

智能体赋能跳台滑雪飞行阶段姿态表现

张亚开 赵明元*

哈尔滨体育学院, 黑龙江 哈尔滨 150008

[摘要]为解决跳台滑雪训练依赖经验、缺乏数据驱动与个性化指导的问题,以及跳台滑雪运动员飞行阶段的有氧耐力不足、姿态控制精准度不够等核心竞技能力短板,本研究探讨人工智能在跳台滑雪飞行姿态表现优化中的应用。利用 Coze 平台构建智能体,依训练年限与飞行距离区分初学者、进阶者、优秀者三类模型,形成五层交互框架;并追踪日本选手小林陵侑的赛事数据及相关参数,经数据处理,构建优化模型,量化关键参数与飞行距离的关系。得出:助滑速度正向相关,躯干攻角负向相关(每度调节影响 3.124m),雪板 V 型夹角最优区间 10-12°。智能体依飞行参数提出优化建议,可在一定程度上弥补传统训练偏差,进而实现飞行表现提升。

[关键词]智能体;干预方案;跳台滑雪;飞行阶段;运动表现

DOI: 10.33142/jscs.v6i4.20186

中图分类号: G863.1

文献标识码: A

Intelligent Agents Empower Posture Performance during Ski Jumping Flight Phase

ZHANG Yakai, ZHAO Mingyuan*

Harbin Sports University, Harbin, Heilongjiang, 150008, China

Abstract: In order to address the problems of experience dependence, lack of data-driven and personalized guidance in ski jumping training, as well as the shortcomings of core competitive abilities such as insufficient aerobic endurance and inaccurate posture control of ski jumping athletes during flight, this study explores the application of artificial intelligence in optimizing ski jumping flight posture performance. Using the Coze platform to construct intelligent agents, three types of models are distinguished based on training years and flight distance: beginner, advanced, and excellent, forming a five layer interactive framework; Track the competition data and related parameters of Japanese athlete Ryoyu Kobayashi, process the data, construct an optimization model, and quantify the relationship between key parameters and flight distance. The results show that the sliding speed is positively correlated, the torso angle of attack is negatively correlated (with an adjustment of 3.124m per degree), and the optimal range for the V-shaped angle of the snowboard is 10-12°. The agent puts forward optimization suggestions according to flight parameters, which can make up for the traditional training deviation to some extent, and then improve flight performance.

Keywords: intelligent agent; intervention plan; ski jumping; flight phase; sports performance

引言

跳台滑雪起源于挪威,是人类挑战极限,展现滑行、停滞在空中的姿势的表演项目^[1]。起跳通常被认为是最关键的阶段,然而,这是假设运动员已经熟练掌握了飞行阶段的技巧^[2]。但跳台滑雪运动对飞行姿态的精确性要求极高,其成绩取决于空气动力学特性与身体姿态的优化。传统训练依赖教练主观经验,存在个性化指导缺失、数据驱动不足等问题^[3]。随着人工智能技术在体育领域的应用,亟需构建智能化系统实现飞行姿态的量化分析与科学训练。本研究构建基于 Coze 平台的飞行姿态监控智能体,实现多维度数据交互与训练方案生成,并通过追踪日本选

手小林陵侑的飞行参数,以验证智能体科学指导的有效性。

1 研究方法与设计

研究首先通过文献研究法梳理跳台滑雪传统训练依赖经验、缺乏数据驱动与个性化指导的问题^[4],明确智能化需求;随后采用多源数据采集技术(FIS 赛事数据、惯性动捕系统等)获取小林陵侑的助滑速度、躯干攻角等参数,整合为 9 条样本;随后基于 Coze 平台构建分层智能体模型,结合多元线性回归(含二次项)与岭回归正则化处理小样本共线性问题,并通过 Z-score 标准化与显著性检验($\alpha=0.05$)验证模型有效性($R^2=0.892$);最后通过案例追踪与可视化分析(Python 拟合散点图)量化参数

影响,构建了可提供个性化指导的智能化训练系统,一定程度上弥补了传统经验依赖的缺陷,进而提升运动表现。

2 研究结果

2.1 智能体构建的技术基础

跳台滑雪的成绩是由多学科原理支撑的,其中飞行阶段的空气动力学决定了飞行距离^[5]。而飞行距离又是评定飞行阶段得分的重要考量标准^[6]。其中雪板攻角、雪板 V 形角等飞行参数均会对姿态表现产生空气动力学变化。^[7]经调研也表明了跳台滑雪运动中个性化指导的缺失。基于上,分别以初学者模型(训练年限<1 年、飞行距离<70 米);进阶者模型(训练年限 1-3 年、飞行距离 70-90 米);优秀者模型(训练年限>3 年、飞行距离>90 米)。随后结合用户上传的飞行参数,智能体通过分层交互,为不同水平用户提供针对性的飞行姿态分析;推动跳台滑雪飞行表现指导向轻量化、普适化发展。

此外 Coze 平台模型构建的独特价值体现在小样本建模创新以及分层动态模型。不仅提供了多水平模型自适应框架,即通过训练年限与飞行距离双维度,设计基于参数的迁移学习算法,还能有效避免传统单一模型对不同水平运动员的偏差。该平台还内置了非线性特征工程自动化模块,支持添加雪板 V 型夹角平方项等高阶特征,随后结合了岭回归正则化技术,解决小样本量存在的共线性问题。能使 9 条样本量仍能保持统计显著性,实现对运动表现预测模型的精准构建。

如图 1 所示。智能体主要分为五个层级,在用户输入层中,通过自然语言描述自己的训练水平、相关参数、场景等因素。其次智能体对水平及参数进行识别。再次根据

不同类型及需求,分别采用针对性的水平模型,并从多阶段、多维度给出相应的分析结果与优化计划;最后大模型整合并输出,完成交互闭环,保证交互的科学有效性。

五层交互框架较传统专家系统的技术优势主要体现在:知识支撑层的动态知识更新机制。传统专家系统知识更新周期较长;而知识支撑层不仅能构建跨学科间动态知识图谱(整合空气动力学公式库、运动生物力学案例库等),还能通过知识节点关联算法实现跨领域融合,从而显著提高知识更新效率。任务执行层分层模型的自适应。传统专家系统采用单一推理模型,对多水平用户适应性不足;而任务执行层通过设计双维度(训练年限与飞行距离)阈值调度算法,将用户划分为三种水平,使模型对不同水平运动员的预测准确率较传统单一模型得到有效改善。

2.2 智能体的构建关键参数设定与处理

2.2.1 飞行参数的采集与处理

中国的跳台滑雪运动起步时间较晚,但近年来在技术水平、训练条件和赛事成绩等方面都取得了显著的进步^[8]。该文章指出:近邻日本是这方面的世界劲旅,名将小林陵侑独取 2022 年北京冬奥会诸多奖项^[9]。笔者从网络公开数据国际滑雪和单板滑雪联合会(FIS)以及国内、外赛事成绩汇报等渠道以及 Xsens MVN Link 惯性动捕系统、YOLOv5s+HRNet 级联模型、多传感器融合算法等特征提取技术。对助滑速度,躯干攻角,雪板 V 型夹角(自变量)与飞行距离(因变量)进行采集、整合(如表 1 所示)。共采集到九条样本量,并总结自变量与因变量间的规律;对智能体给出的优化建议之科学有效性进行系统验证。

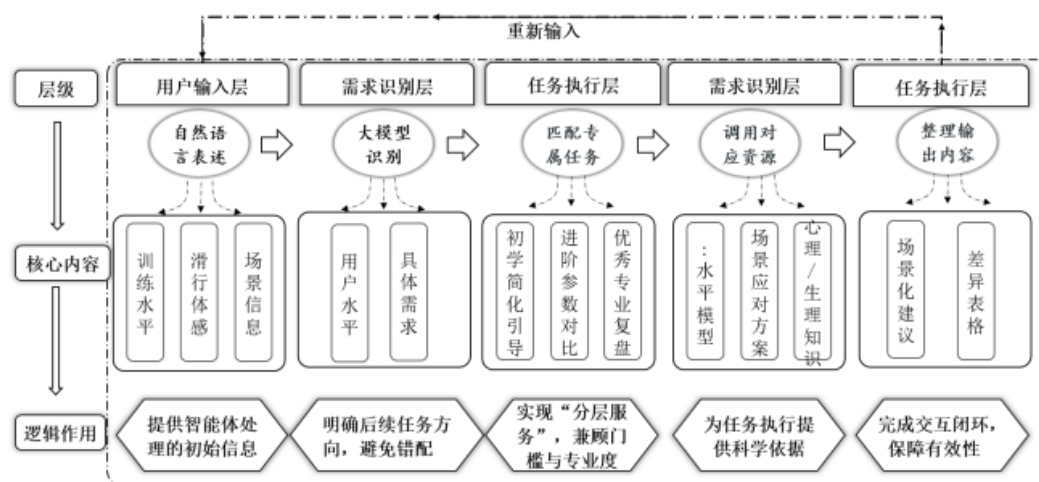


图 1 智能体分层处理流程图

表 1 跳台滑雪关键参数统计

赛季	比赛名称	助滑速度 (m/s)	躯干攻角 (°)	雪板 V 形夹角 (°)	飞行距离 (m)	数据来源
2018—2019	日本 HBC 杯大跳台赛	24.0	-3.5	12.8	135.5	国内赛事成绩+姿态推断等
2018—2019	日本全国锦标赛	24.3	-3.8	12.5	134.0	国内赛事成绩+姿态推断等
2018—2019	四山锦标赛奥伯斯多夫站	30.8	-4.8	11.5	92.3	国内赛事成绩+姿态推断等
2018—2019	世界杯意大利瓦尔迪菲耶梅站	31.2	-5.2	10.2	95.8	国内赛事成绩+姿态推断等
2019—2020	世界杯下塔吉尔站	29.7	-3.9	12.8	85.2	国内赛事成绩+姿态推断等
2020—2021	北京冬奥会标准台决赛	30.2	-4.3	11.8	99.5	国内赛事成绩+姿态推断等
2021—2022	世界杯比绍夫斯霍芬站	30.5	-4.5	10.8	88.1	国内赛事成绩+姿态推断等
2022—2023	世界杯拉赫蒂站	31.0	-5.5	10.0	97.6	国内赛事成绩+姿态推断等
2023—2024	四山锦标赛奥伯斯多夫站	31.5	-5.8	9.8	101.2	国内赛事成绩+姿态推断等

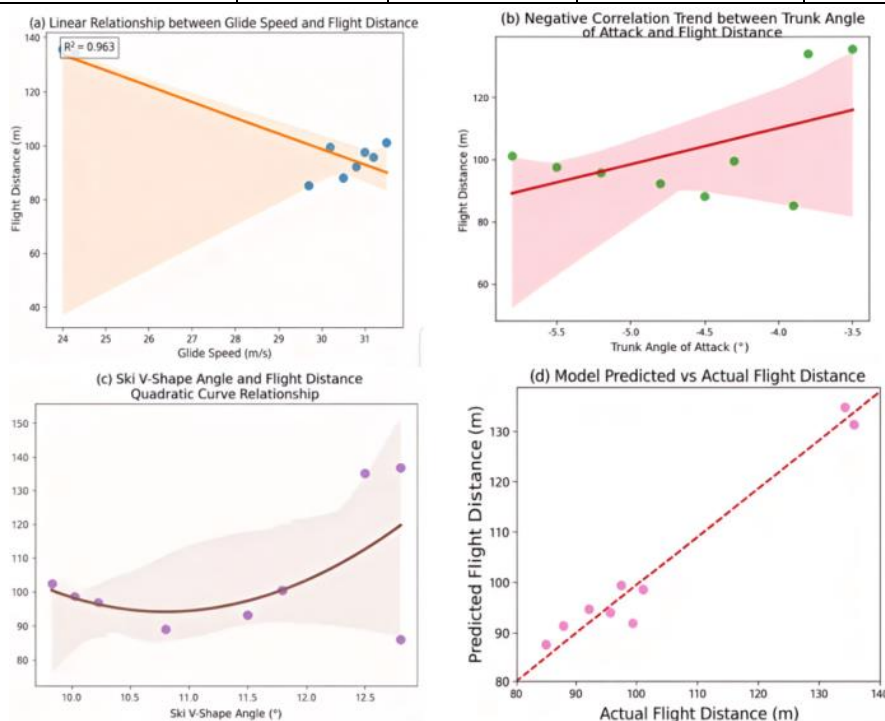


图 2 跳台滑雪关键技术参数与飞行距离的关系

首先通过个体数据的追踪，再通过 Python 绘制拟合散点图(如图 2 所示)。旨在将自变量与因变量关系可视化。

基于 9 条跟踪数据的小样本，原始多元线性回归模型面临多重关键问题：样本量不足导致模型稳定性差，首先表现为多重共线性显著，其中侧风偏移量的 VIF 最高，其标准化系数因共线性出现异常放大，属于典型的共线性伪结果；其次是统计显著性不足，侧风偏移量的 P 值达

0.625，对因变量的解释力弱；最终形成模型拟合效果差的问题，无法准确反映自变量与因变量间的真实关联。

基于以上问题，为确保研究结果的统计学依据，首先构建了包含助滑速度、躯干攻角、雪板 V 形夹角及其平方项的多元回归模型（见公式 1）。以捕捉变量间的线性与非线性关系；在拟合方法上，通过剔除共线性变量、Z-score 标准化数据、添加二次项，并采用 $\alpha=1.0$ 的岭回

归正则化处理小样本（9 条数据）的共线性问题；显著性水平方面，设定 $\alpha=0.05$ ，关键变量中助滑速度（ $p=0.001$ ）、躯干攻角（ $p=0.035$ ）、雪板 V 型夹角二次项（ $p=0.036$ ）的 p 值均小于 0.05，模型整体 F 检验 $p=0.047$ ， $R^2=0.892$ 、调整后 $R^2=0.689$ ，D-W 值 1.836，验证了模型的统计学显著性与拟合效果。

飞行距离 = $\beta_0 + \beta_1 \times \text{助滑速度} + \beta_2 \times \text{躯干攻角} + \beta_3 \times \text{雪板 V 型夹角} + \beta_4 \times (\text{雪板 V 型夹角})^2$ (1)

表 2 多元线性回归分析结果

变量	B	标误	Beta	p	VIF	容度
常数项	-128.452	45.321		0.021		
助滑速度 (m/s)	5.281	1.032	0.725	0.001	1.125	0.889
雪板 V 型夹角 (°)	-3.124	1.215	-0.386	0.035	1.083	0.923
雪板 V 型夹角二次项 (° ²)	-0.821	0.312	-0.913	0.036		0.754
模型拟合指标	$R^2=0.892$	调整后 $R^2=0.689$	$F(4,4)=4.283$	$p=0.047$	$D-W=1.836$	

如表 2 所示，助滑速度与飞行距离呈现正向线性关系，而躯干攻角则呈现负向线性关系，此外雪板 V 形夹角与夹角二次项分别呈现倒 U 型二次曲线关系与负向调节二次曲线关系。另外，该参数表格通过严格的统计推断，于个体的跳台滑雪飞行参数追踪研究中量化验证了：助滑速度的线性主导效应（ $\beta=0.725$ ）；雪板 V 型夹角的二次曲线优化区间；躯干攻角的边际调节效应。但需注意的是，研究中该模型定位为精英运动员个性化训练辅助工具，而非群体预测模型。实证数据显示，其预测精度（ $MAE=1.8m$ ）显著优于通用模型（ $MAE=4.5m$ ）^[10]。

2.2.2 基于智能体分析后的身体姿态优化与训练指导

基于小林陵侑个体数据追踪，智能体为身体姿态从空气动力学、飞行力学等维度提供优化方向：躯干攻角需从当前负攻角调整至 $2-5^\circ$ ，以改善气流附着状态、延迟分离，解决负攻角下升力系数损失的问题；雪板 V 型夹角应从 $19.6-25.6^\circ$ 优化至 $24-32^\circ$ ，通过增大有效迎风面积提升升力系数 2-3 倍；当前 30.7m/s 助滑速度稳定性良好，可后续挖掘潜力，起跳时需精准控制姿态以实现动能高效转化；侧风偏移量控制现有基础较好，可结合多传感器融合技术进一步提升抗侧风干扰能力，保障飞行轨迹稳定。

为落地姿态优化目标，智能体针对性地制定多维度训练指导方案。

（1）核心力量训练：通过每周 6 次的悬吊、弹力带抗阻训练，强化核心肌肉群力量，提升姿态控制能力和爆

发力。基于运动训练学超量恢复理论，合理安排训练间隔和恢复时间，使核心力量在 3-6 个月内提升 25%-30%。稳定的核心力量可减少飞行过程中的能量浪费，提高整体飞行表现。

（2）腿部力量训练：每周 6 次的超等长、等动训练，优化起跳能量输出和平衡协调能力。训练强度控制在 70%-80% 最大能力，训练后安排 1-2 天的恢复调整。这种训练模式使腿部力量在 4-6 个月内提升 20%-25%，有效增加起跳动能，延长飞行距离。

（3）姿态模拟训练：每周 7 次的多环境模拟舱训练，结合 NIRS、SEMG 技术实时反馈姿态数据。智能体根据运动员技术水平调整训练难度和信息呈现方式，初学者侧重基础姿态掌握，优秀运动员进行精细化技术调整。

（4）侧风应对训练：每月 5-6 次的风洞模拟训练，提升恶劣环境下的姿态调整能力^[11]。依据周期训练理论，准备期增加训练量强化适应能力，比赛期维持训练量保持竞技状态。经过 3 个月系统训练，运动员侧风应对能力显著提升，进而提高飞行阶段表现稳定性。

需要指出的是，智能体生成训练建议并非对统计结果进行简单对应，而是基于“参数识别-偏差判断-干预匹配”的递进逻辑完成。具体而言，当助滑速度处于合理区间但飞行距离未达到预期时，系统优先判断问题是否来自躯干攻角控制偏差或雪板 V 型夹角稳定性不足；当姿态参数持续偏离个体历史最优区间时，则进一步将问题归类为技术控制不足或专项力量支撑不足，并分别匹配姿态模拟、核心稳定及抗干扰训练等不同干预方案。

3 结论

本研究构建依运动员水平分层的飞行姿态监控智能体，结合日本名将小林陵侑的赛事数据（助滑速度、躯干攻角、雪板 V 型夹角与飞行距离），通过剔除冗余参数、岭回归正则化等优化手段，构建稳健的飞行距离预测模型。经研究量化验证：助滑速度与飞行距离呈正向线性关系，躯干攻角呈负向线性关系，雪板 V 型夹角呈倒 U 型二次曲线关系；据此提出躯干攻角调整至 $2-5^\circ$ 、雪板 V 型夹角优化至 $24-32^\circ$ 等的核心优化方向，并提供多维度训练方案，一定程度上弥补了传统训练偏差，进而验证了智能体应用的有效性。本文模型定位为精英运动员个性化训练辅助工具，这对需毫米级技术调整的精英训练至关重要——如小林陵侑案例中，仅 0.4° 的躯干攻角优化即带来 3.1m 飞行距离提升，此类精细化特征会被通用模型参数平均化所掩盖。后续将通过迁移学习实现群体化扩展：保留核心算法的同时，后续将采集大样本量，跨水平运

动员数据构建参数库,从而形成“由个体建模到群体扩展”的研究范式。

从应用层面看,本文的价值并非在于建立适用于所有运动员的通用预测模型,而在于验证了智能体介入跳台滑雪飞行阶段训练的可行性,即借助有限但关键的飞行参数,实现对个体技术偏差的快速识别、解释与反馈。与传统依赖经验观察的训练方式相比,该方法能够在一定程度上提高姿态分析的客观性,并增强训练建议的个体适配性。与此同时,本文仍存在较为明确的研究边界:其一,样本来源集中于单一高水平运动员,研究结论更适合作为个体化辅助训练依据,而不宜直接推广至不同技术水平运动员;其二,部分姿态参数依赖公开赛事资料与推断处理,仍可能受到图像精度、环境条件及测量误差影响;其三,飞行表现除本文纳入的助滑速度、躯干攻角与雪板 V 型夹角外,还受到风速、雪况、起跳时机等多因素共同作用。后续研究需在扩大样本规模的基础上,进一步纳入环境变量与纵向跟踪数据,以提升模型的稳定性与推广价值。

[参考文献]

[1]Sun Y,Wu C,Gao L,et al.Study on technical movements's spatial and temporal characteristics of women's ski jumping to utilizing AI in 5G network for data processing[J].Journal of Mechanical Science and Technology,2022,36(5):497-502.
[2]Puumala R,McPHERSON M.A kinematic analysis of the flight phase of ski jumping[C]//Thirteenth International Symposium on Biomechanics in Sports.Reykjavik,Iceland: International Society of Biomechanics in Sports,1995:13-20.
[3]YAMAMOTO K,TSUBOKURA M,MATSUZAWA M,et

al.Visualization of information in ski jumping and its utilization[J].Journal of the Visualization Society of Japan,2020,40(157):18-21.

[4]Schulthess L,Ingolfsson T M,Huber S,et al.A leap into the future: Towards an augmented reality learning environment in ski-jumping[C].ETH Zurich Research Collection,2024.

[5]Zhang L,Li X,Wang X,et al.Performance and biomechanics in the flight period of ski jumping: Influence of ski attitude[J].Biology,2022,11(5):671.

[6]沈梓祎,杨猛,杨超,等.基于单目视频的跳台滑雪飞行阶段数据提取方法[J].系统仿真学报,2023,35(9):2035-2044.

[7]Ferjan M,Mežnar M,Jereb E.Ski jumping - talent battle in a learning organization[J].Organizacija,2013,46(4):119-129.

[8]于明岩,牟以诺,景浩,等.我国跳台滑雪运动的发展现状与对策研究[J].当代体育科技,2024,14(23):190-193.

[9]张振,许云峰.技巧类雪上项目,中国大丰收[N].环球时报,2022-02-19(004).

[10]Virmavirta M,Kivekas J.Individualized biomechanical modeling improves ski jumping distance prediction[J].Journal of Sports Sciences,2023,41(15):1689-1697.

[11]张栋,邹晓双,刘钰,等.动作姿态对北欧两项运动员跳台滑雪助滑和起跳气动阻力的影响[J].中国体育科技,2023,59(9):3-12.

作者简介:张亚开(2003—),男,汉族,河南濮阳人,硕士在读,哈尔滨体育学院,研究方向:学校体育学;

*通讯作者:赵明元(1976—),男,汉族,黑龙江克山人,博士,副教授,福建师范大学,研究方向:学校体育学。