

从数据到金牌：揭示奥运奖牌驱动因素与战略机遇

张雪清*, 王金涛, 黄先荣, 王琳琳

四川外国语大学国际工商管理学院, 重庆

收稿日期: 2025年6月23日; 录用日期: 2025年7月13日; 发布日期: 2025年7月28日

摘要

本研究基于奥运奖牌数据, 探讨奖牌背后的多元价值及其与国家发展的关联。团队运用ARIMA与小波神经网络(WNN)模型预测奖牌影响因素与奖牌走势, 衡量各国2028年相较2024年的夺牌率变化, 并预测首次获奖选手数量。通过分析不同项目与奖牌数的关系, 识别关键项目与东道主效应机制。同时, 系统评估“名帅效应”, 筛选出资源投入最具价值的项目。研究为我国奥委会在资源配置、项目布局与人才培养等方面提供科学依据, 助力提升奥运竞争力, 推动体育与国家发展的协同。

关键词

ARIMA模型, 小波神经网络, L2正则化, Adam优化算法, 奥运奖牌榜

From Data to Gold: Unveiling Olympic Medal Drivers and Strategic Opportunities

Xueqing Zhang*, Jintao Wang, Xianrong Huang, Linlin Wang

School of International Business and Management, Sichuan International Studies University, Chongqing

Received: Jun. 23rd, 2025; accepted: Jul. 13th, 2025; published: Jul. 28th, 2025

Abstract

This study investigates the multifaceted value embedded in Olympic medals and their correlation with national development, based on historical Olympic medal data. Utilizing the ARIMA model and the Wavelet Neural Network (WNN), we forecast key influencing factors and future trends in medal distribution. We evaluate changes in medal-winning rates across countries from 2024 to 2028 and predict the number of first-time medalists. By analyzing the relationship between event categories

*通讯作者。

文章引用: 张雪清, 王金涛, 黄先荣, 王琳琳. 从数据到金牌: 揭示奥运奖牌驱动因素与战略机遇[J]. 统计学与应用, 2025, 14(7): 275-291. DOI: 10.12677/sa.2025.147204

and medal counts, we identify strategically critical sports and reveal the mechanisms underlying the host nation advantage. Furthermore, the study systematically examines the “star coach effect” to determine the most resource-efficient sports for investment. The findings provide a scientific foundation for the Chinese Olympic Committee in optimizing resource allocation, event planning, and talent development. This contributes to enhancing China’s Olympic competitiveness and promoting the coordinated advancement of sports and national development.

Keywords

ARIMA Model, Wavelet Neural Network, L2 Regularization, Adam Optimization Algorithm, Olympic Medal Standings

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

奥林匹克运动会作为全球规模最大、最具影响力的综合性体育赛事，早已超越单纯竞技的范畴，成为各国文化交流、国家形象展示以及民族凝聚力体现的重要平台。它不仅是世界顶级运动员同场竞技的舞台，更承载着团结、友谊、和平与进步的价值追求[1]。奖牌榜作为奥运会的重要组成部分，集中体现了各国体育实力、资源配置能力乃至综合国力的动态变迁，历来是各界关注的焦点。在全球日益重视体育发展与国家战略协同的背景下，对奥运奖牌数量进行科学建模与预测，已成为数据科学、经济学、政治学和体育管理等多个学科交叉融合的重要课题。一方面，这种预测能够揭示影响奖牌获取的关键因素；另一方面，它也为各国优化体育资源配置、提升竞技水平、制定长期发展战略提供了决策依据。

本研究基于上述背景，围绕 2028 年洛杉矶夏季奥运会奖牌分布展开深入探讨，旨在构建一套系统、可解释性强的奖牌预测与分析模型，从定量视角剖析奖牌背后的多维价值，探寻体育成就与国家发展之间的内在联系。具体研究目标包括以下三个方面：

(1) **奖牌数量的趋势预测与成因分析**。本研究首先基于现有历届奥运会的数据，构建包括时间序列模型(ARIMA)和小波神经网络(WNN)在内的组合预测框架，预测各国在 2028 年奥运会上的奖牌数量及其变动趋势。通过对比 2024 年与 2028 年的奖牌数变化，评估各国竞技水平的提升情况。同时，进一步分析尚未获得奖牌的国家在 2028 年实现奖牌“零突破”的概率，并探讨模型的预测准确性及其潜在影响因素。研究还聚焦于各国奖牌成绩与重点体育项目之间的相关性，识别最具战略意义的项目，解释项目选择背后的国家发展策略及其对奖牌榜的影响。

(2) **“名帅效应”的影响探究与策略评估**。选取中国排球教练郎平、美国体操教练贝拉·卡罗伊及中国跳水教练童辉三位世界级教练为案例，分析“名帅效应”对奖牌获取的推动作用。在此基础上，构建名帅影响机制模型，评估其对整体奖牌表现的提升效果，并选取三个具有代表性的国家，提出重点引进与培养“名帅”资源的最优项目组合方案。

(3) **数据洞见的综合效应与政策建议**。在模型构建与数据预测分析的基础上，系统梳理研究中所得出的若干关键性发现，归纳总结其理论启示与现实意义。通过多维度结果解释，为各国奥委会、政府体育管理机构等提供可操作、可量化的策略建议，以期在未来奥运战略部署中实现更加科学高效的资源配置与竞技提升。

2. 研究假设

基于上述背景和研究目标, 为了便于使后续构建的模型更加符合实际情况并利于我们的分析, 本文提出如下的研究假设:

- ① 本模型将奥运参赛选手视为具有相同参赛经验, 仅对从未参赛的选手进行区分处理。
- ② 模型设定奖牌贡献权重为: 金牌:银牌:铜牌 = 100:10:1。
- ③ 对于数据量少于五项的项目, 不纳入建模分析。
- ④ ARIMA 模型所使用的数据服从泊松分布。
- ⑤ 假设数据之间存在非线性关系, 小波神经网络(WNN)可通过其结构捕捉这种复杂模式。
- ⑥ 在识别某国最重要的体育项目时, 不考虑那些历史上仅参加过一个项目的国家的数据。

3. 模型的构建与求解

在这部分, 从奖牌榜预测、优秀教练的影响以及基于模型的相关方面, 探讨了本文提出的三个研究目标的每一具体内容。

3.1. 奖牌榜预测模型

本研究所使用的数据来源于 2025 年美国大学生数学建模竞赛(MCM/ICM)官方公布的标准数据集。为确保数据的有效性与可用性, 研究团队运用 Excel 与 Python 等数据处理工具, 对原始数据进行了系统性预处理。具体操作包括: 剔除异常值、排除 2028 年不再设置的比赛项目, 并将无序、分散的数据整理为按年份与国家维度分类的规整结构化数据集, 便于后续建模分析。在数据处理过程中, 特别说明如下历史情况: 1906 年的夏季奥运会并未被国际奥林匹克委员会(IOC)正式承认为官方赛事; 而 1940 年与 1944 年的夏季奥运会因第二次世界大战取消, 故上述三届奥运会的数据未被纳入本研究。此外, 对于近届奥运会中已被取消的项目, 也在进行 2028 年奖牌预测建模时予以剔除, 以保证预测结果的现实适用性与准确性。

在变量选取方面, 本文以各国获得的金牌、银牌和铜牌数量作为目标变量(因变量), 围绕奖牌产出机制, 构建了多维度特征变量体系。所选特征包括: 年份、国家参赛总人数、参赛项目数、国家参与场次数、参赛项目与参赛人数的比率、是否为东道主、运动员性别比例、选手的参赛经验与竞技能力等。这些变量均被系统纳入整体建模框架中, 为后续奖牌数量的预测提供数据支撑与逻辑依据。

Step 1: ARIMA 模型——2028 年奥运会奖牌数特征变量预测

为了预测 2028 年奥运会奖牌数量, 我们采用了自回归积分滑动平均模型(ARIMA) [2]。该模型由三个超参数构成, 分别为自回归阶数 p , 差分阶数 d 和移动平均阶数 q 。

- ① p : 自回归阶数, 表示当前值与过去 p 个时间点的线性关系。
- ② d : 差分阶数, 用于将非平稳序列转化为平稳序列。
- ③ q : 移动平均阶数, 表示当前值与过去 q 个时间点误差项之间的关系。

本研究针对每个特征变量构建了 ARIMA 模型, 正如图 1 所示, 通过自相关函数(ACF)和偏自相关函数(PACF)来确定模型的参数值[2]。

在模型构建过程中, 本文采用贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion, BIC)最小化策略, 作为 ARIMA 模型参数选择的依据。通过比较不同参数组合下的 BIC 值, 选取对应最小值所对应的模型, 作为奖牌数量时间序列预测的最优 ARIMA 参数配置, 以提高模型的拟合效果与预测精度[3], 其计算公式如下:

$$\text{BIC} = \ln(n) \cdot k - 2\ln(\hat{L}) \quad (1)$$

其中, n 表示样本数量, k 表示模型参数的个数, $\hat{L}$ 表示模型的最大似然估计值。通过对三个模型的结果进行整合, 最终确定 ARIMA 模型的三个参数分别为: $p=2$, $d=1$, $q=1$ 。

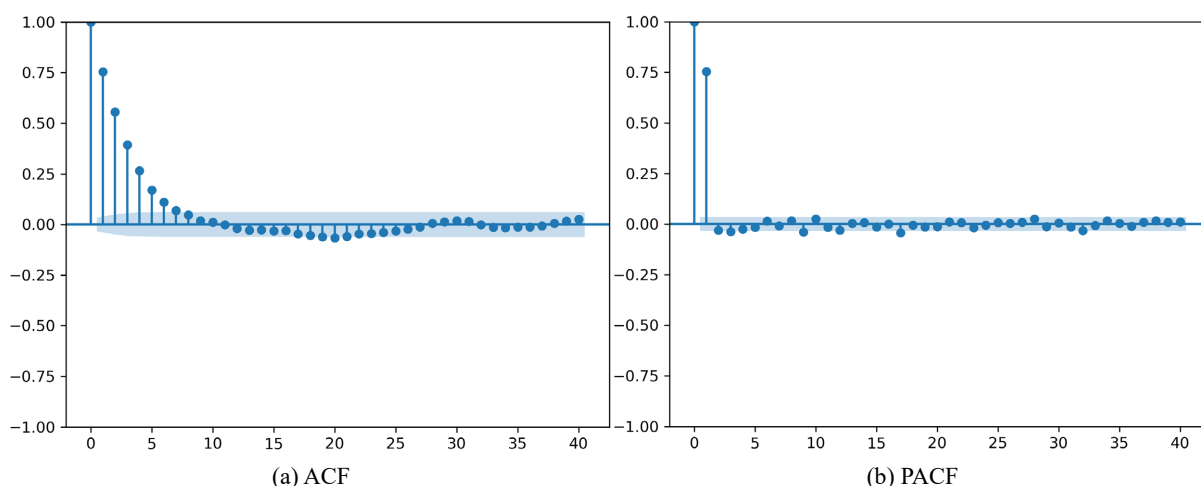


Figure 1. Parameterization
图 1. 参数设定

基于历届奥运会的数据构建模型后, 得到了影响 2028 年奖牌数的各特征变量的预测值, 这些预测结果将作为后续 WNN 模型的输入变量。ARIMA 模型更适用于连续型变量的预测; 然而, 团队所使用的数据大多为离散型(整数)变量。之所以仍选择 ARIMA 模型, 主要目的是提升特征变量预测值的精度, 从而为后续的小波神经网络(WNN)模型提供更准确的输入, 确保奖牌数预测结果的可靠性与精度。

Step 2: 小波神经网络模型——预测 2028 年奥运奖牌数(WNN Model)

WNN(小波神经网络)是一种将小波分析与神经网络相结合的新型模型。它融合了小波变换良好的时频局部化特性与神经网络的自学习、自适应能力, 广泛应用于信号处理、数据挖掘和预测领域。

在本研究中, WNN 模型以预测得到的特征变量作为输入, 输出为 2028 年奥运会中各国所获的金牌、银牌和铜牌数量。本文使用 Keras 框架构建了一个包含多个全连接层的深度学习模型, 其输出形式如下:

$$\hat{y} = f(X; \theta) \quad (2)$$

其中 f 表示模型函数, θ 表示模型参数。同时, 该模型由多个全连接层(亦称为密集层)构成。每个全连接层的输出可由以下公式表示:

$$\hat{y} = \sigma(W^T X + b) \quad (3)$$

其中, W 表示权重矩阵, b 表示偏置项, σ 表示激活函数。

该模型的基本目标是通过堆叠多个全连接层来构建复杂的非线性模型, 从而促进学习输入特征与输出目标之间错综复杂的映射关系。输入特征与输出目标之间错综复杂的映射关系。

如图 2 所示, 小波神经网络(WNN)模型整体由四层构成, 分别为输入层、两层隐藏层以及输出层, 每一层在信息处理过程中发挥着不同作用。输入层包含 11 个特征变量, 这些特征综合反映了与奖牌数量预测密切相关的因素, 是模型学习的基础。第一隐藏层设置 16 个神经元, 主要功能在于提取输入数据的局部结构和基本特征, 为进一步建模提供初步支持。这一层通过非线性激活函数和小波函数的结合, 增

强了模型对细节信息的感知能力。

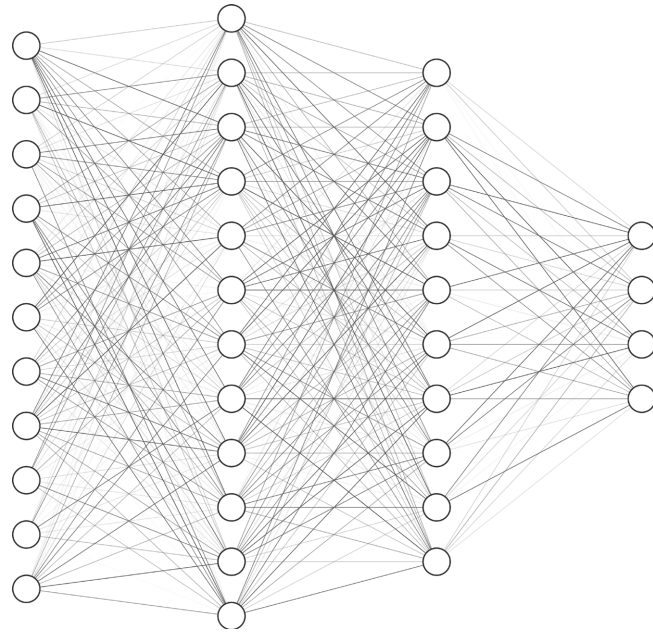


Figure 2. Topology of wavelet neural network
图 2. 小波神经网络的拓扑结构

在第一层基础上，第二隐藏层进一步加深了模型的学习能力。该层设有 32 个神经元，旨在提取更加复杂和抽象的特征，帮助模型更好地捕捉变量之间的深层关系，特别是在处理高度非线性数据结构时具有明显优势。最后，输出层包含 4 个神经元，用于综合前两层提取的多维信息，并输出四个目标变量。该结构设计体现了逐层提取、分层表达的思路，使模型能够兼顾局部细节与全局模式，从而提高整体预测的准确性与稳定性。

3.2. 超参数优化

为了提升 WNN 模型的输出精度，本研究在模型训练过程中引入了多种优化手段。首先，利用损失函数对模型性能进行评估，通过量化预测值与真实值之间的误差，判断模型的拟合效果。这一过程为后续模型调优提供了明确的方向。

在此基础上，进一步引入了 Adam 优化算法对模型参数进行动态调整。该优化器结合了一阶动量和二阶动量的优势，能够在复杂的损失函数空间中更高效地逼近最优解。通过不断迭代与参数更新，模型逐步收敛至性能较优的状态，从而提高整体预测准确性和稳定性。团队选择均方误差(MSE)作为损失函数，其计算公式如下：

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (4)$$

其中： y_i 是真实值， $\hat{y}_i$ 是预测值， n 是样本数量。

Adam 优化算法的公式如下：

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha \frac{m_t}{\sqrt{v_t} + \epsilon} \quad (5)$$

其中 m_t 是梯度的一阶矩估计, v_t 是梯度的二阶矩估计, α 是学习率, ϵ 是一个小常数, 用于防止除零错误, θ_t 是第 t 次迭代时参数的值, θ_{t-1} 是第 $t-1$ 次迭代时参数的值。

同时, 为了避免对数据的过拟合并增强数值稳定性, 团队实施了岭回归, 从而增强了模型的泛化能力[4]。这种方法使模型在复杂性和泛化能力之间达成了平衡。岭回归是一种通过引入与模型权重平方和成比例的惩罚项来减少模型复杂性的技术。

该惩罚项的公式如下:

$$R(\theta) = \lambda \sum_{j=1}^p \theta_j^2 \tag{6}$$

其中 θ 是模型的参数向量, p 是参数的数量, λ 是正则化强度的超参数, 控制正则化项的影响程度。

正则化项被纳入原始损失函数中, 以推导出最终损失函数:

$$J(\theta) = L(\theta) + R(\theta) \tag{7}$$

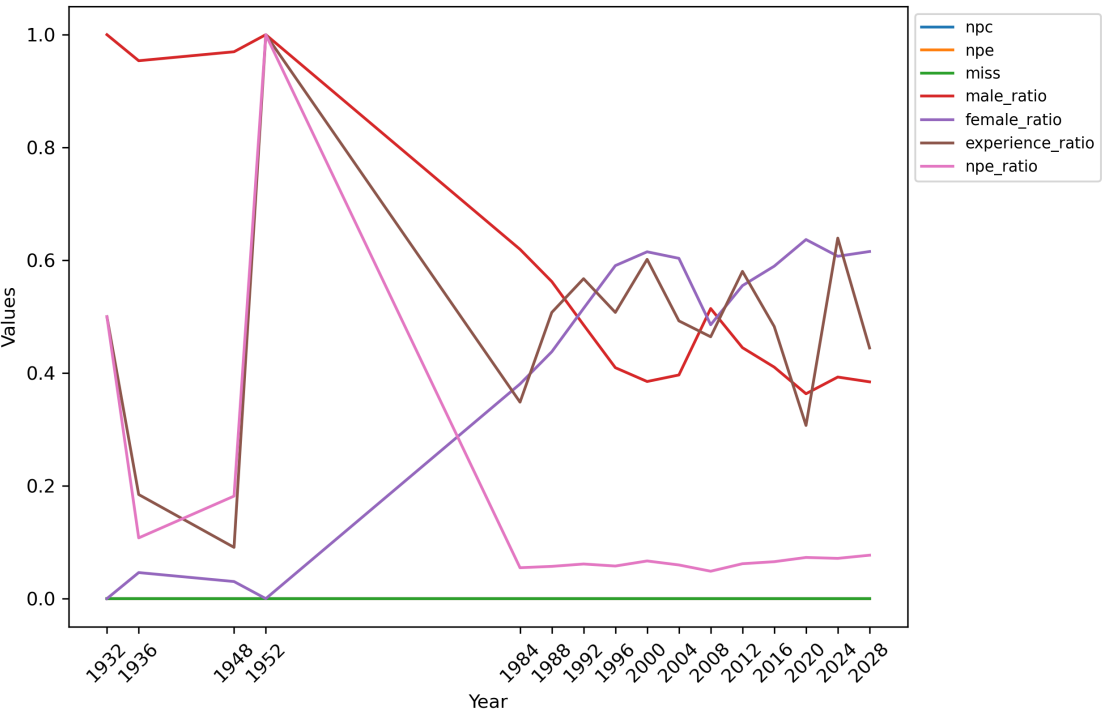
其中 $L(\theta)$ 是原始损失函数, 通常基于模型预测与实际结果之间的误差计算, $R(\theta)$ 是正则化项, 用于防止模型过拟合。通过持续训练模型实现了损失函数的减少, 从而本文构建了一个具有更高准确性的模型。

3.3. 奖牌榜趋势预测

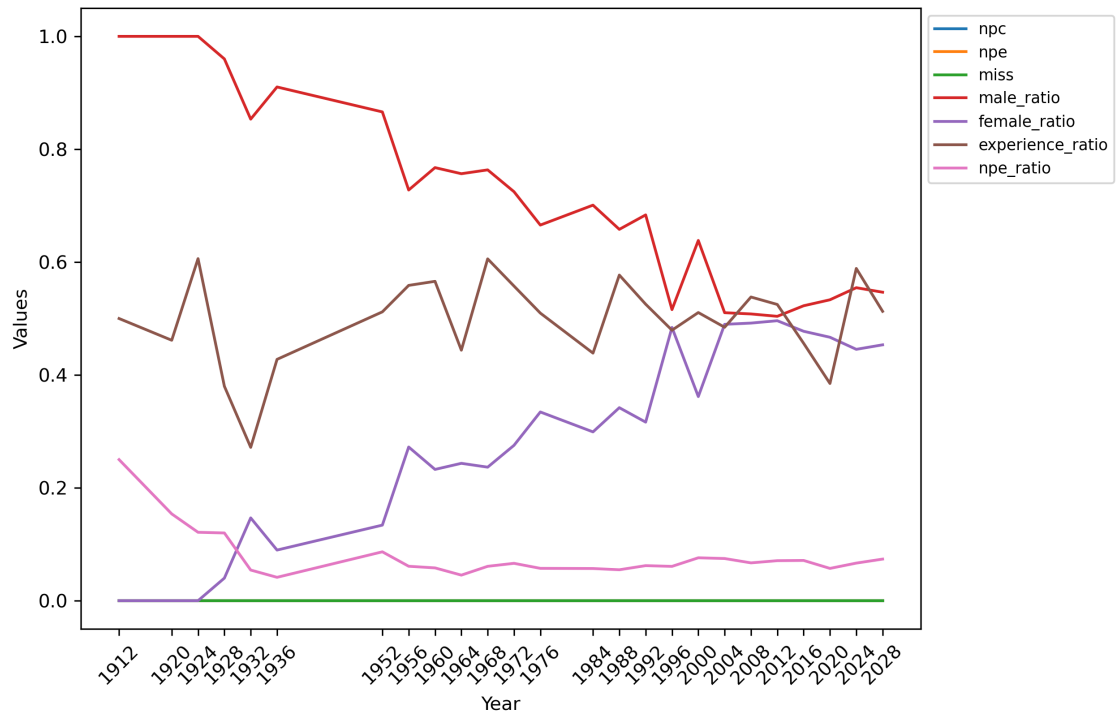
3.3.1. 2028 年夏季奥运会奖牌表预测

鉴于存在不参加特定奥运会的国家, 团队采用了一种称为“最近邻插值”的方法来填补缺失数据。这种方法的采用使得预测更加准确。基于此, 本文根据现行模型, 采用 ARIMA 模型预测 2028 年特征变量的趋势。

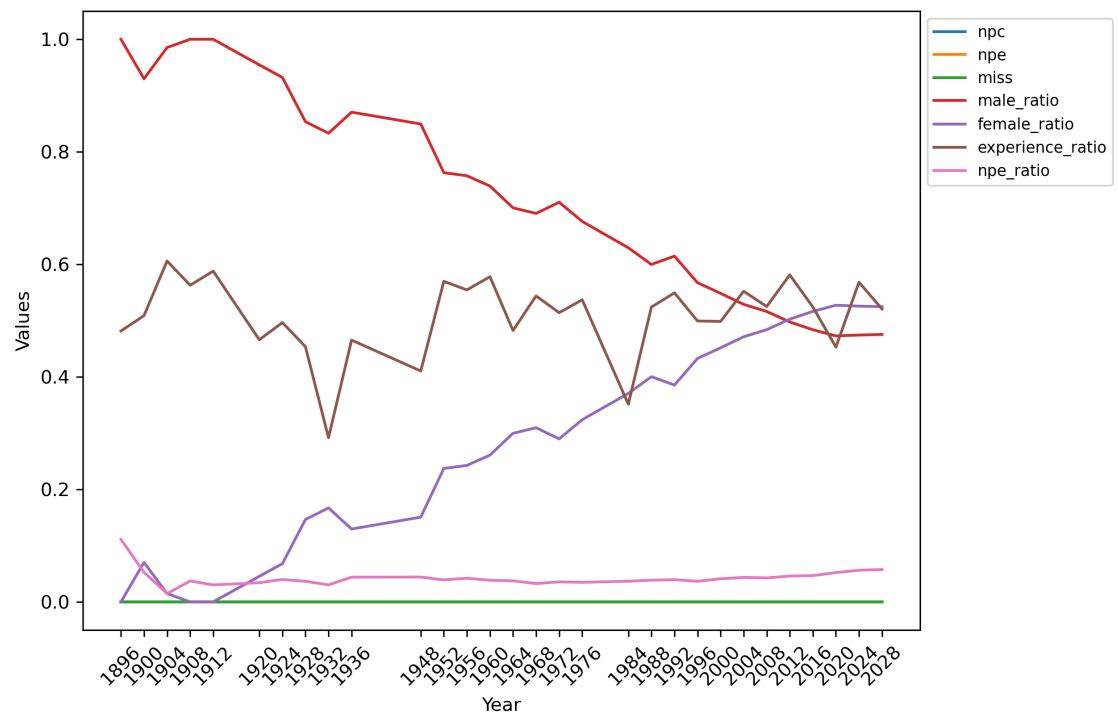
由于涉及的国家数量庞大, 展示所有国家是不切实际的; 因此, 团队将展示三个国家的特征变量变化趋势: 中国、日本和美国(见图 3)。



(a) China



(b) Japan

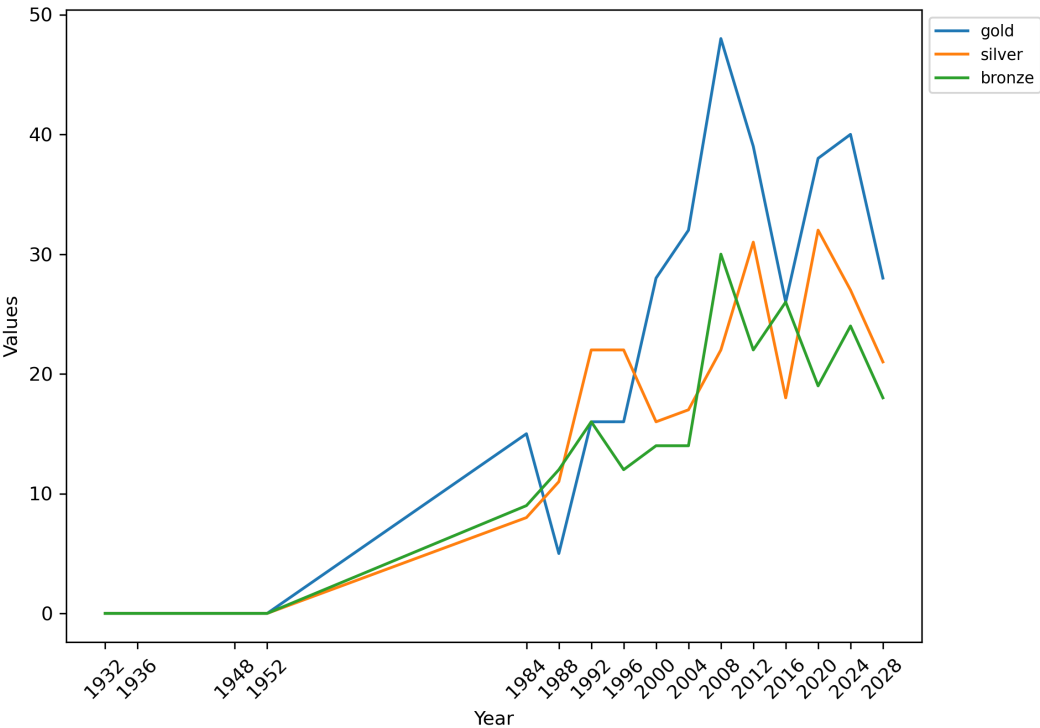


(c) USA

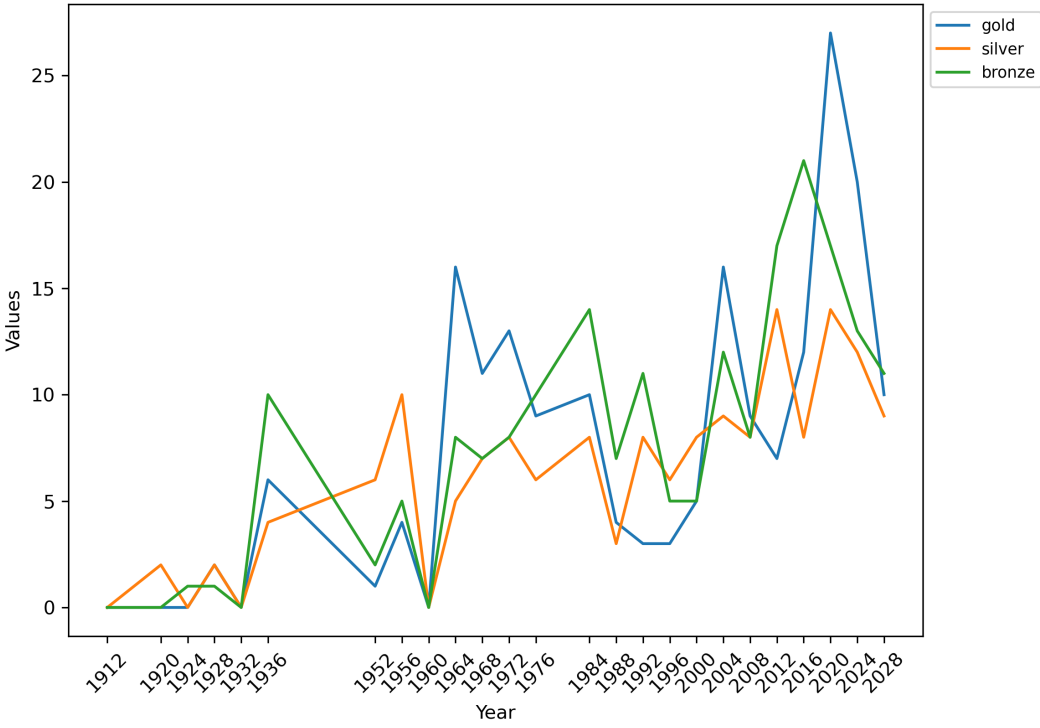
Figure 3. Trends in characteristic variables (China, Japan, and USA)**图 3.** 特征变量的变化趋势(中国、日本和美国)

一个国家在奥林匹克运动会上获得的奖牌数量受到多种因素的综合影响，这些因素随时间和国家发展状况的变化而不断调整，进而影响各国在奥运赛场上的整体表现。基于图中所示的 2028 年关键特征变

量, 本文将其作为小波神经网络(WNN)模型的输入特征, 通过模型学习各变量与奖牌数量之间的非线性关系, 进而实现对各国奖牌数量的有效预测, 并据此生成相应的奖牌榜单。基于此, 图 4 展示了上述三个国家的奖牌榜数量变化趋势。



(a) China



(b) Japan

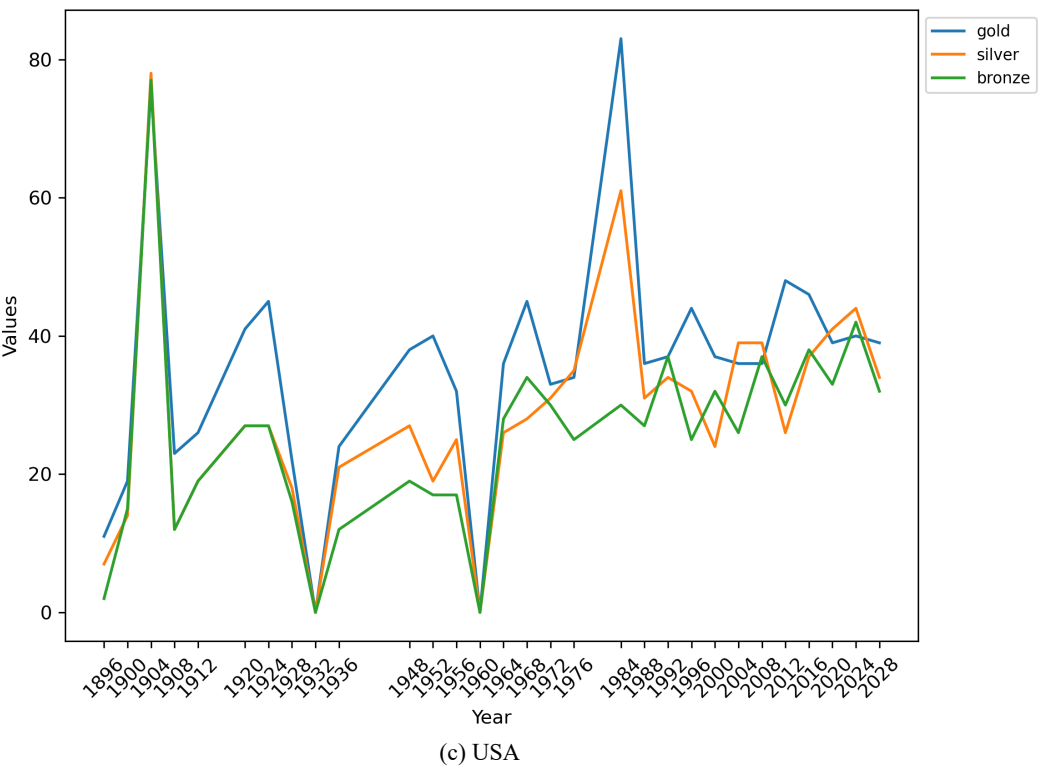


Figure 4. Trends in number of medals (China, Japan, and USA)
图 4. 奖牌数量趋势(中国、日本和美国)

此外，表 1 展示了 2028 年的前十名奖牌榜，并显示中国在 2028 年以 41 枚金牌位居榜首，美国以 39 枚金牌位居第二，英国以 20 枚金牌位居第三。

Table 1. Top 10 in the Olympic medal table
表 1. 奖牌榜前 10 名

排名	国家	金牌	银牌	铜牌	总奖牌数
1	中国	41	31	19	91
2	美国	39	35	33	107
3	英国	20	17	21	59
4	日本	19	12	15	47
5	澳大利亚	16	14	17	47
6	德国	12	12	11	35
7	荷兰	12	9	10	30
8	法国	11	14	1	37
9	意大利	10	11	14	35
10	加拿大	8	6	11	24

3.3.2. 更好还是更差：预测特定国家的奖牌变化

2028 年预计奖牌数量与 2024 年奖牌数量之间的差异与 2024 年奖牌数量的比率定义为改善比率。改

善比率随后被用作判断该国获奖情况是否有所改善的依据。

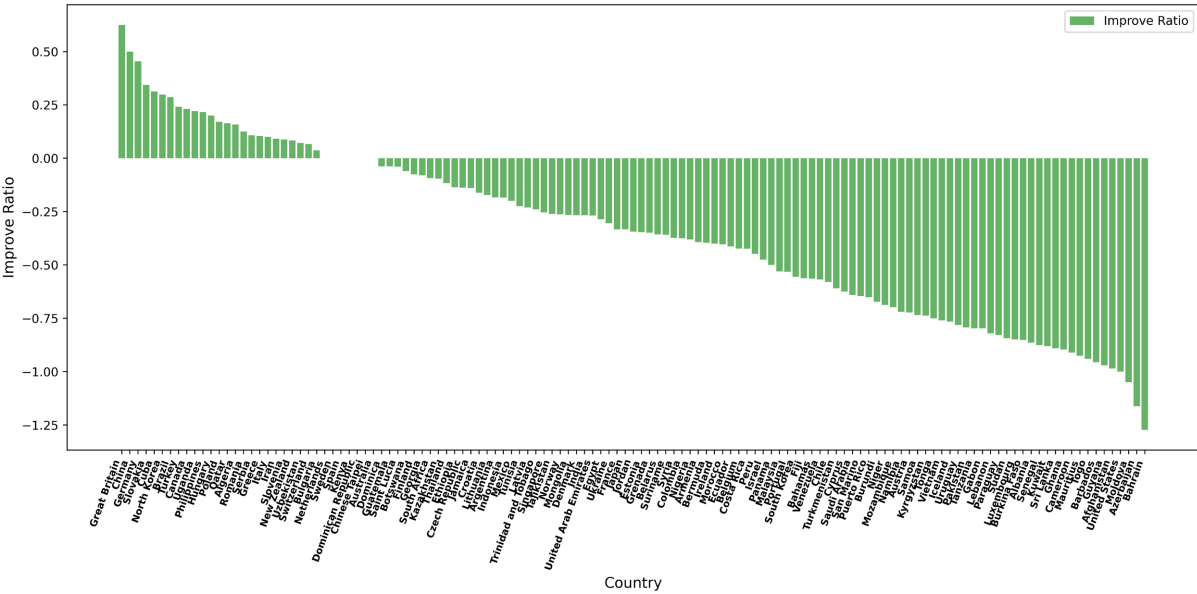


Figure 5. Rate of change situation
图 5. 改善比率情况

正如图 5 所示，改善比率大于 0 的值表示国家奖项情况的改善，而小于 0 的值则表示恶化。团队将改善比率最高的两个国家视为最有可能改善的国家：英国和中国。团队将改善比率最低的两个国家视为最有可能退步的国家：巴林和阿塞拜疆。特征变量的波动导致国家改善比率的变化。在 2028 年，中国参与者数量的轻微增加和经验丰富的运动员比例的增加有助于奖牌榜的改善，同时保持其他特征变量不变；英国经验丰富的运动员比例的增加也改善了奖牌榜。在 2028 年，阿塞拜疆参与者数量的减少和经验丰富的运动员比例的减少导致奖牌榜的恶化，这是由于这两个因素的负面变化，同时保持其他特征变量不变，而巴林赛事数量的减少和经验丰富的运动员比例的减少也导致奖牌榜的恶化。

3.4. 首次获奖者

本研究的初始阶段主要围绕数据集的清理与整理展开。首先，对原始数据进行了缺失值处理和异常值剔除，确保后续分析的准确性与稳定性。在此基础上，统计了历届奥运会中曾获得奖牌但在近期几届未获奖的国家数量，以识别可能存在奖牌突破潜力的国家群体。随后，采用 ARIMA 时间序列模型对首次获得奖牌国家的数量进行预测。通过对相关趋势的建模与拟合，团队最终预测在 2028 年洛杉矶奥运会上，预计将有 3 个国家实现奖牌“零的突破”，首次登上奥运领奖台。团队采用置信区间来评估预测值的精确度。当标准误差(SE) = 1 时，置信区间的表达式如下：

$$CI = \bar{x} \pm Z_{\alpha/2} \times SE \quad (8)$$

其中 $\bar{x}$ 代表样本均值， $Z_{\alpha/2}$ 代表标准正态分布的临界值。

对于 95% 的置信区间，对应的临界值 $Z_{\alpha/2}$ 约为 1.96。根据模型的预测结果及其标准误差，可以构建出 2028 年首次获奖国家数量的置信区间，范围大致落在 1 至 5 之间。换言之，在统计意义上，有 95% 的把握认为该数量将处于该区间内。

综合上述分析结果，本研究最终预测 2028 年将有 3 个国家实现奖牌“零的突破”。我们认为，该预

测具有较高的可靠性，其发生的概率约为 95%，可为相关政策制定和资源分配提供一定参考依据。

3.5. 运动与国家

3.5.1. 奖牌主导地位：国家特定运动如何定义国家成功

本研究首先按国家对数据集进行分组，并以奖牌等级顺序(先金牌、再银牌、最后铜牌)识别对每个国家贡献最大的单项运动。具体方法为：优先选择该国金牌数量最多的运动项目，若存在多个项目金牌数量相同，则依次比较银牌与铜牌数量，最终确定该国在奖牌贡献上最具代表性的运动项目。

随后，统计各国在所选代表项目中获得的奖牌数量，并计算其占该国总奖牌数量的比率。该比率反映出该国在特定运动项目上的综合竞争力与依赖程度。值得注意的是，该比率越高，说明该国在该项目中的奖牌占比越大，该项目对该国整体奥运表现的重要性也越高。研究结果进一步表明，一个国家在某项运动中的竞技水平，与其在该项目中所获奖牌数量具有密切关联。

3.5.2. 按专业划分的奖牌：国家如何在其标志性运动中表现出色

为进一步分析各国在不同运动项目上的优势分布，我们计算了每个国家在其各类运动项目中所获奖牌数占该国总奖牌数的比例，结果如表 2 所示。需要指出的是，表中所列的运动项目被视为该国最具代表性的强项项目，其奖牌占比较高，体现了该国在该项目上的竞争优势。

鉴于参赛国家数量众多，全面展示所有国家的相关数据并不现实，因此本文仅选取部分具有代表性的国家进行呈现与分析，以更直观地展示本研究的核心结论。

Table 2. Proportion of different sports in each country

表 2. 各国不同运动的比例

国家	运动	比例(%)
牙买加	田径	99.46
巴基斯坦	曲棍球	97.52
肯尼亚	田径	94.49
印度	曲棍球	87.61
特立尼达和多巴哥	田径	87.50
吉尔吉斯斯坦	摔跤	83.33
		
哥伦比亚	举重	25.00
多米尼加共和国	田径	23.81
美国	游泳	23.63
北朝鲜	举重	23.28
阿根廷	足球	22.37
		
瑞典	体操	10.24
中国	跳水	10.21
立陶宛	田径	9.84
德国	皮划艇	9.71
乌克兰	击剑	8.57
俄罗斯	花样游泳	7.37

如上表所示,牙买加在田径项目中获得的奖牌占其总奖牌数的比例接近 100%,表明该国几乎全部的奥运奖牌均源自田径项目。相比之下,中国在跳水项目中所获奖牌占总奖牌数的比例为 10.21%,尽管表明中国在该项目上具有一定的竞争优势,但与牙买加在田径项目中的高度集中相比,仍显分散。这一对比说明,跳水虽在中国的奥运体系中占据重要地位,但其重要性尚不足以与牙买加之于田径的关系相提并论。美国在游泳项目中的奖牌占比为 23.63%,表明该项目在美国整体奖牌结构中同样具有较高的战略价值。

造成上述差异的原因可从多个层面进行理解。首先,牙买加运动员在短跑项目上普遍具备优越的身体素质,尤其在爆发力与加速能力方面表现突出,结合其完善的田径训练体系,使田径成为该国的绝对优势项目。其次,中国跳水项目的发展则得益于国家政策的持续投入与训练体系的不断完善,参赛选手数量和项目参与度逐年上升,带动了整体奖牌数量的提升。最后,美国方面,游泳运动普及程度高,具备良好的竞技氛围和高水平赛事支持,同时美国游泳协会积极推动多元化发展,吸引来自不同种族和社会背景的运动员参与,从而提升了其整体竞技水平和奖牌获取能力。

3.5.3. 主场优势：东道国赛事选择对奥林匹克运动会项目获奖的影响

东道国对奥运赛事项目的选择往往对其他参赛国家产生深远影响。引入新的比赛项目,尤其是那些在东道国本土具有广泛群众基础或深厚竞技传统的运动,往往为该国运动员创造了更多登上领奖台的机会,也可能改变奖牌分布格局,从而使其在国际舞台上获得更多关注与认可。例如,若主办国将本国优势项目列入正式比赛项目,可能在一定程度上为本国运动员提供主场优势。

因此,我们发现主办国在奥运会中的奖牌数量通常会显著提升,其影响系数高达 10.02 [5]。这种提升效应主要源于多方面因素:首先,东道国运动员对比赛场地和气候等环境条件更加熟悉;其次,减少长途旅行所带来的身体疲劳和时差问题,有助于维持竞技状态;此外,本土观众的加油助威也可带来强烈的心理激励,从而进一步激发运动员的竞技潜力。综合来看,主办国的“主场效应”不仅体现在项目设置上,也在实际奖牌竞争中发挥着显著作用。

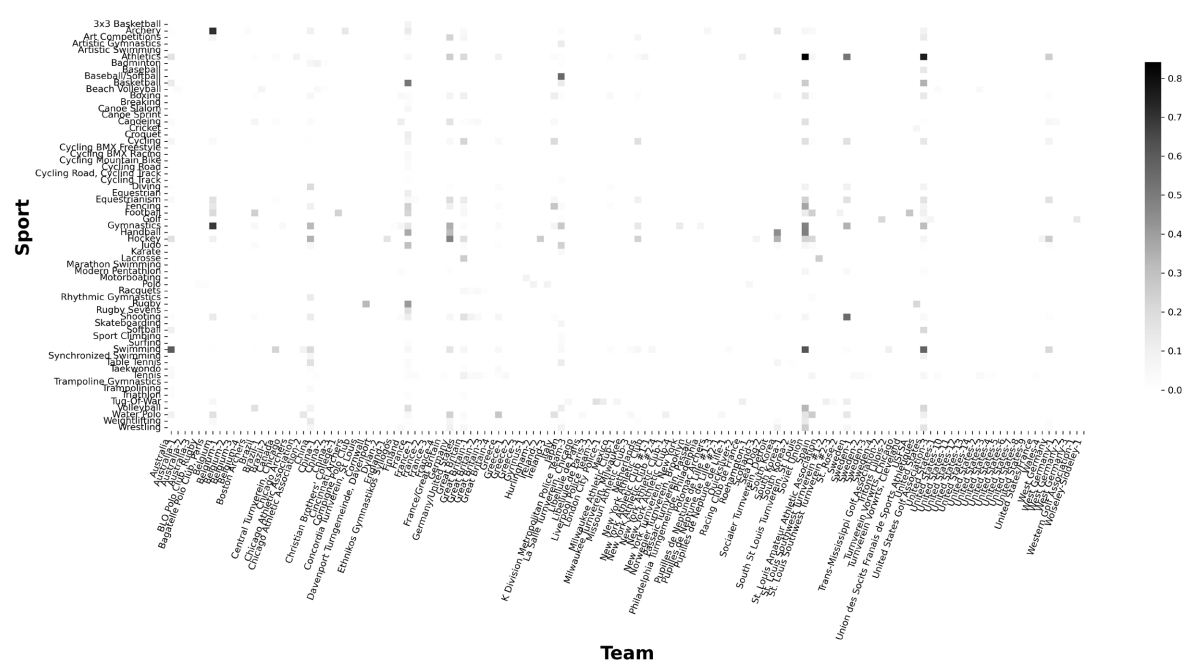


Figure 6. Importance of sports and teams heat map
图 6. 体育项目和国家重要性热力图

为了进一步分析东道国的赛事选择的影响，我们收集了最近奥运会的奖牌数据，并创建了热图以可视化不同体育项目和国家的奖牌分布。这些热图清晰地展示了东道国的赛事选择如何影响奖牌分布和参与国家的整体表现。

对奖牌数据及热图(见图 6)的分析揭示了若干关键模式和趋势，进一步突显了东道国在赛事项目选择上的战略意义。以 2028 年洛杉矶奥运会为例，五项新运动项目将被纳入正式比赛，这些项目普遍在美国拥有深厚的群众基础和完善的竞技体系，相关赛事水平较高。此举不仅体现了东道国的文化与体育传统，也有助于美国运动员在新增项目中取得优异成绩，从而提升整体奖牌数量。

4. “名帅效应”的力量

4.1. “名帅效应”对奥运奖牌的影响

通过在线资料的收集与整理，本文选取了三位具有代表性的教练——排球教练郎平[6]、跳水教练童辉[7]以及体操教练贝拉·卡罗利[8]，对“名帅效应”进行了分析。研究以这些教练执教前后其所在国家在奥运会中获得的奖牌数量变化为依据，探讨顶级教练对国家整体体育表现的影响力(见表 3)。

Table 3. Coaching impact on medal scores
表 3. 教练对奖牌得分的重要性

Year	Country	Is_great	Score
1976	United States	0	0
1984	United States	1	0.88
2008	United States	1	1.00
2016	United States	0	0.18
1976	Romania	1	0.30
1984	Romania	0	0.78
2008	China	0	0.08
2016	China	1	0.91
2004	Canada	0	0.02
2008	Canada	1	0.01
2004	Australia	1	0.13
2008	Australia	0	0.08

在数据处理方面，本文构建了包含多个字段的数据表。其中，*is_great* 字段用于标识该教练是否在该年担任主教练，*score* 字段则反映该年度团队的整体竞技表现。具体而言，团队得分通过赋予金、银、铜牌不同权重(分别为 100、10、1)进行加权计算，形成年度等效得分；随后，对得分进行归一化处理，以确保不同年度之间具有可比性。该方法为后续评估“名帅效应”的实际影响奠定了量化基础。

我们在数据处理过程中，首先按国家对数据进行分类，并对每个国家在教练执教前后的得分进行差值计算，进而构建得分变化的向量图。通过这种方式，能够直观反映教练加入前后国家成绩的变化趋势。正如图 7 所示，每一条向量的斜率表示该教练对所在国家得分变化的影响程度。将所有国家对应向量的斜率值进行加总，可获得“名帅效应”在整体层面上的累计影响。最终计算结果为 2.08，表明在所研究的样本中，名教练的加入整体上显著提升了国家的奥运表现。

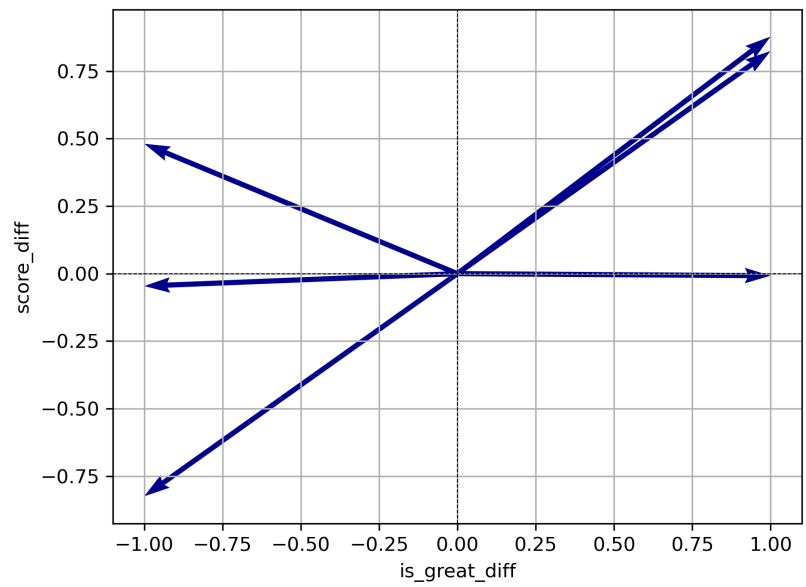


Figure 7. Vector plot
图 7. 向量图

4.2. 引进名帅是一项值得投资的举措

在本研究中，我们选择了巴哈马的田径、保加利亚的艺术体操和中国的蹦床作为我们的分析对象，见表 4。

Table 4. Score ratios of different sports by country
表 4. 运动项目的得分水平

国家	体育项目	得分比率
巴哈马	田径	0.33
保加利亚	艺术体操	0.35
中国	蹦床	0.33

在完成数据清洗与整理后，我们获得了各国在不同体育项目中所获得的金、银、铜牌数量，以及参与相应项目的运动员人数。基于奖牌的等级差异，我们按照一定权重(如金、银、铜的比例)计算了各项目的综合得分，从而反映不同项目在该国整体奥运表现中的贡献。

为增强不同国家和项目之间得分的可比性，我们进一步引入得分率指标，衡量单位运动员对奖牌得分的平均贡献。在此基础上，为消除数值尺度带来的影响，我们使用如下归一化公式对得分率进行标准化处理，使所有项目的得分率分布在相同量纲内，便于后续的横向比较与分析：

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (9)$$

其中原始数据中的一个值，原始数据中的最小值，原始数据中的最大值，是归一化值，范围从 0 到 1。接下来，我们按降序对得分率进行了排序，并计算了四分位数，见表 5。具体而言，第一个四分位数(Q1)表示数据集的 25%标记处的值；第二个四分位数(Q2)是 50%标记处的值，也称为中位数；第三个四分位数(Q3)是数据集的 75%标记处的值。

Table 5. Quartile value
表 5. 四分位数值

Q1	Q2	Q3
0.35	0.10	0.01

基于得分率的四分位数分布，我们将各项目划分为四个表现区间。结合前述模型，计算显示“名帅效应”对奖牌得分的整体提升作用为 34.73%。在此基础上，我们将原始得分率与名帅效应相乘，得到考虑教练因素后的调整得分率。这一操作有助于识别哪些项目在引入优秀教练后取得显著提升。

分析结果显示，巴哈马的田径、保加利亚的艺术体操以及中国的蹦床项目，在引入名帅后，其得分率从第二区间跃升至第一区间，表明教练因素在提升项目表现方面发挥了关键作用。换言之，优秀教练的加入显著提高了这些国家在相关项目中的竞争力。从资源配置角度看，引入“名帅效应”是一种高性价比、具备战略价值的提升路径。

5. 相关影响分析

5.1. 参与者的影响

参与人数与奖牌数量之间呈现出显著的正相关关系。研究团队发现，参赛运动员数量较多的国家通常拥有更丰富的人才储备和更多参赛机会，从而更有可能在奥运会上获得更多奖牌。团队规模也已被公认为在众多预测因素中最能反映一个国家人口和经济实力的重要指标之一[9]。为此，建议奖牌较少的国家奥委会应出台系统性措施，如鼓励具备体育潜力的青少年参与专业训练，加强人才选拔和输送机制，拓宽国家竞技体育人才基础。此外，可通过电视、广播、社交媒体和网络平台积极推广体育赛事，提升公众参与热情和运动认同感，从而扩大每届奥运会的参赛基础与竞争力。

5.2. 性别比例的影响

在某些奥林匹克项目中，性别因素对奖牌分布具有显著影响。例如，体操比赛中男性设置六个项目而女性为四个项目，这类结构性的差异直接影响两性运动员争夺奖牌的机会。此外，若一国在某些项目中对某一性别运动员投入更多资源，该性别选手在训练质量和竞技水平上可能更具优势，从而提高获奖概率。研究表明，性别平等程度越高的国家，其男女运动员在奥运会奖牌竞争中的表现越均衡，成功预测准确率也更高[10]。因此，国际奥委会在设定项目和选手名额时，应综合项目特性与各国性别资源分配现状，制定科学、公正的选拔机制，确保男女运动员在参赛机会上的相对平衡，减少由性别带来的结构性不平等。

5.3. 经验的影响

丰富的比赛经验不仅有助于运动员熟练掌握技术动作，还能提升他们在应对高压环境下的稳定性和应变能力。经验丰富的运动员往往更善于在比赛中判断形势、调整战术，并具备应对突发状况的心理准备和技术储备[11]。因此，建议国家层面建立系统的运动员比赛经验数据库，记录其在奥运会及其他重大赛事中的表现，包括战术策略、技术动作执行、心理应对等方面。新晋运动员可借助该数据库回顾前辈经验，学习应赛策略，缩短适应周期，从而提升整体竞技水平与赛事表现。

6. 结论与展望

本研究系统梳理并量化了影响奥运奖牌数的关键因素，构建了多层次的预测模型，为理解和提升各

国竞技水平提供了理论依据和数据支持。

6.1. 研究结论

本研究以奖牌数量为核心预测指标，构建了多阶段的建模框架。首先，筛选并确定了影响奖牌数的若干关键特征变量，利用自回归滑动平均模型(ARIMA)对其进行时间序列预测，获得了 2028 年各特征变量的预测值。随后，将这些预测结果作为小波神经网络(WNN)模型的输入[12]，进而得出 2028 年各国奖牌总数的预测值。

基于此，我们进一步建立了奖牌数量变化率模型，分析 2028 年相比 2024 年奖牌数的变化趋势，从而判断各国竞技水平的提升情况。此外，统计了历届奥运会首次获奖运动员的数量，结合时间序列模型预测 2028 年首次获得奖牌的运动员人数，并对模型的预测准确性进行了评估。

研究还重点探讨了各国重点体育项目与奖牌表现之间的关联，识别出对不同国家具有战略意义的主要项目，并分析了东道国所选体育项目对整体奖牌分布格局的潜在影响。

此外，我们围绕“名帅效应”展开，验证优秀教练对奖牌数量的正向推动作用。通过选取三个代表性国家，识别并评估其最具投入价值的重点项目，为政策制定和资源配置提供了数据支撑。

6.2. 研究展望

基于上述的结论和发现，未来研究可以进一步拓展视角，深入探讨相关影响因素及其潜在机制，以促进理论和实践的持续发展：

首先，赛事参与率反映运动员在不同项目中的参与深度和广度，未来研究可以基于这一指标，辅助赛事组织方深入分析运动员多样性与适应能力，优化赛事安排和运动项目选择。

其次，未获奖牌的运动员数量是衡量整体竞技水平和选拔训练效果的重要参考。未来的研究可着眼于分析这些运动员的表现特点，帮助相关部门识别训练与选拔中的不足，进而提升整体竞技实力。

最后，首次获奖者的数量揭示了新兴运动员的成长潜力以及国家青少年体育培养体系的成效。后续研究可针对首次获奖者的表现展开，评估和完善青训体系，促进年轻运动员的发展，并在选拔政策中给予更多关注，推动体育后备力量的持续成长。

基金项目

本研究受 2025 年度重庆市教育委员会科学技术研究计划青年项目(KJQN202500902)资助。

参考文献

- [1] International Olympic Committee (2025) IOC—International Olympic Committee. Olympics.com. <https://www.olympics.com/ioc>
- [2] Box, G. E., Jenkins, G.M. and Reinsel, G.C. (2008) Time Series Analysis: Forecasting and Control. 4th Edition, John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118619193>
- [3] Schwarz, G. (1978) Estimating the Dimension of a Model. *The Annals of Statistics*, **6**, 461-464. <https://doi.org/10.1214/aos/1176344136>
- [4] Ng, A.Y. (2004) Feature Selection, L_1 vs. L_2 Regularization, and Rotational Invariance. *Twenty-First International Conference on Machine Learning*, New York, 4-8 July 2004, 78-85. <https://doi.org/10.1145/1015330.1015435>
- [5] 张玉华. 奥运会奖牌数与 5 种影响因素的模型构建与定量分析[J]. 山东体育科技, 2013, 35(3): 43-47.
- [6] Wikipedia (2025) Lang Ping. https://en.wikipedia.org/wiki/Lang_Ping
- [7] Canada, D. (2025) Hui Tong-Diving Canada. <https://diving.ca/athletes/hui-tong/>
- [8] The Telegraph (2024) Béla Károlyi, Gymnastics Coach who Guided Nadia Comăneci to Perfect 10s and Olympic Golds. Obituary.

-
- <https://www.telegraph.co.uk/obituaries/2024/11/24/bela-karolyi-gymnastics-coach-nadia-comaneci-died-obituary/>
- [9] Feizabadi, M.S., Khabiri, M. and Hamidi, M. (2013) The Relationship between the Success of Countries at the Guangzhou 2010 Summer Asian Games and Demo-Economic Factors. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, **82**, 369-374. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.06.277>
- [10] Berdahl, J.L., Uhlmann, E.L. and Bai, F. (2015) Win-Win: Female and Male Athletes from More Gender Equal Nations Perform Better in International Sports Competitions. *Journal of Experimental Social Psychology*, **56**, 1-3. <https://doi.org/10.1016/j.jesp.2014.08.003>
- [11] Li, Y., Lei, X., Dai, Q. and Liang, L. (2015) Performance Evaluation of Participating Nations at the 2012 London Summer Olympics by a Two-Stage Data Envelopment Analysis. *European Journal of Operational Research*, **243**, 964-973. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2014.12.032>
- [12] Zhang, Q. and Benveniste, A. (1992) Wavelet Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, **3**, 889-898. <https://doi.org/10.1109/72.165591>