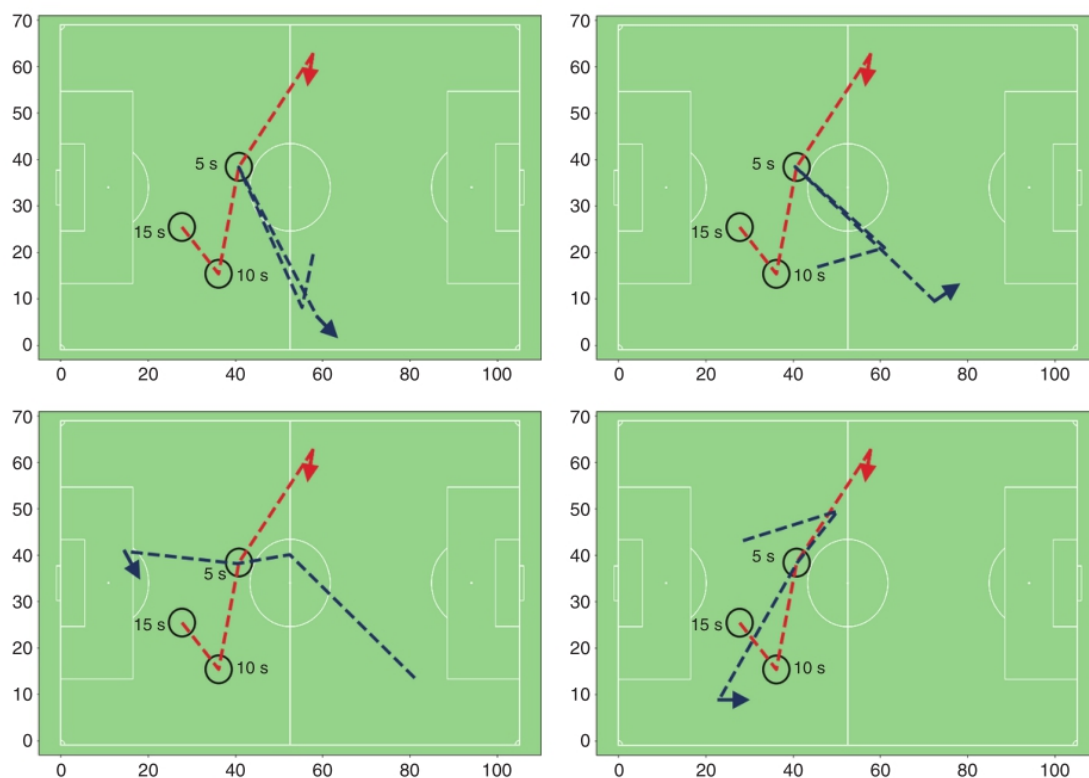


图 11: 在执行 k-nearest-neighbors 搜索之前, 未对传球进行聚类时, 标红色四个传球的可视化。

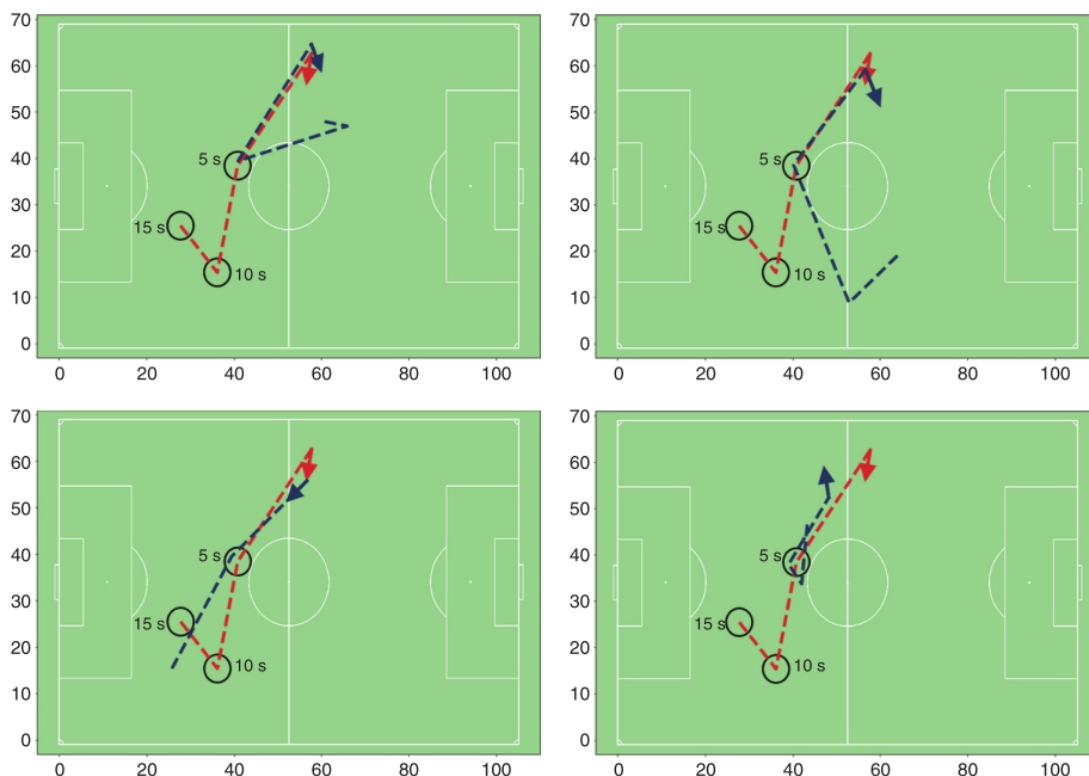


图 12: 在执行 k-nearest- neighbour 搜索之前, 用 15×17 米的网格单元对传球进行聚类时, 四个传球最近路线的可视化距离。

A3. 示例 3

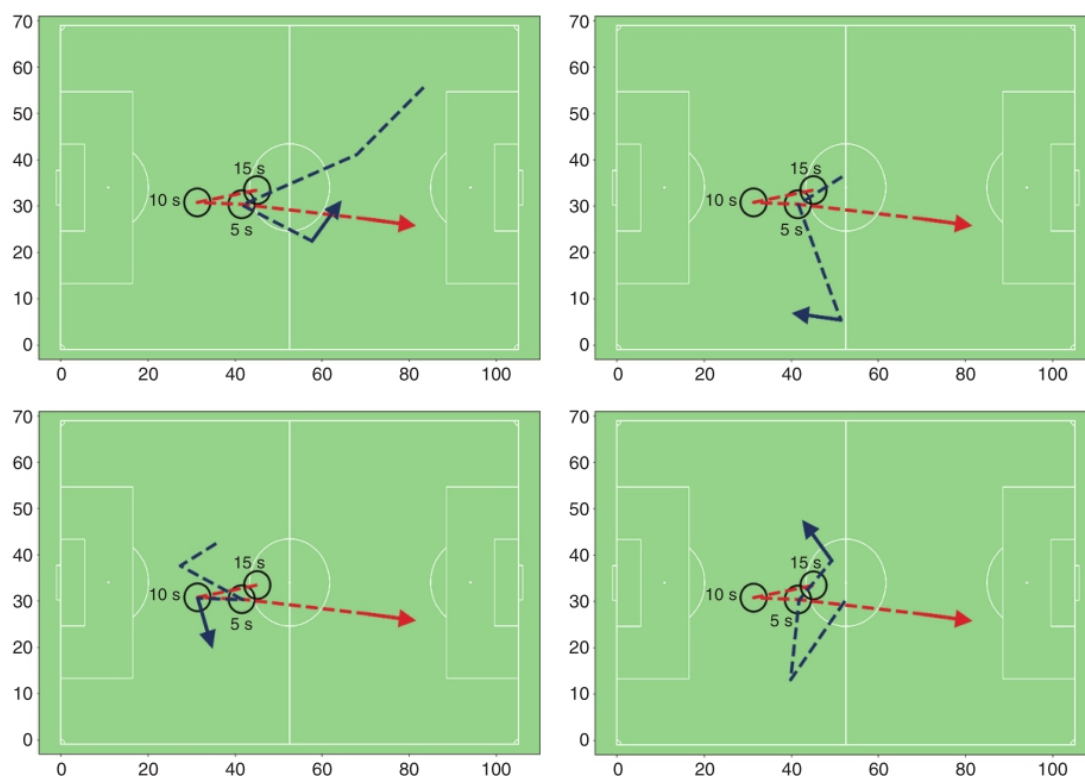


图 13: 在执行 k-nearest-neighbors 搜索之前, 未对传球进行聚类时, 标红色四个传球的可视化。

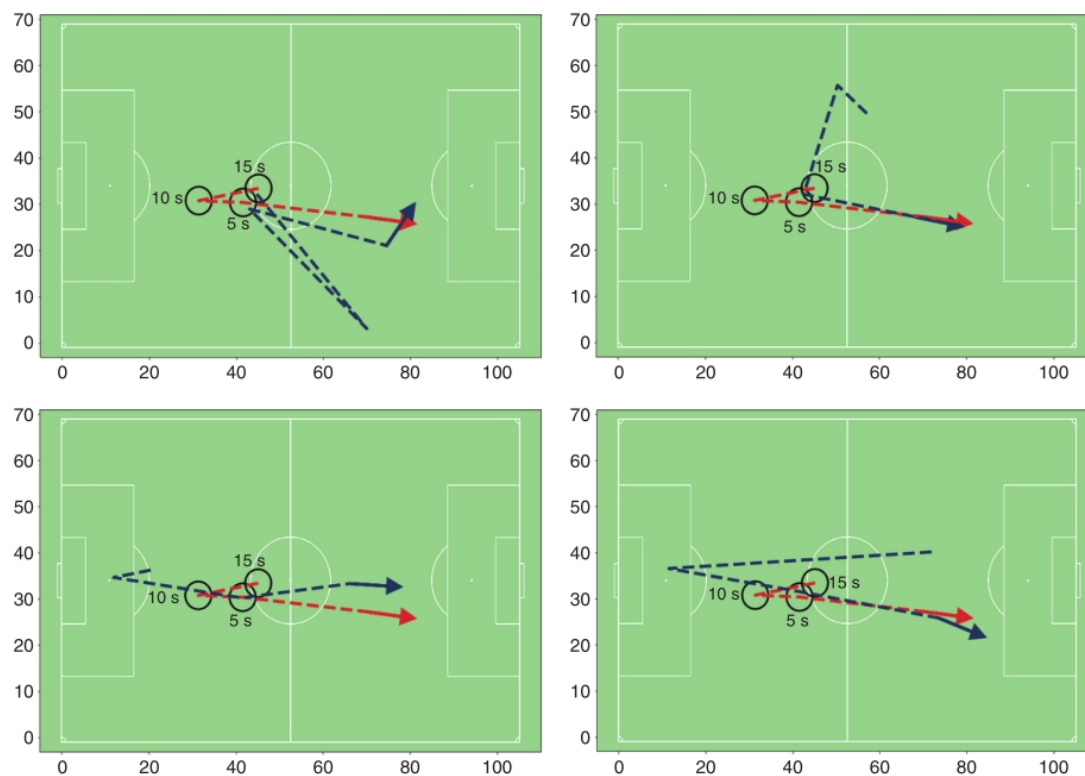


图 14: 在执行 k-nearest-neighbour 搜索之前, 用 15×17 米的网格单元对传球进行聚类时, 四个传球最近路线的可视化距离。

美国足球课程（七）

U.S. Soccer Curriculum

原作者：Claudio Reyna ， Dr. Javier Perez

译者：段林涛 研究生院 19 级

课程示例（入门组）

入门阶段（训练课程示例）

日期:	年龄组: U8	课程时长: 75 min	训练强度 (1 to 5): 3		
目标					
技术	第一部分 - 射门; 第二部分 - 传球				
身体素质	灵敏和基本的身体活动练习				
心理素质	自信心				
组织			时间		
到场后: 一人一球, 球员们可以运球, 射门, 控制好高空球。			5 min		
热身: 在不同的区域内运球 - 练习4 - 运球			5 min		
拉伸: 在一个圈里进行活动 - 练习1 - 柔韧性和身体活动			5 min		
控球: 在一个大圆圈内, 一人一球, 一个人站在圆圈中间。1) 三脚连续控制空中球, 左脚三次——右脚三次; 2) 仅用一只脚去控制空中球; 3) 三次向前推球 - 三次向后拉球; 4) 每个球员有一个自己的数字, 听教练员的指令后, 快速运球到对应的数字区域。			5 min		
主要内容:					
身体素质: 灵敏, 正方形换位 - 练习3 - 灵敏			15 min		
简单技术 1: 灵敏和射门 - 练习4 - 射门 - 开始是个人练习随后变成多人游戏			15 min		
简单技术 2: 正方形区域传球 - 练习 3 - 传接球			5 min		
复杂技术: 3v1 - 练习 10 - 传接球			5 min		
训练比赛: 6v6 比赛			20 min		
放松: 球员集合在一起放松并且询问			5 min		
布置					
					
训练量 指标	1= 很低	2= 低	3= 中等	4= 高	5= 很高

INITIAL STAGE

运球

练习 4: 不同大小的区域*

无对抗

技术

目标：提升在不同大小区域内的运球和控球

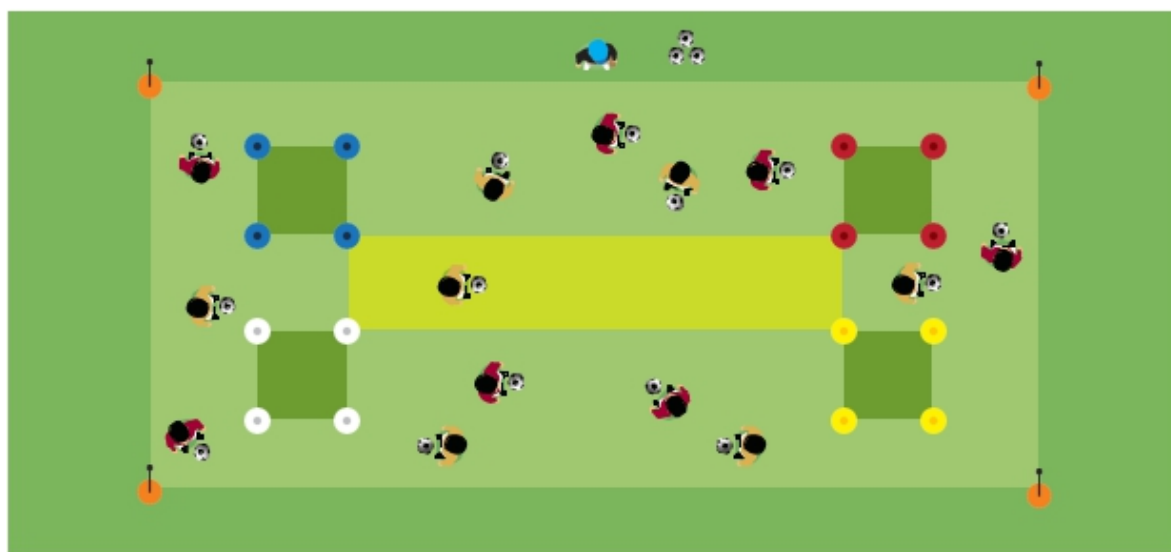
目标：提升在不同大小区域内的运球和控球

领域		框架	
技术	运球	空间	40x30 码
战术	转移	时间	5 分钟
身体素质	观察力和协调性	建议年龄	U6+
心理素质	自信心	难度 (1 to 5)	1
组织			
球员	12 球员 - 2 队		
时间	3 分钟训练时长- 30s 休息解解训练要点		
器材	20 标志桶 (4种颜色), 4 高标志桶 或 标志杆, 2组分队背心 以及 每人一球		
简述	根据教练的指令在正方形区域运球 (例如: 小红色区域, 长方形多色区域, 小蓝色区域, 正方形以外的区域) 变化 1: 为队伍指定区域 变化 2: 提升球员观察能力通过指定颜色而非形状		

关键点

1. 观察力
2. Close control
3. 身体姿态
4. 协调性和灵敏

* 可在热身阶段使用



INITIAL STAGE

柔韧性和移动**练习1: 圆圈区域的移动***

无对抗

身体素质

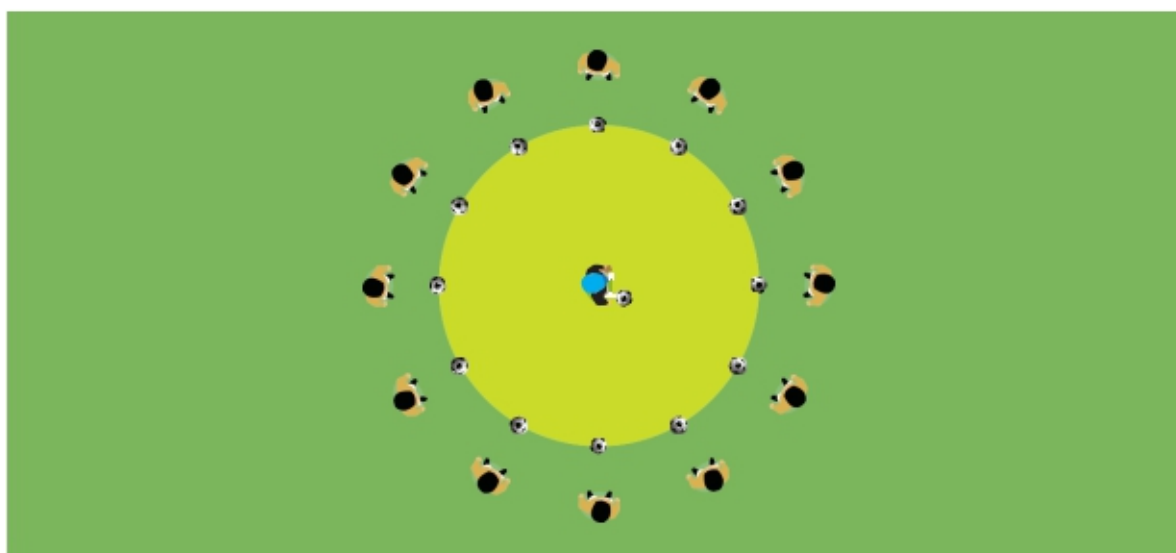
身体素质/生理效果: 为高强度的身体练习做好准备

领域		框架	
技术	柔韧性 & 移动	空间	20x20 码
战术	-	时间	5 分钟
身体素质	-	建议年龄	U6+
心理素质	-	难度 (1 to 5)	1
组织			
球员	8+		
时间	每人一球		
器材	围着教练形成一个圈, 原地放下球再退后两步。不同类型的关于柔韧性和整体移动的练习: 脚踝, 膝关节, 臀部, 小腿, 腿部韧带, 各个肌群, 腕屈肌, 宽背肌以及颈部肌肉。		
简述	多样化的练习使肌肉做好准备, 为参与比赛中的加速和不断的变向做好准备。年轻的小球员不需要在活动之前进行大强度的拉伸。然而, 但是这些类似的拉伸练习对于球员来说是必不可少的。		

训练里

1. 每个练习是8拍 一个练习重复1-2次

* 可在热身阶段使用



INITIAL STAGE

灵敏

练习 3: 到达正方形区域*

有对抗

身体素质

身体素质/生理效果:提升灵敏度, 通过快速有效做出决定去避开防守者, 同时无论在有球或无球状态下到达目标区域。

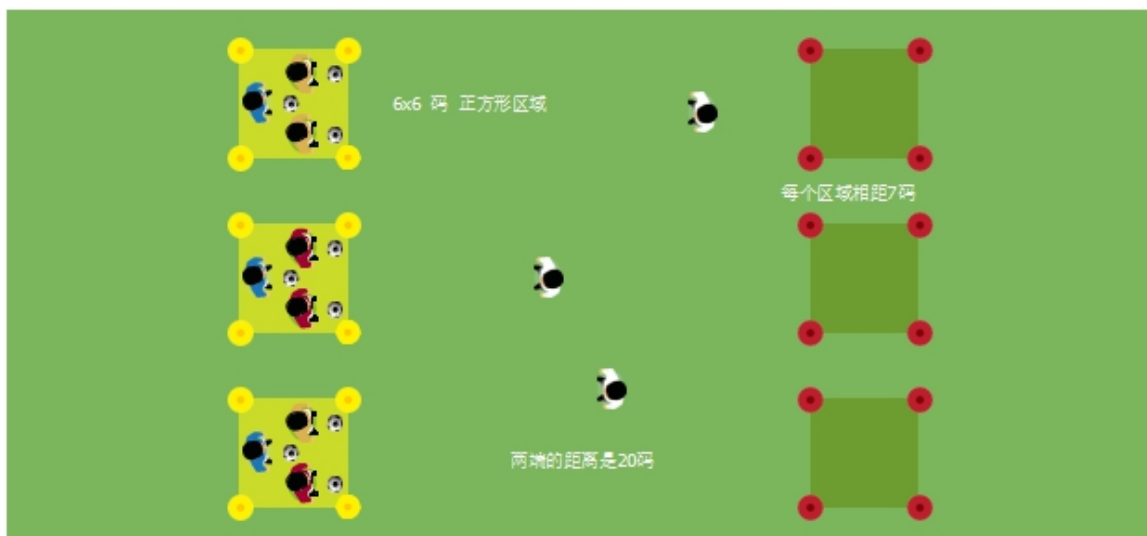
领域		框架	
技术	灵敏	空间	32x20 码
战术	转移	时间	15 分钟
身体素质	运球	建议年龄	U6+
心理素质	竞争性	难度 (1 to 5)	3

组织	
球员	12 球员 - 分4队 每队3个球员
器材	24 标志桶 (2组颜色); 9 个球
简述	听到教练的指令后, 每个球员必须换到另一个正方形区域, 开始练习时无球, 后面有球练习。在中间的队伍试图在练习中重新夺回球权并将球运到初始的区域里。如果这样成功, 该组球员将被解除防守任务, 而第一个没有出现在任务区域的球员代替其防守位置。 变化 1: 一个队员自成一队各自站一个正方形区域 变化 2: 每个正方形区域最多三名球员

训练里

1. 在3-4分钟的时间内保持比赛有活力且有很高强度。休息时长30s-1分钟

* 可在热身阶段使用



INITIAL STAGE

射门

练习 4: 中场, 后卫和前锋

UNOPPOSED

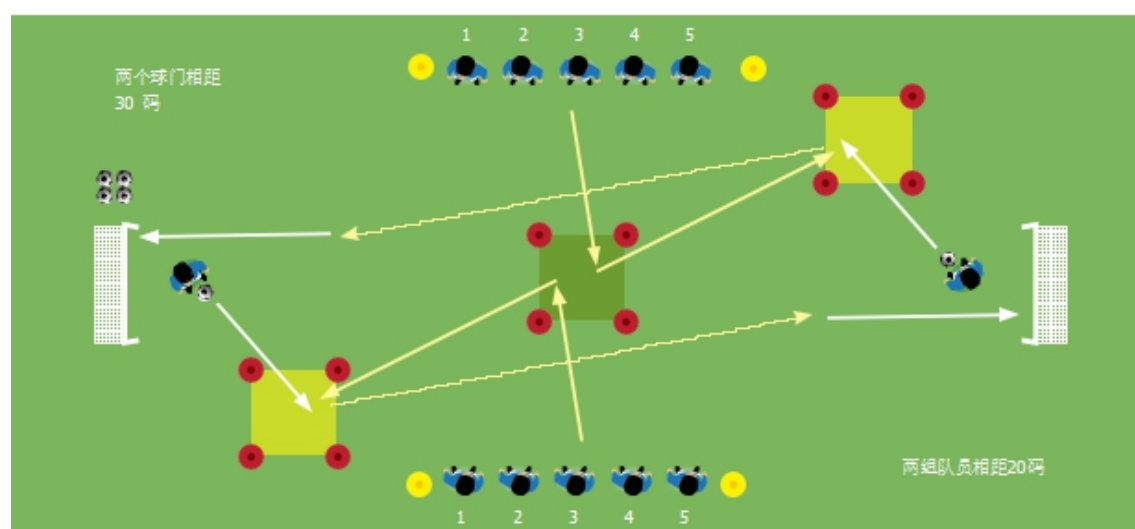
TECHNICAL

目标：提升在有对抗情况下射门前的反应，速度，变向，加速和带球跑能力。

领域		框架	
技术	射门	空间	25x15 码
战术	F进攻三区终结进攻能力	时间	15 分钟
身体素质	速度和反应	建议年龄	U6+
心理素质	竞争力	难度 (1 to 5)	3
组织			
球员	12 球员 - 每队五个球员加一名守门员		
时间	4 分钟训练时长 - 30s休息时间		
器材	16 标志桶 (2 组颜色); 10 个球		
简述	教练员叫数字1-5,听到教练员的指令后,被叫到的每队一名球员跑到中级区域,之后变向跑到距离守门员近的区域接其传球。当接到球后,加速跑向对方球门射门得分。 变化 1: 球员带球跑到中间区域,随后朝向球门射门得分。 变化 2: 在跑向第二块正方形区域之前从中间的正方形区域向守门员传球。		

关键点

1. 反应速度
2. 脚下步点变化
3. 接球时的身体位置
4. 第一脚触球
5. 射门前的发力



INITIAL STAGE

传球 & 接球

练习 3: 正方形区域传球练习

无对抗

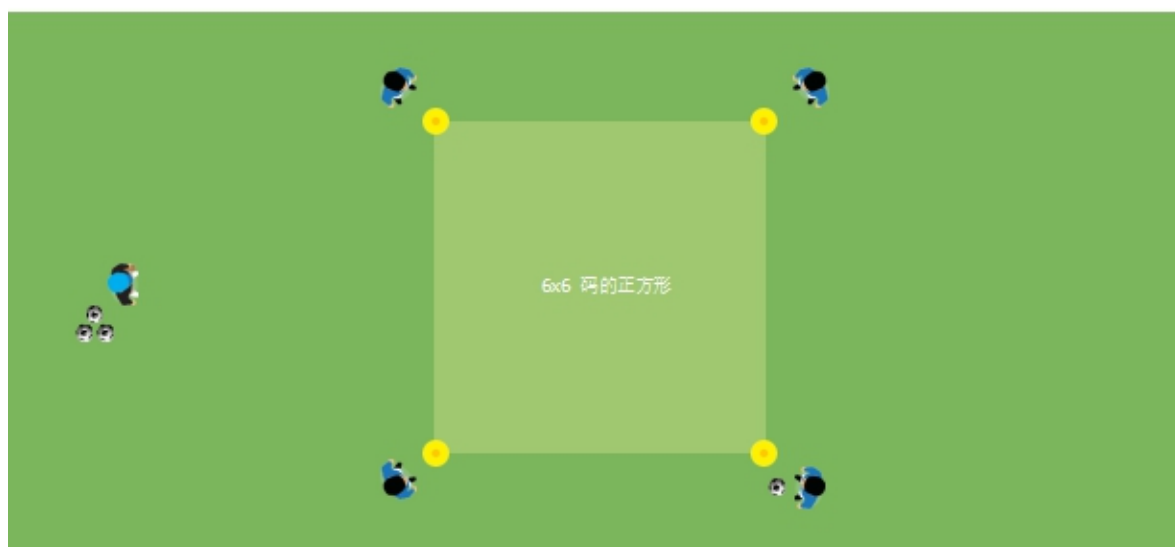
技术

目标：通过改变角度去提升传接球技术。

领域		框架	
技术	传接球	空间	6x6 码
战术	控球	时间	10 分钟
身体素质	观察力	建议年龄	U6+
心理素质	自信心	难度 (1 to 5)	2
组织			
球员	4+		
时间	2 分钟训练时长 - 30s休息时间		
器材	4 个标志桶, 1 个球		
简述	每个标志桶后站一个球员。球员接球后再传给标志桶后的队友。 变化 1: 用右脚或左脚改变方向 变化 2: 通过用内侧脚接球最大化与标志桶之间的距离, 保持球的运转。 变化 3: 用外侧脚接球, 并传出向另外一侧。 变化 4: 每组五个球员。一个球员站在区域里面对持球队员, 球员要将中间队员传来的球回传。		

关键点

1. 在标志桶后创造接球空间
2. 用脚的各个不同部位控球; 单独一只脚, 外侧/内侧脚
3. 抬起头并且观察球的距离
4. 角度: 支撑脚指向传球的目标方向
5. 接球时用更远侧的脚, 用另外一只脚传球。



INITIAL STAGE

传球 & 接球

练习 10: 3v1**

无对抗

技术

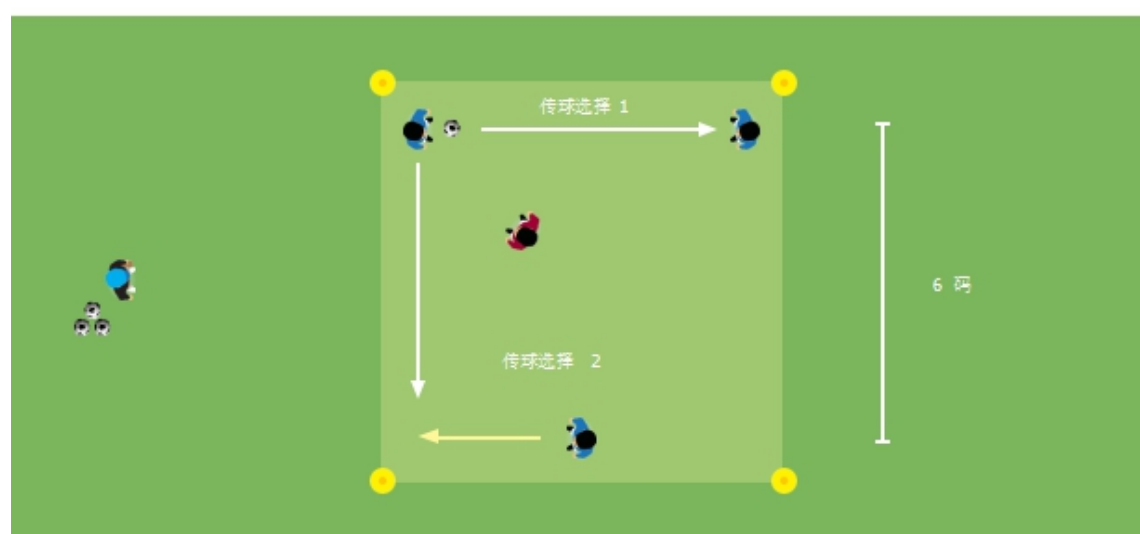
目标：提高观察力，接应，短时间内传球能力

领域		框架	
技术	传接球	空间	6x6 码 正方形
战术	控球	时间	12 分钟
身体素质	观察力	建议年龄	U7+
心理素质	决策	难度 (1 to 5)	5
组织			
球员	4 名球员 - 3v1		
时间	4 名球员, 2 分钟 - 30s休息		
器材	4 标志桶, 1 个球		
简述	保持控球权, 远离防守队员。球员们为了保持控球需要移动到持球队员身边去接应他们。在比赛中强化传球三角形站位的概念, 并且通过移动去创造传球线路。 变化 1: Limit the number of touches to two or three 限制触球次数2-3次 变化 2: 一脚传球		

关键点

1. 用内侧脚接球更有利于控球
2. 保持抬头观察
3. 快速决策
4. 用内侧脚传球
5. 移动到空档去接应

* 可以在复杂技术部分的训练课



足球专项耐力训练

Es "herbstelt": Fußballspezifische Ausdauer trainieren

来源:德国足协官网

译者:姬毅 研究生院 19 级

过去,耐力训练主要是在准备阶段按计划进行。现在,许多团队也在本赛季中进行特定的耐力训练。现在,更传统的方法(例如在森林中奔跑和无球训练形式)通常被游戏形式和带球运动的多种形式所代替。

足球运动员需要什么耐力?

在现代足球中,除了技术素质之外,战术理解和心理能力也是非常重要的。然而,足球成功的基础是良好的体能和足球的专项耐力。在一场 90 分钟的比赛,德甲球员的跑动距离超过了 12 公里.即使在业余球队,10 公里及以上的跑动距离也并不罕见。

由于足球所需的耐力是非常特殊的一方向迅速变化和最大速度的冲刺与较低加速度和较长的休息阶段交替—也应尝试将其纳入训练中。这可以通过尽可能靠近游戏进行训练并在各个练习中模拟所需的耐力形式来实现

实现目标的不同方法—保持良好的足球竞技状态!

无论是带球还是无球,在训练中还是在比赛中,在团队比赛中,还是在 1 对 1 的比赛形式中—如何组织足球专项体能训练是次要的。重要的是“多样性”。如果教练反复采用不同的组织形式,这通常会对运动员的训练热情产生积极影响。

基于比赛的训练的优势显而易见:大多数足球运动员都希望尽可能多地比赛!如果你以接近游戏的方式实现训练目标并在竞争中发挥作用,则球员们会全力以赴,甚至会忘记他们目前正在为耐力而努力。

训练实践

为了训练足球特有的耐力,我们从 DFB 训练在线存档中收集了合适的练习形式。

角区—运球

组织

- 在半场内建立 4 个拐角区域。
- 组建 2 支每队 8 人的队伍

流程

- 在 4 个拐角区 8 对 8。
- 球对的目标是把球运进 4 个角球区之一(=1 分)。
- 成功的球队仍然拥有球权,将球传回中间区域开始新的比赛。

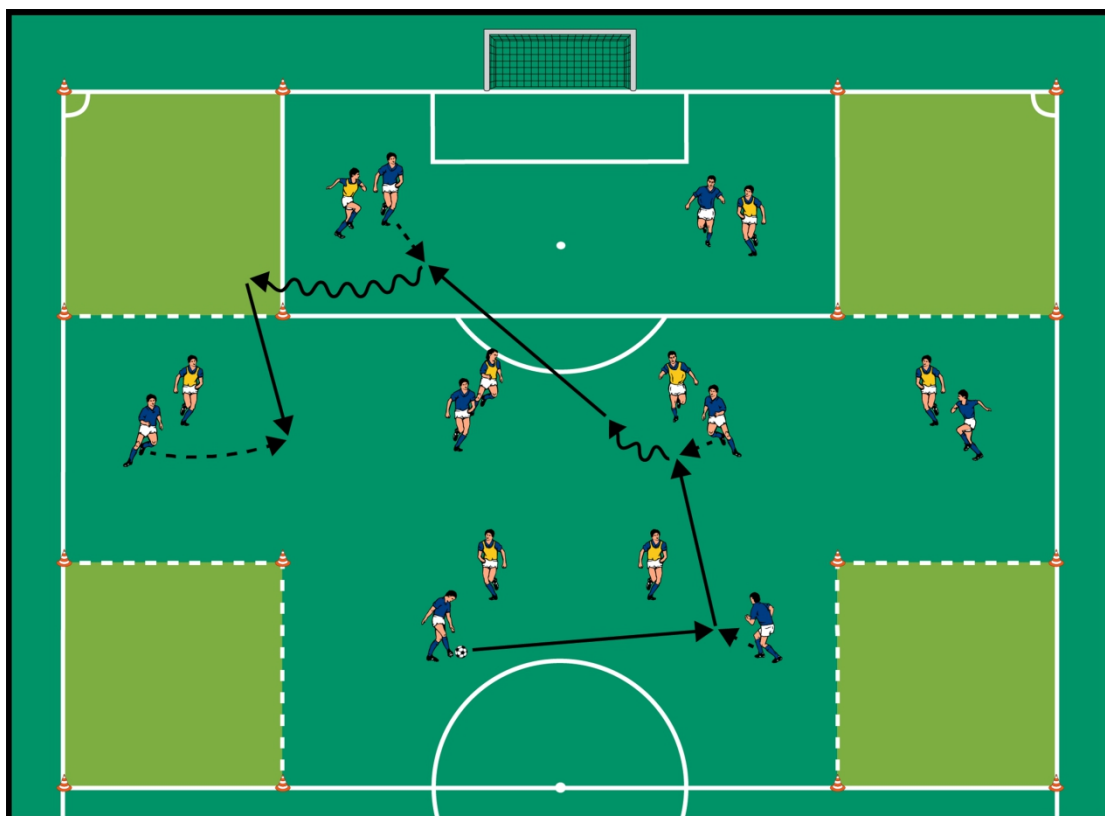
变化

- 持球者不得连续两次运球进入同一角落区域。
- 如果一支球队成功地连续运球进入所有四个角落区域,它将获得 5 分。

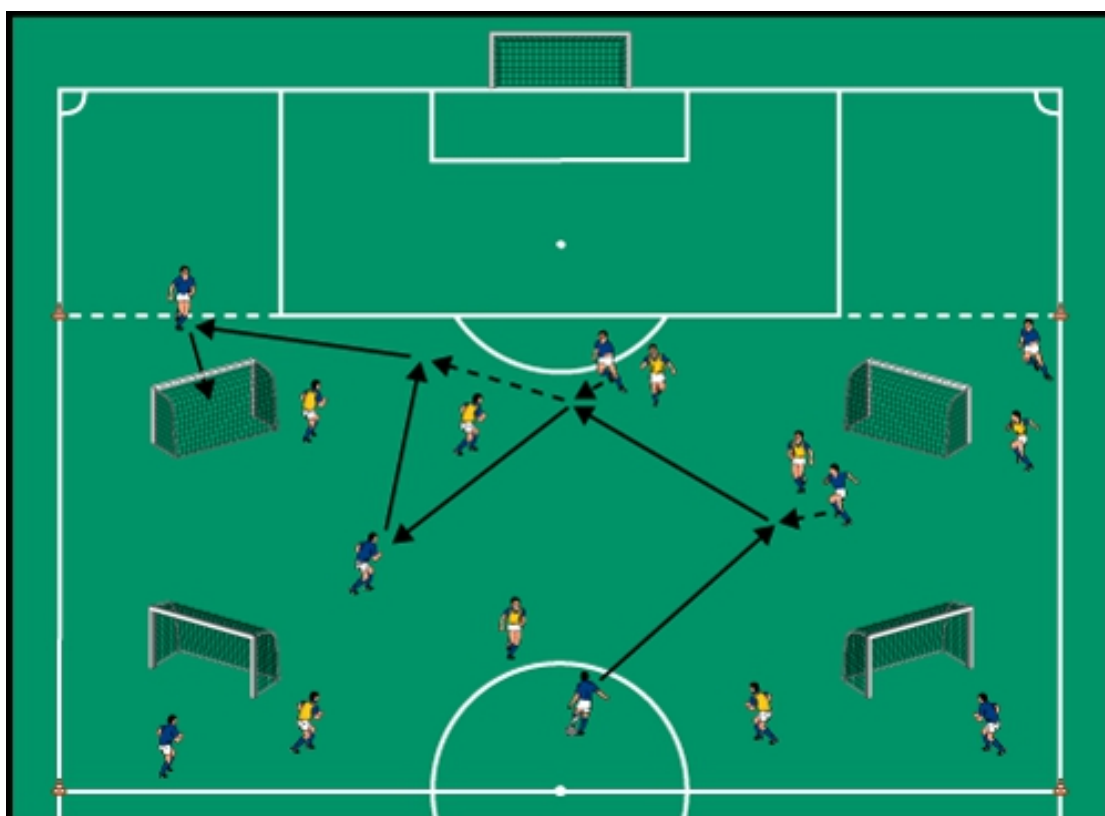
提示和更正

- 球员可以从三面进入角球区。
- 保持激情的进行每次 1 对 1 的对抗。
- 以最快的速度带球。

- 持球者要注意最佳的位置空间。



8 对 8 青年球门比赛



组织

- 在罚球区和中线之间建立一个区域
- 在所有的拐角处，距离角落 10 米的场地处设置 1 对角向外/后方开放的青年球门。
- 2 个小组

流程

- 青年球门 8 对 8。
- 所有的球门都是有效的命中。
- 一旦被击中，成功的球队将继续拥有球权。
- 4x4 分钟，3 分钟休息。

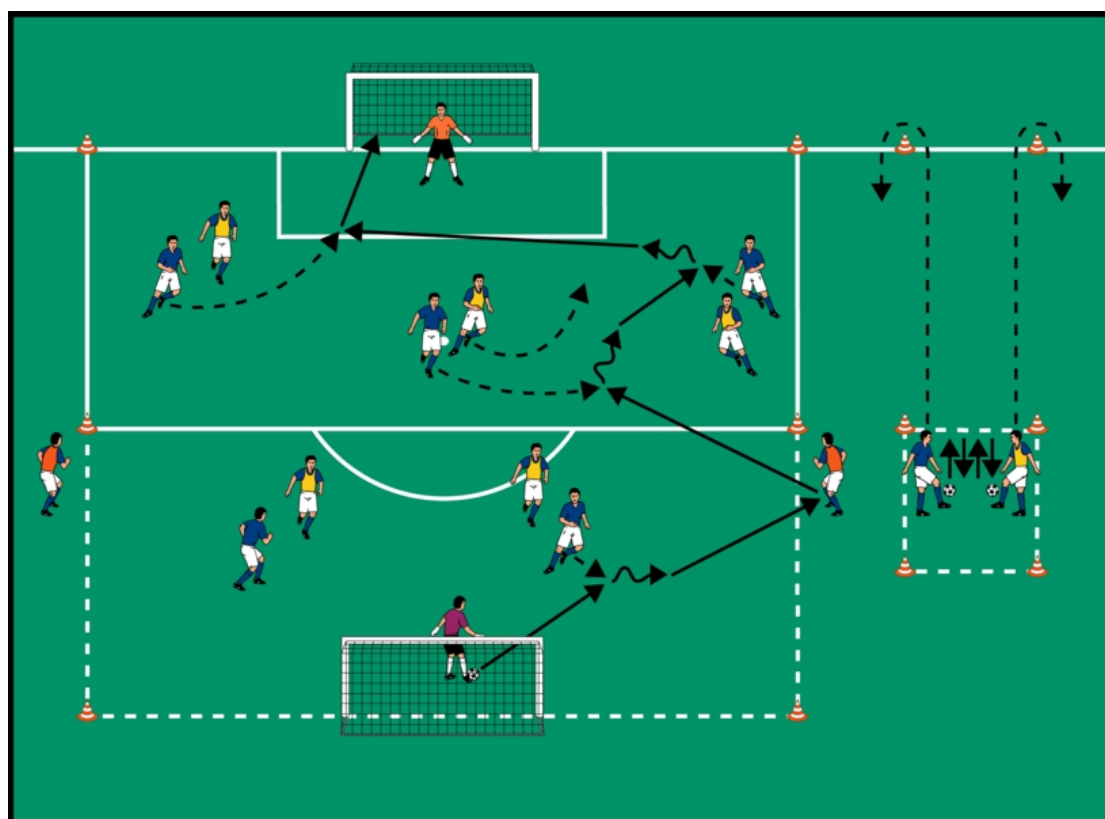
变化

- 有效的命中只能通过直接射击来实现。
- 指定进攻方向：每个队伍两个球门。
- 最多 3 次接触(接球\传球)。

提示和更正

- 准确的将球传到队友的脚下。
- 作为进攻方，应尽快抢占所有大门前的有利位置。
- 在球丢失的情况下，立即以一种紧凑的方式移动到中心，以尽快夺回球！

5 对 5 加两个额外项目



组织

- 设立一个罚球区两倍大的比赛区域和两个球门

- 旁边用圆锥桶设置一个正方形和两个需绕回的圆锥桶
- 确定 2 名中立球员，并将他们安排在边线位置。
- 分 2 队
- 每对安排一名守门员。
- 此外，安排两名队员持球在旁边的正方形区域。

流程

- 5 对 5 和守门员一起比赛。
- 持球者可以在任何时候让中立球员参与比赛。
- 同时，球员在正方形区域进行 5 次颠球，然后快速绕前方圆锥桶跑回
- 然后他们继续颠球以此类推。
- 旁边场地中的球员在 90 秒后更换。

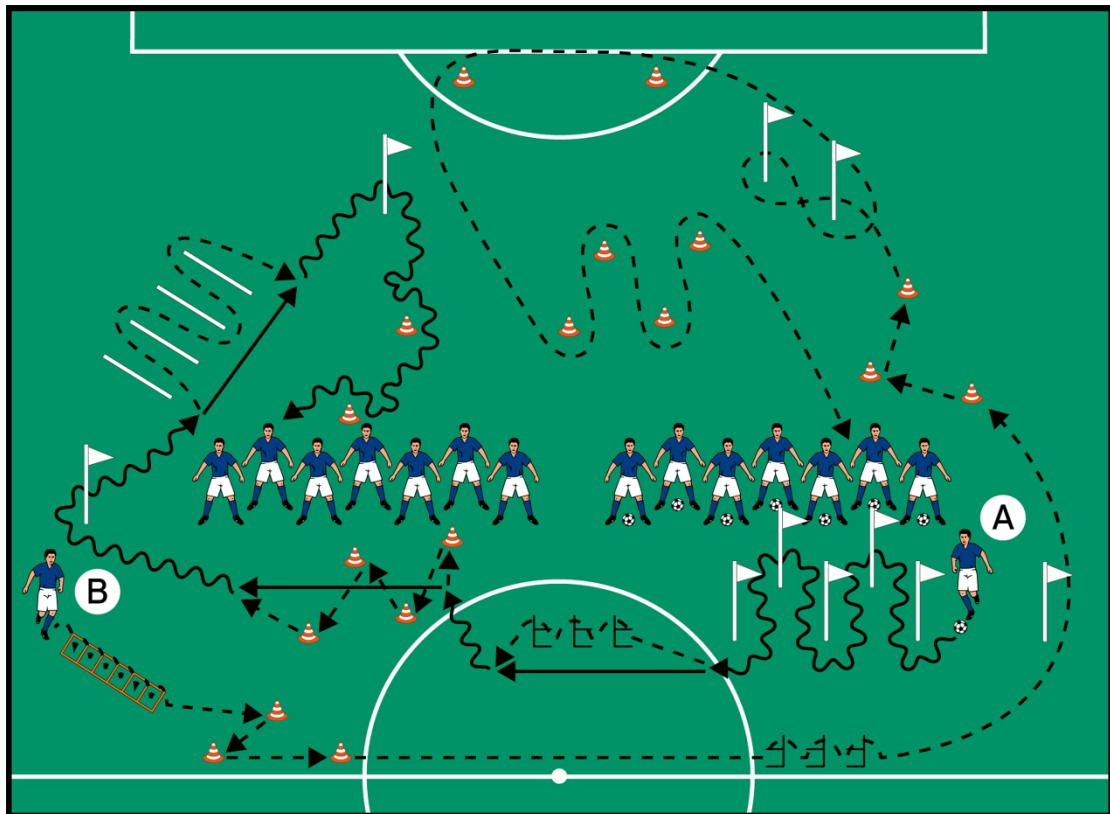
变化

- 在旁边场地上的球员必须在折返跑开始前颠球 10 次。
- 在大区域内的球员要做够接球和足球两个任务。

提示和更正

- 没有角球、界外球、掷球。
- 每个球都由各自的守门员带回赛场。
- 教练员应通过适当的指导，确保过程顺利，不会有过长的中断。
- 由于高强度的负荷，故不需要激烈的铲球。

有球和无球的耐力课



组织

- 建立一个圆锥桶、角旗杆、木杆、小跨栏和协调梯的课程。
- 标记两个开始位置
- 在两个位置上分配球员

流程

- 球员从 A 位置开始运球绕过角旗杆至小跳栏，向前踢球，并跳过小跳栏。
- 然后球员接球用球至圆锥桶前，向前传球，一个接一个的用手触碰圆锥桶。
- 在那之后，他们运球绕过角旗杆，接着向前传球并快速绕过木杆。
- 最后，运球绕过角旗杆和圆锥桶到达 B 位置。
- B 队的队员通过协调阶梯跑过去。
- 然后他们跑过并一个接一个的用手触碰圆锥桶。
- 在那之后，他们冲向小跨栏，跳过它。
- 他们绕过角旗杆跑至圆锥桶位置，并跑过它们。
- 8 字环绕跑过两个角旗杆，并绕过接下来的圆锥桶到达 A 位置。。
- 然后交换任务。
- 负荷时间：大约 20 分钟。

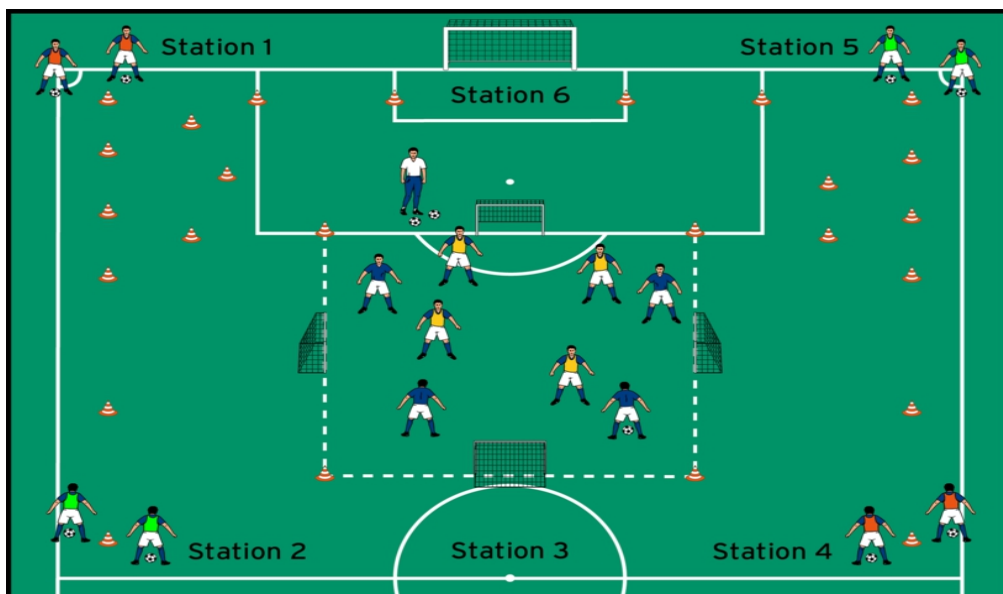
变化

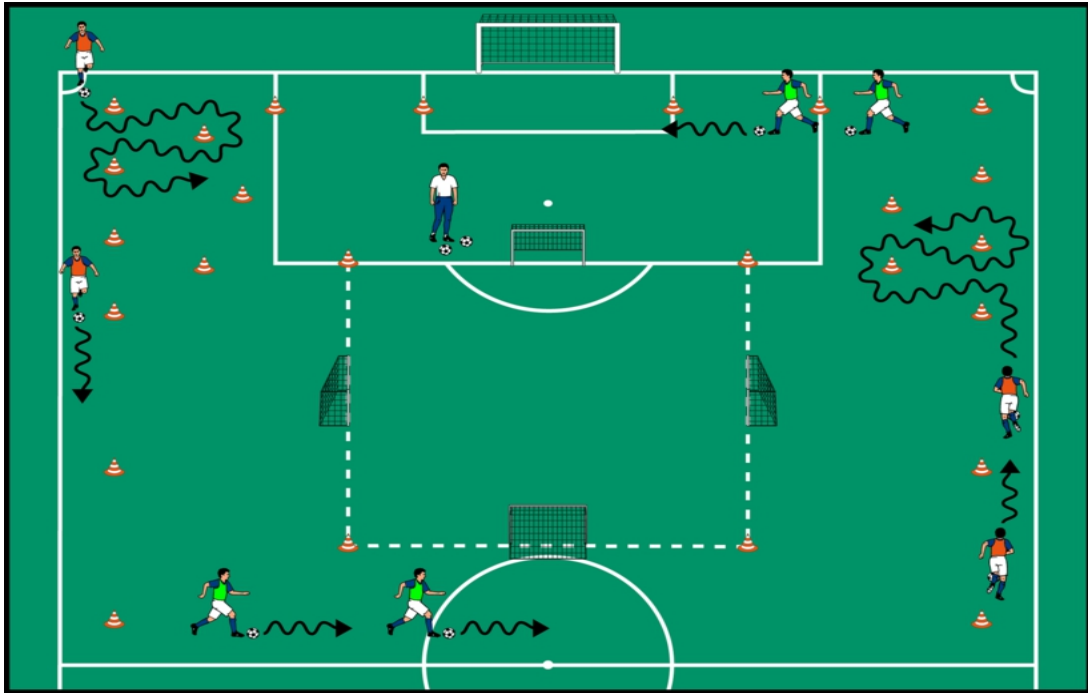
- 负荷时间和强度各不相同(例如，带球或以尽可能高的速度通过赛道)。完成那就停下来！
- 运行任务各不相同(例如，侧步、向前/向后跑，等等)。

提示和更正

- 注意过程的连续性。
- 每次在第回合开始之前，把在 B 处的球传回 A 处。
- 设计课程时，A 和 B 的练习次数大致相同。
- 通过循环练习，球员在有球和无球的情况下，在快速变化中不断地完成任务。
- 准备好足够的备用球。

课程和游戏形式





组织

- 在半场的边界线上设置运球路线(见图)
- 在场地中间标记一个 20×20 米的场地，在边线上设置四个迷你球门。
- 组建 4 支每队 4 人的队伍
- 在运球课程中设立的 2 支球队(见主要部分 1)，另外两支球队在场上持球站在固定位置 (见主要部分 2)。
- 技术课程的球员要运球完成所有的圆锥桶任务。

运球轨迹

- 球员们从他们的起跑点匀速地运进球场，并执行给定的任务：
- 第一站：迅速运球过前两角锥。
- 第二站：运球绕过接下来的圆锥桶。
- 第三站：切换到下一个区域的匀速运球。
- 第四站：用左/右脚掌交替向后拉球过圆锥桶。
- 第五站：快速运球过最后两个角锥。
- 第六站：在罚球区线和 5 米线之间颠球。
- 负荷时间：4 分钟。
- 然后，两队交换场地和任务。

变化

- 指定运球脚：运球只右/左运球
- 课程中的技术任务各不相同(例如，将球与右脚/左脚脚底交替推进，进行几次假人训练，等等)。

提示和更正

- 确保所有球员都永久地处于运动状态。
- 尽可能以相同的速度运球：在练习过程中，不要大幅度的拉开球员之间的距离(除了在匀速运球站的短时间内)。
- 每队 4 分钟后，更换位置和任务。
- 每支球队轮流四次通过技术课程，完成比赛 4 次。



（**声明：**本内部刊物重在分享，内容来自网络，对所包含内容的准确性、可靠性或者完整性不提供任何明示或暗示，仅供参考借鉴使用，
版权属于作者，如有侵权烦请联系删除。）