

本文引用格式：叶嘉庆, 苟兴悦, 张启仁, 等. 多维运动学特征与 SVM 融合的俯卧撑动作质量评估方法[J]. 自动化与信息工程, 2026, 47(4): 49-54.

YE Jiaqing, GOU Xingyue, ZHANG Qiren, et al. Push-up movement quality assessment via multi-dimensional kinematic features and SVM[J]. Automation & Information Engineering, 2026, 47(4): 49-54.

多维运动学特征与 SVM 融合的俯卧撑动作质量评估方法*

叶嘉庆 苟兴悦 张启仁 陈俊屹 郑斯敏 曹东

(广州中医药大学医学信息工程学院, 广东 广州 510006)

摘要：针对俯卧撑自动化考核中代偿动作隐蔽、评分维度单一导致的评估准确率较低问题，提出一种多维运动学特征与 SVM 融合的俯卧撑动作质量评估方法。该方法采用 MediaPipe BlazePose 提取上半身 8 个关键点的二维坐标并计算肘关节与身体角度序列；经 Savitzky-Golay 滤波和波峰检测将俯卧撑动作视频分割为动作周期，在每个周期内计算下压幅度、上肢对称性、躯干姿态、躯干对称性和核心稳定性五维运动学特征；以 SVM RBF 分类器对动作进行合规/异常二分类，对合规动作采用多维 FastDTW 算法与标准模板对齐并输出百分制质量评分。在 Kaggle 公开俯卧撑数据集上的实验表明，本文方法在实现动作计数的同时完成质量评估与百分制质量评分，推理速度小于 0.1 s/视频，具备快速动作视频评估的应用潜力。

关键词：俯卧撑；动作质量评估；运动学特征；支持向量机；人体姿态估计

中图分类号：TP391.41

文献标志码：A

文章编号：1674-2605(2026)04-0007-06

DOI：10.12475/aie.20260407

开放获取

Push-up Movement Quality Assessment via Multi-dimensional Kinematic Features and SVM

YE Jiaqing GOU Xingyue ZHANG Qiren

CHEN Junyi ZHENG Simin CAO Dong

(School of Medical Information Engineering, Guangzhou University of Chinese Medicine,
Guangzhou 510006, China)

Abstract: To address the problems of low evaluation accuracy caused by subtle compensatory movements and a single scoring dimension in automated push-up assessment, this paper proposes a push-up movement quality assessment via multi-dimensional kinematic features and SVM. The method employs MediaPipe BlazePose to extract 2D coordinates of eight upper-body keypoints and compute the angle sequences of elbow joints and body. After Savitzky-Golay filtering and peak detection, the push-up video is segmented into action cycles. Within each cycle, five kinematic features are computed: pushing depth, upper-limb symmetry, trunk posture, trunk symmetry, and core stability. An SVM with RBF kernel is used to perform binary classification of actions as compliant or abnormal. For compliant actions, the multi-dimensional FastDTW algorithm is applied to align with a standard template and output a quality score on a 100-point scale. Experiments on the Kaggle public push-up dataset demonstrate that the proposed method simultaneously achieves action counting, quality assessment, and 100-point scoring, with an inference speed of less than 0.1 s per video, showing its potential for rapid video-based action evaluation.

Keywords: push-up; movement quality assessment; kinematic features; support vector machine (SVM); human pose estimation

* 基金项目：广东省研究生教育创新计划（2024JGXM_042）；广东省高等教育教学改革项目（粤教高函〔2024〕30号；粤教高函〔2026〕4号）。

0 引言

俯卧撑广泛应用于体能训练、康复评估和体质测试^[1-2]。其动作规范性（如下压深度、躯干稳定性和双侧对称性等）直接影响训练效果，动作不规范不仅降低训练效果，还可能增加肩关节和腰椎的损伤风险。传统的俯卧撑动作质量评估依赖人工观察，效率低且主观性强。可穿戴惯性传感器虽能提供客观的运动学数据，但设备成本高、佩戴不方便，难以在居家场景推广^[2]。近年来，随着人体姿态估计技术（如 BlazePose^[3]、OpenPose）的成熟，基于普通 RGB 摄像头的无标记动作质量评估已经成为可能^[3-4]。

现有基于视觉的动作分析方法可归为三类：1）几何规则方法^[5]，通过预设角度阈值判定动作阶段并计数，实现简单，但对视角敏感，且无法评估动作质量；2）深度学习计数方法^[6]，采用 MediaPipe 完成俯卧撑计数，但未涉及质量评分；3）光流检测方法^[7]，通过运动幅度变化来检测动作周期，但只能判断动作是否发生，无法区分规范动作与代偿动作^[8]。综上所述，动作质量评估仍面临 2 个核心难题：1）特征设计需能有效判别动作的合规性；2）评分机制需对动作质量进行量化。

针对上述问题，本文提出一种多维运动学特征与 SVM 融合的俯卧撑动作质量评估方法（以下简称俯卧撑动作质量评估方法）。该方法设计了基于人体关节角度的五维运动学特征向量（下压幅度、上肢对称性、躯干姿态、躯干对称性、核心稳定性），以兼顾俯卧撑的运动幅度、对称性和稳定性；采用多维快速动态时间规整（fast dynamic time warping, FastDTW）算法计算测试时间序列与模板时间序列间的规整距离，从而对合规动作进行百分制质量评分。

1 评估方法

俯卧撑动作质量评估方法整体流程主要包括姿态估计、特征提取、合规性判定与质量评分 3 个阶段，如图 1 所示。

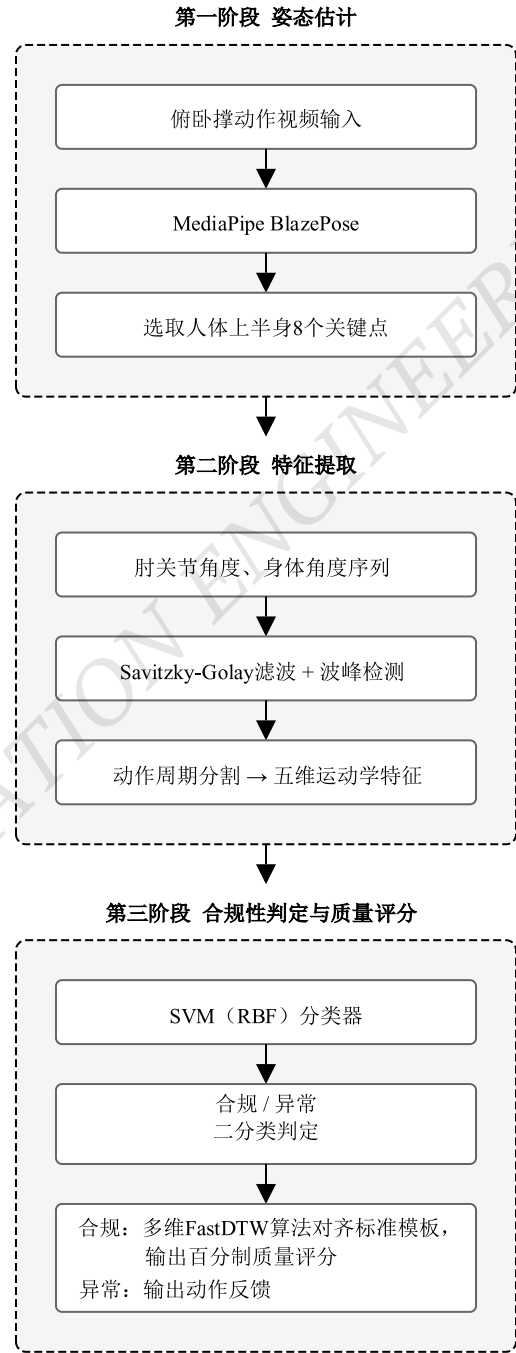


图 1 俯卧撑动作质量评估方法整体流程

1.1 姿态估计

本文利用 MediaPipe BlazePose 模型的 Legacy API^[3]获取 33 个人体关键点的二维像素坐标。针对俯卧撑动作，选取人体上半身 8 个关键点（双肩、双肘、双腕、双髌）用于动作质量评估，如表 1 所示。

表1 用于动作质量评估的8个人体关键点

关键点	作用
双肩	肘关节角度端点, 身体角度顶点
双肘	肘关节角度顶点, 身体角度端点
双腕	肘关节角度端点
双髋	身体角度端点

1.2 特征提取

1.2.1 角度序列与周期分割

本文利用肘关节角度、身体角度分别反映上肢屈伸运动与躯干姿态, 并以此构成多维运动学特征向量。其中, 肘关节角度为肩-肘-腕三点连线的夹角(顶点在肘); 身体角度为肘-肩-髋三点连线的夹角(顶点在肩)。以肘关节角度为例, 设肩坐标为 (x_1, y_1) 、肘坐标为 (x_2, y_2) 、腕坐标为 (x_3, y_3) , 则肘关节角度 θ 的计算公式为

$$\theta = \arccos \left(\frac{(x_1 - x_2)(x_3 - x_2) + (y_1 - y_2)(y_3 - y_2)}{\sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \times \sqrt{(x_3 - x_2)^2 + (y_3 - y_2)^2}} \right) \quad (1)$$

从肘关节连续角度序列中提取单个俯卧撑动作周期的步骤如下:

1) 对肘关节角度序列进行 Savitzky-Golay 平滑滤波(窗口长度为 11, 多项式阶数为 2), 以消除高频抖动;

2) 对滤波后的肘关节角度序列取反, 使波谷转为波峰, 并利用 find_peaks 函数检测波峰位置, 突出度阈值设为 15° , 相邻波峰之间的最小帧数间隔设为 10 帧;

3) 每个波峰对应一次下压至最低点的时刻, 相邻两个波峰之间构成一个完整的动作周期。

通过上述步骤可将俯卧撑动作视频分割为若干个动作周期, 统计周期数量即为该视频的俯卧撑动作次数。

1.2.2 多维运动学特征

俯卧撑动作周期分割完成后, 分别提取左、右肘关节角度在周期内的最小值, 并将肘关节角度更小(屈曲更深)的一侧定为主力侧, 后续特征均取自该

侧。在每个波谷帧前后各 30 帧的窗口内计算下压幅度、上肢对称性、躯干姿态、躯干对称性、核心稳定性 5 个特征, 并取动作周期均值作为其特征向量 $F = [\text{Amplitude}, \text{Elbow\_Asym}, \text{Body\_Angle}, \text{Body\_Asym}, \text{Body\_Std}]$ 。其中, Amplitude(下压幅度)为窗口内主力侧肘关节角度最大值与最小值之差, 反映下压深度; Elbow_Asym(上肢对称性)为波谷帧左肘关节角度与右肘关节角度之差的绝对值, 反映双侧上肢的对称性; Body_Angle(躯干姿态)为波谷帧主力侧的身体角度, 反映下压最低点时的躯干姿态, 是判别塌腰、弓背的关键信号; Body_Asym(躯干对称性)为波谷帧左身体角度与右身体角度之差的绝对值, 反映躯干侧倾程度; Body_Std(核心稳定性)为窗口内主力侧身体角度的标准差, 反映动作周期内躯干姿态的波动程度。

1.3 合规性判定与质量评分

1.3.1 合规性判定

本文选用 SVM 分类器进行俯卧撑动作合规性判定^[9]。输入的五维运动学特征向量先经 StandardScaler 标准化, 即利用训练集各维度的均值与标准差缩放, 使各维度均值为 0、标准差为 1。标准化后的多维运动学特征向量 z 被输入 SVM 分类器, 其判定依据为决策函数:

$$f(z) = \sum \alpha_i y_i K(s_i, z) + b \quad (2)$$

式中: s_i 为支持向量; α_i 为对应的拉格朗日系数; $y_i \in \{+1, -1\}$ 为支持向量的类别标签(+1 对应合规动作、-1 对应异常动作); b 为偏置项; $f(z)$ 为决策函数, 当 $f(z) \geq 0$ 时, 样本判定为合规动作; 当 $f(z) < 0$ 时, 样本判定为异常动作。

SVM 分类器的核函数 K 取径向基函数(radial basis function, RBF):

$$K(s, z) = \exp(-\gamma \|s - z\|^2) \quad (3)$$

本文开启了概率校准, 随机种子固定为 42。即 SVM 在训练时通过 Platt 缩放方法将决策函数 $f(z)$ 经 Sigmoid 函数映射为合规概率 $P \in [0, 1]$ 。因 Sigmoid

函数单调递增, 故 $P > 0.5$ 与 $f(z) \geq 0$ 等价, 合规性判定结论与决策函数符号判定一致。该概率同时作为每个俯卧撑动作视频的合规置信度输出。

SVM 分类器的超参数 C 与 γ 通过网格搜索确定。 C 取 0.1~100 之间的 9 个候选值, γ 取 scale、auto、0.001~5 之间共 9 个候选值, 共 81 组组合。每组组合以 5 折交叉验证评估 F1 分数, 最终选定 $C = 10$ 、 $\gamma = \text{scale}$ 。

1.3.2 质量评分

本文利用多维 FastDTW 算法对合规的俯卧撑动作视频进行百分制质量评分^[10]。FastDTW 算法是动态时间规整 (DTW) 的线性时间近似算法, 能在保持对齐精度的同时, 降低计算复杂度。质量评分步骤如下:

1) 从训练集中选取一个动作规范的俯卧撑动作视频作为模板, 分别提取其左、右肘关节角度与左、右身体角度共 4 个通道的模板时间序列;

2) 分别提取测试俯卧撑动作视频的左、右肘关节角度与左、右身体角度共 4 个通道的测试时间序列;

3) 利用多维 FastDTW 算法计算 4 个通道上的测试时间序列与模板时间序列的规整距离^[10]:

首先, 基于模板时间序列各通道的均值与标准差, 对模板时间序列、测试时间序列逐通道做 Z-score 归一化, 则第 t 帧与第 s 帧之间的局部距离为 4 通道归一化欧氏距离:

$$d(q_t, c_s) = \sqrt{\sum_{k=1}^4 \left(\frac{q_t^k - c_s^k}{\sigma_k} \right)^2} \quad (4)$$

式中: k 为通道序号, t, s 分别为模板时间序列、测试时间序列的帧序号, σ_k 为模板时间序列第 k 通道的标准差;

然后, 按标准 DTW 递推累积代价矩阵: $\eta(i, j) = d(q_i, c_j) + \min\{\eta(i-1, j-1), \eta(i-1, j), \eta(i, j-1)\}$, 最终规整距离 $D = \eta(T, S)$;

最后, 当时间序列较长时采用多维 FastDTW 算法^[10]: ① 将时间序列粗化至半分辨率并递归求得低分辨率规整路径, ② 将规整路径投影回全分辨率, 并以半径 30 展开为约束窗口, ③ 在窗口内完成约束

DTW, 将复杂度由 $O(TS)$ 降为近似线性; 当时间序列较短时, 直接计算标准 DTW;

4) 利用特征加权 DTW^[11] 进一步提升质量评分的鲁棒性, 以步骤 3) 中的逐通道 Z-score 归一化实现通道加权, 各通道按各自标准差缩放后, 在规整距离中的贡献不再受量纲影响, 这等效于对各通道施加与其标准差成反比的权重, 可避免肘关节角度等高标准差通道掩盖躯干姿态信息, 使评分对不同拍摄条件下的尺度差异更具鲁棒性;

5) 最终俯卧撑动作质量评分由以下三部分加权合成: ① DTW 规整距离经线性映射转换为空间相似度得分 $S_{\text{spatial}} \in [0, 100]$; ② 综合下压幅度与核心稳定性计算过程质量得分 $S_{\text{process}} \in [0, 100]$; ③ 扣除姿态瑕疵惩罚项 I_{penalty} , 质量评分公式为

$$S = \alpha \times S_{\text{spatial}} + \beta \times S_{\text{process}} - \lambda \times I_{\text{penalty}} \quad (5)$$

权重系数通过在训练集上的网格搜索确定: α, β 在 $[0, 1]$ 区间以 0.05 为步长遍历, 且满足 $\alpha + \beta = 1$; λ 在 $[0, 0.3]$ 区间以 0.02 为步长遍历, 以训练集合规俯卧撑视频的评分与人工参考分之间的均方误差最小值为选择准则。最终确定为 $\alpha = 0.40$ 、 $\beta = 0.60$ 、 $\lambda = 0.16$ 。

2 实验验证

2.1 数据集

本实验训练数据来自 Kaggle 公开俯卧撑数据集, 共包含 100 个视频, 其中合规动作视频 50 个、异常动作视频 50 个。异常动作涵盖塌腰、弓背、肘部外展过度、下压不足等常见错误类型。

2.2 实验设置

本文实验采用 MediaPipe 0.10.21 进行人体姿态估计, 肘关节角度序列、身体角度序列、三维运动学特征计算均在 Python 3.10.8 环境下实现, SVM 分类器的训练与评估基于 scikit-learn 1.7.2 完成。

2.3 对比实验

为验证本文方法的有效性, 在 40 个俯卧撑动作测试视频上, 将本文方法与 Kwon 角度阈值法^[5]、Sinclair 光流法^[7]2 种具有代表性的方法进行对比实验,

并以动作通过率与推理速度为评价指标。其中, Kwon 角度阈值法基于 2D 像素坐标计算关节角度, 对拍摄视角变化较为敏感, 仅能给出合格/不合格的阈值判定, 无法对动作质量进行评分; Sinclair 光流法基于运动幅度检测周期性动作, 只能判断动作是否发生, 无法判别动作形式是否符合标准, 因此无法区分规范动作与代偿动作^[8]。对比实验结果如表 2 所示。

表 2 3 种方法的对比实验结果

方法	动作通过率	推理速度/ (s/视频)
Kwon 角度阈值法	50.0% (20/40)	≈ 5.0
Sinclair 光流法	100% (40/40)	≈ 7.0
本文方法	57.5% (23/40)	< 0.1

由表 2 可知: 本文方法的动作通过率较 Kwon 角度阈值法略有提升; 推理速度较 Kwon 角度阈值法、Sinclair 光流法均有明显提升, 表明本文方法在保持有效动作判别能力的同时, 提高了评估效率, 并进一步实现了动作质量评分。

2.4 动作质量评分结果

以模板俯卧撑动作视频为满分参照, 利用多维 FastDTW 算法对 SVM 分类器判定合规的 23 个测试俯卧撑动作视频进行百分制质量评分^[10], 评分统计结果如表 3 所示。

表 3 合规俯卧撑动作视频的质量评分统计结果

统计指标	数值
平均得分	78.4 ± 12.6
中位数	82.1
得分低于 60 的视频数	3

经人工回看复核, 表 3 中得分低于 60 的俯卧撑动作视频均存在轻微动作瑕疵, 与百分制评分结果相吻合。

3 结论

为提高俯卧撑动作质量评估的准确率与效率, 本文提出一种俯卧撑动作质量评估方法。该方法利用涵

盖运动幅度、对称性和稳定性的多维运动学特征向量, 经 SVM RBF 分类器进行合规动作判定, 并通过多维 FastDTW 算法对合规动作进行百分制质量评分, 推理速度小于 0.1 s/视频, 具备实时应用潜力。本文的局限性主要体现在数据集规模有限 (100 个训练视频), 且特征提取基于二维像素坐标, 对拍摄条件存在一定依赖。未来工作将扩展多视角、多体态的训练数据, 并探索将异常动作细分为塌腰、弓背、不对称等具体错误类型, 实现更精细的动作诊断。

©The author(s) 2024. This is an open access article under the CC BY-NC-ND 4.0 License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

参考文献

- [1] PARDILLO J A S, BOLABOLA T J, Sta. Romana C L C, et al. Computer-aided assessment system for calisthenics exercises[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Digital Technology in Education, 2022: 145-152.
- [2] THARATIPYAKUL A, SRIKAEWSIEW T, PONGNUM-KUL S. Deep learning-based human body pose estimation in providing feedback for physical movement: A review[J]. Heliyon, 2024,10(17): e36589.
- [3] BAZAREVSKY V, GRISHCHENKO I, RAVEENDRAN K, et al. BlazePose: On-device real-time body pose tracking[J]. arXiv Preprint arXiv:2006.10204, 2020.
- [4] WÓJCIK B, BŁASZCZYKOWSKI M, WĄSIK E., Human movement monitoring system for classification of strength exercises and verification of their execution technique[J]. Journal of Modern Science, 2024, 57(3): 823-838.
- [5] KWON Y, KIM D. Real-time workout posture correction using OpenCV and MediaPipe[J]. The Journal of Korean Institute of Information Technology, 2022, 20(1): 199-208.
- [6] SAIDO B, LU G, QIN Z, et al. Research on human movements push up counter based on media-pipe artificial intelligence [C]//2024 6th Asia Symposium on Image Processing (ASIP). IEEE, 2024: 142-147.
- [7] SINCLAIR A, KAUTAI K, SHAHAMIRI S R. P= uioio: On-device real-time smartphone-based automated exercise repetition counting system[J]. arXiv Preprint arXiv:2308.02420, 2023.
- [8] 谢鹏.基于 OpenCV+MediaPipe 实现运动姿态 AI 检测在体育训练中的应用[J].无线互联科技,2023,20(18):100-104.

- [9] CHANG C C. A library for support vector machines[J/OL]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2011,2(3):27 [2026-08-16]. <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>.
- [10] SALVADOR S, CHAN P. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space[J]. Intelligent Data Analysis, 2007,11:561-580.
- [11] YAN M, LIU X, LI Z, et al. Evaluation of human action based on feature-weighted dynamic time warping[J]. Applied Sciences, 2024,14(23):11130.
- [12] 杨莉杰.基于支持向量机的人体异常步态特征识别方法研究[J].信息与电脑(理论版),2024,36(2):119-121.
- [13] 刘懿锋,陈锦煌,陈钊淇.人体动作识别在体育项目中的研究与应用[J].现代信息科技,2023,7(17):92-95.
- [14] JAISWAL A, CHAUHAN G, SRIVASTAVA N. Using learnable physics for real-time exercise form recommendations [C]/Proceedings of the 17th ACM conference on recommender systems, 2023: 688-695.

作者简介:

叶嘉庆,男,2004年生,本科,主要研究方向:计算机视觉、医学信息工程。E-mail: 3176768878@qq.com

苟兴悦,女,2000年生,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理、中医药人工智能。E-mail: xingyuegou@stu.gzucm.edu.cn

张启仁,男,2003年生,本科,主要研究方向:医学信号处理与分析、深度学习。E-mail: 1217959315@qq.com

陈俊屹,男,2003年生,本科,主要研究方向:医学图像处理、生物医学工程。E-mail: 2179084679@qq.com

郑斯敏,男,2004年生,本科,主要研究方向:医学数据挖掘、生物医学工程。E-mail: 2793637396@qq.com

曹东(通信作者),男,1975年生,博士研究生,教授,主要研究方向:人体运动姿态识别与智能评测、中医药人工智能。E-mail: caodong@gzucm.edu.cn

2027年“工业大模型与智能体赋能智能制造”专题征稿启事

工业大模型与工业智能体是人工智能与先进制造深度融合的前沿重点研究方向,是推动智能制造从自动化向认知自主化升级的核心技术支撑,旨在将多模态感知融合、知识化认知推理、自主化决策执行与协同化作业管控能力嵌入制造全链路,有效提升制造系统的柔性适配能力与运行效率,具有重要的科学研究意义与工程应用价值。随着基础大模型技术的快速迭代与工业数字化转型的持续深化,工业大模型与智能体在制造领域的落地应用迎来全新发展机遇,同时也面临领域知识注入、边缘部署算力、多系统集成复杂度及工业场景可信性与安全性等技术挑战。本刊特邀青年编委廖勇副研究员、廖昭洋副研究员、任志刚副教授、杨楷翔副教授、余涛教授、彭龙江高级工程师作为特邀主编,策划并主持“工业大模型与智能体赋能智能制造”专题。该专题聚焦工业大模型优化、工业智能体研发、制造系统架构设计与场景落地应用等核心内容,探索适配工业场景的智能赋能技术路径,支撑高端装备、离散制造、流程工业等领域的智能化升级,促进相关领域的学术交流与技术成果转化。现真诚邀请广大专家、学者积极撰文,踊跃投稿。

一、专刊征稿范围(包括但不限于)

- 1、工业垂类大模型构建与轻量化优化
- 2、多模态工业感知与知识融合推理
- 3、工业自主智能体架构与任务规划方法
- 4、制造场景多智能体协同调度与协作
- 5、端边云协同智能赋能系统架构设计
- 6、制造信息系统与智能体集成适配技术
- 7、数字孪生驱动的智能体虚实联动优化
- 8、生产管控与设备运维智能体工程应用

二、投稿要求:请参考本刊官方网站 <http://www.giim.ac.cn/scipub/postdoc/> 或扫描右边本刊微信公众号的二维码获取“投稿须知”。

三、投稿截止时间:2027年3月1日

四、出版时间:2027年第3期(2027年6月28日)

五、投稿方式

- 1、登录 <http://gzxg.cbpt.cnki.net/WKE/WebPublication/index.aspx?mid=gzxcg> 网上投稿或 aie@giim.ac.cn 邮箱投稿。
- 2、投稿时请务必注明是“工业大模型与智能体赋能智能制造”专题投稿。

六、编辑部联系方式: 邮箱 aie@giim.ac.cn; 电话 (020)87687999

