

运动穿戴设备数据驱动的校园文化需求预测模型

莫军¹, 徐胜超²

(1. 广州华商学院 体育学院, 广州 511300;
2. 广州华商学院 人工智能学院, 广州 511300)

摘要: 运动穿戴设备数据构成具有多维属性, 直接利用其预测校园文化需求会导致预测结果存在偏差, 影响配置文化资源的利用率; 开展了运动穿戴设备数据驱动的校园文化需求预测模型研究; 在多尺度时域上对原始运动穿戴设备数据特征维度进行分块化处理后, 分别结合宏观外生变量和微观外生变量的子序列步长将分块上的数据分解为不同维度的参数, 以此独立表征运动穿戴设备数据的多维属性; 利用 Wasserstein 距离度量不同维度参数与校园文化需求之间的关系, 并采用多维映射的方式, 在 Wasserstein 距离构成的平面上输出分解后运动穿戴设备数据对应的校园文化需求预测结果; 测试结果表明, 设计模型能够准确预测校园文化需求, 配置资源的利用率稳定在 50%~70% 区间。

关键词: 运动穿戴设备; 数据驱动; 校园文化需求; 预测模型; 特征维度; Wasserstein 距离; 多维映射

A Data-Driven Campus Cultural Demand Prediction Model for Sports Wearable Devices

MO Jun¹, XU Shengchao²

(1. School of Physical Education, Guangzhou Huashang College, Guangzhou 511300, China;
2. School of Artificial Intelligence, Guangzhou Huashang College, Guangzhou 511300, China)

Abstract: The data composition of sports wearable devices has multidimensional attributes. Directly using their prediction of campus cultural needs can lead to errors in the prediction results, affecting the utilization of allocated cultural resources. Therefore, research is conducted on a data-driven prediction model for campus cultural needs based on sports wearable devices. After partitioning the feature dimensions of the original sports wearable device data in the multi-scale time domain, combining the sub sequence step sizes of macro exogenous variables and micro exogenous variables, the data on the blocks is decomposed into parameters of different dimensions to independently characterize the multidimensional properties of sports wearable device data; The Wasserstein distance is used to measure the relationship between different dimensional parameters and campus cultural needs, and a multidimensional mapping is adopted to output the decomposed sports wearable device data corresponding to the predicted campus cultural needs on the plane formed by the Wasserstein distance. The test results show that the designed model can accurately predict the demand for campus culture, and the utilization rate of allocated resources remains stable in the range of 50.0%~70.0%.

Keywords: sports wearable devices; data driven; campus cultural needs; predictive model; feature dimension; Wasserstein distance; multidimensional mapping

收稿日期:2025-10-11; 修回日期:2025-11-24。

基金项目:广州华商学院校内“科研导师制”项目(2024HSDS30)。

作者简介:莫军(1990-),男,研究生,助理研究员,博士在读。

徐胜超(1980-),男,硕士,副教授。

引用格式:莫军,徐胜超. 运动穿戴设备数据驱动的校园文化需求预测模型[J]. 计算机测量与控制, 2026, 34(5): 265-273.

0 引言

随着智能运动穿戴设备的普及, 校园内学生运动数据的采集与分析成为可能。这些设备能够实时记录步数、心率、运动时长等健康指标, 为校园体育文化建设和学生健康管理提供了数据支持。然而, 当前校园文化活动的规划往往依赖经验或传统模式, 缺乏对学生真实需求的精准洞察, 导致资源配置不均、活动参与度低等问题。校园文化需求预测作为校园管理与发展的关键环节, 其准确性直接影响到资源配置效率、学生满意度及校园文化建设的可持续性。目前, 校园文化需求预测主要面临以下挑战: 一是需求数据来源单一, 多依赖于问卷调查或历史活动记录, 难以反映学生动态、多样化的文化偏好; 二是传统预测方法对多源异构数据的融合能力不足, 难以捕捉学生行为与需求之间的复杂关联; 三是缺乏对个体行为与群体文化趋势之间关系的深入挖掘, 导致预测结果偏差较大。

在此背景下, 运动穿戴设备数据展现出显著的应用潜力。其具备实时性、连续性和多维度特性, 能够捕捉学生在不同时间、空间下的行为模式, 为文化需求预测提供丰富的数据支撑。通过分析学生的运动轨迹、活动强度、社交互动等行为特征, 可间接推断其对文化活动的潜在需求, 从而实现更精准、动态的预测。因此, 如何利用运动穿戴设备产生的海量数据, 挖掘学生运动行为与校园文化需求之间的关联, 进而预测和优化活动设计, 成为亟待探索的方向^[1]。

在校园文化需求预测领域, 现有研究主要集中在 3 个方向: 1) 基于经验的预测方法; 文献 [2] 提出了基于同伴教育的校园体育文化环境建设与实践研究, 在三维构建的架构下, 在物质层中嵌入了体育设施共享系统, 在制度层中嵌入了跨年级联赛积分制, 在精神层中嵌入了体育明星校友故事库, 通过建立同伴影响力指数, 量化评估高年级学生对低年级学生的体育行为引导效应。在某中学试点后, 学生体质测试达标率提升 19%, 运动伤害事故下降 42%。但是对于资源的配置管理合理性仍有待提升。2) 基于多源数据融合的预测方法; 文献 [3] 基于美国 5 所高校的案例研究, 总结支持边缘化学生的文化建设策略, 在空间重构阶段, 通过设立文化安全区与匿名反馈数字平台, 将多元文化模块嵌入通识课程, 并运用 CRP (Culturally Responsive Pedagogy) 评估框架追踪干预效果。在持续 3 年的文化干预下, 使边缘化学生毕业率提升 11 个百分点。但是对于资源的配置管理合理性相对较低。文献 [4] 构建了大中小学思政课一体化背景下的文化融合路径, 在纵向衔接不同阶段的文化建设关联关系基础上, 以横

向协同的方式开发“行走的思政课”虚拟仿真实验。实证效果中, 试点区域中小学生对政治认同度提升 23%, 高校思政课到课率提高 17%。但是缺乏对于资源的配置管理合理性的研究。3) 基于机器学习和数据驱动的预测方法; 文献 [5] 开展了元宇宙校园文化平台的开发研究, 在构建的数据层中利用物联网传感器采集图书馆占座率、食堂人流等实时数据, 并结合情感计算分析的方式提取学生论坛文本情绪值; 在应用层嵌入数字孪生技术, 对校园文化需求进行分析。在测试结果中, 平台响应延迟 < 200 ms, 情感分析准确率 88.7%。但是对于资源的配置管理合理性仍有待进一步完善。

在当前校园文化活动的规划往往依赖经验或传统模式, 缺乏对学生真实需求的精准洞察, 导致资源配置不均、活动参与度低等问题的背景下, 校园文化需求预测这一核心问题旨在通过数据驱动方法, 前瞻性地量化学生对文化资源与服务在时空维度上的需求分布。该问题的精准求解对于提升校园资源配置效率、促进学生参与满意度至关重要, 然而其面临需求动态性强、与传统观测数据关联复杂等挑战; 而运动穿戴设备数据虽为此提供了新的洞察维度, 但其本身具有的多维、多尺度属性若直接使用易导致预测偏差, 因此, 如何从这些复杂数据中解耦出与需求真实相关的特征并建立稳健映射, 成为本研究要解决的关键问题。

在上述基础上, 本文开展了运动穿戴设备数据驱动的校园文化需求预测模型研究, 提出了一种基于运动穿戴设备数据分解与多维映射 (MDM, multi-dimensional mapping) 的校园文化需求预测模型。通过多尺度时域分解和 Wasserstein (WD, wasserstein distance) 距离度量技术, 能够精准提取数据特征并预测校园文化需求。实验结果表明, 该模型能够准确预测共享滑板车等校园文化资源的需求量, 资源利用率稳定在 50% ~ 70% 的合理区间, 显著提升了资源配置的合理性。本文的研究为校园文化需求的精准预测和资源优化配置提供了新的方法和思路。

1 校园文化需求预测模型设计

1.1 运动穿戴设备数据分解

对于运动穿戴设备采集到的数据信息而言, 由于其针对穿戴对象采集到的变量信息包括宏观外生变量和微观外生变量两部分^[6], 这就使得其在特征构成方面具有多尺度属性, 增加了利用其准确预测校园文化需求的难度。为了避免运动穿戴设备数据特征提取局限导致的校园文化需求预测偏差问题^[7], 本文首先对原始运动穿戴设备数据的特征进行了多尺度分解处理 (MSD, multi-scale decomposition)^[8]。对于原始运动穿戴设备数据,

将其表征为 M , M 表示为具有 d 个特征维度和 T 个时间步长的多变量时间序列。其中, T 表示原始运动穿戴设备数据的时间尺度^[9], d 表示原始运动穿戴设备数据特征维度参数。在多尺度时域上对 d 进行分块化处理, 分块化处理的核心目的在于分离不同时间尺度的行为模式。校园文化需求同时受宏观长期趋势和微观短期波动影响。多尺度时域分块化方法具体步骤如下。

1) 定义多尺度集合: 设定时间尺度集合 $B = \{b_a, b_i\}$ 。依据校园生活的周期性规律, 选取宏观尺度 $b_a = P_1$ 以捕捉日度模式, 微观尺度 $b_i = P_2$ 以捕捉小时级的高频活动模式。

2) 划分时间块: 对每个尺度 $b \in B$, 将整个时间序列 M 划分为连续的时间块。每个块的大小即为尺度 b 。块的数量 K_b 由总时长与块大小共同决定, 即 $K_b = \lfloor \frac{T}{b} \rfloor$ 确定。为保持时间连续性, 设置相邻块间有 10% 的重叠区域。

3) 关联外生变量: 将宏观外生变量与 b_a 尺度的数据块关联, 将微观外生变量与 b_i 尺度的数据块关联。参数 P_1 与 P_2 在此作为子序列步长, 分别定义了宏观与微观外生变量在对应时间块上的采样或聚合步长。

该分块化处理将原始 d 维特征在不同时间尺度上解耦, 此过程将原始数据重组为多尺度、分块的结构, 如图 1 所示。

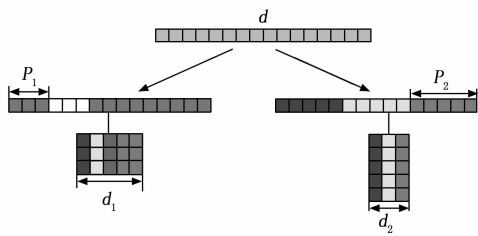


图 1 多尺度时域上 d 分块化方式

按照图 1 所示的方式, 多尺度时域上对 d 的分块化处理结果即为:

$$d = \frac{D_d}{P_1} + \frac{D_d}{P_2} = d_1 + d_2 \quad (1)$$

其中: d_1 表示原始运动穿戴设备数据中的宏观外生变量特征维度, d_2 表示原始运动穿戴设备数据中的微观外生变量特征维度, D_d 表示多尺度时域上, 包含 d 特征的运动穿戴设备数据, P_1 和 P_2 分别表示宏观外生变量和微观外生变量的子序列步长参数^[10]。

考虑到运动穿戴设备数据 M 涉及不同时间模式和数据模式的叠加, 为了避免噪声数据的干扰, 本文结合特征维度分块结果对其进行了分解处理^[11], 实现方式如图 2 所示。

按照图 2 所示的方式, 线性层对不同维度特征分块

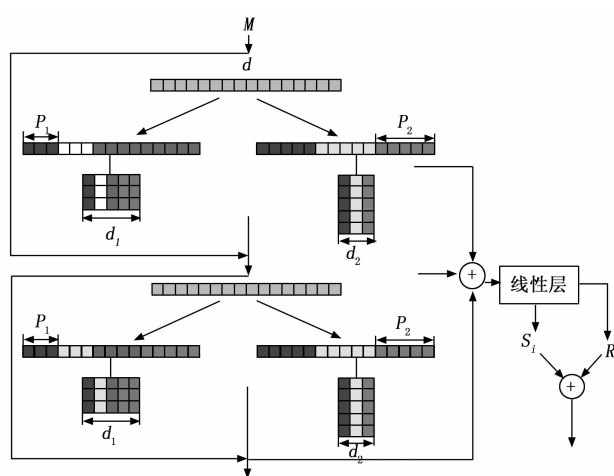


图 2 运动穿戴设备数据分解

化后的运动穿戴设备数据处理方式为:

$$S_i = M - \sum_{j=1}^k E_j \quad (2)$$

$$R = \frac{1}{N} L(E_j, S_i) \quad (3)$$

其中: N 表示原始运动穿戴设备数据的规模, L 表示线性层操作时间序列长度, E_j 表示运动穿戴设备数据子块簇, k 表示线性层迭代步长, S_i 表示运动穿戴设备数据 M 的第 i 个分解组成部分, R 表示残差参数^[12]。

则对运动穿戴设备数据分解的结果可以表示为:

$$M = \sum_{i=1}^U S_i + R \quad (4)$$

其中: U 表示运动穿戴设备数据 M 的分解数量。

按照上述所示的方式, 运动穿戴设备数据的分解处理, 为后续的运动穿戴设备数据特征准确提取以及利用特征对校园文化需求作出准确预测提供保障。

1.2 分解数据驱动多维校园文化需求预测

借助分解后的运动穿戴设备数据预测校园文化需求时, 本文利用 S_i 在特征维度上的差异分布^[13], 从多维角度出发, 构建了一个可学习的非线性特征映射模型, 根据映射输出结果, 输出对校园文化需求的具体预测结果^[13]。通过这样的多维预测模式, 避免基于单一维度预测结果在数据干扰作用下出现的偏差^[14]。

首先利用 Wasserstein 距离对运动穿戴设备数据分解输出 S_i 与校园文化需求 $Q_j \in Q$ 之间的关系进行度量, Wasserstein 距离是一种衡量两个概率分布相似性的度量方法, 具有显著的理论优势^[15]。

它对分布的几何结构敏感, 不仅考虑数据点之间的距离, 还考虑整体结构, 使其在处理复杂或不均匀分布时更有效。此外, Wasserstein 距离在概率分布之间是连续的, 优化过程更稳定, 避免了梯度消失或爆炸的问题, 并且可以自然地应用于不同维度的数据, 无需额外

预处理。相比之下，欧式距离仅考虑数据点之间的直线距离，忽略了整体结构，在高维空间中易受“维度灾难”影响；KL 散度（KLD, kullback-leibler divergence）虽能衡量分布相似性，但非对称且对重叠部分敏感^[16]，当分布无重叠时会变得无穷大，导致实际应用中出现问题。因此，Wasserstein 距离在处理复杂数据分布时表现出显著优势，能够更准确地度量数据特征与需求之间的关系，从而提高模型的预测性能。Wasserstein 距离在本研究场景中展现出独特的适用性，其核心优势源于其基于最优传输理论的本质。运动穿戴设备数据经多尺度分解后，其特征分量（如位置、借出量）与校园文化需求均可视为复杂的概率分布，这些分布往往具有非高斯、多模态或支撑集不对齐的特性。Wasserstein 距离通过计算将一个分布“搬运”至另一个分布所需的最小成本，能够敏锐地捕捉分布间整体的几何结构和空间形态差异，而非仅仅比较局部的统计矩。相较于 KL 散度在分布无重叠时失效，或欧氏距离对分布形态不敏感等局限，Wasserstein 距离为此类复杂、高维且可能存在稀疏性的数据与需求关系提供了一个连续、稳定的度量，从而为后续构建可学习、梯度优化稳定的非线性映射模型奠定了坚实的理论基础。

Wasserstein 距离计算方式可以表示为：

$$W(S_i, Q_j) = \frac{\sum_{S_i=1}^A \sum_{Q_j=1}^M d_{S_i Q_j} f_{S_i Q_j}}{\sum_{S_i=1}^A \sum_{Q_j=1}^M f_{S_i Q_j}} \quad (5)$$

其中：A 表示运动穿戴设备数据分解输出数据集，由运动穿戴设备数据的分块化处理结果决定， $W(S_i, Q_j)$ 表示 S_i 与 Q_j 之间的 Wasserstein 距离， $d_{S_i Q_j}$ 表示 S_i 与 Q_j 之间数据距离对于宏观维度，采用 $|x - y|$ 的线性距离；对于微观维度，采用加权欧氏距离，权重由特征重要性分析确定， $f_{S_i Q_j}$ 表示 S_i 与 Q_j 的特征交集，通过特征选择方法或基于数据的相关性分析来确定。

结合式 (5)，运动穿戴设备数据 M 的分解组成 S_i 在特征空间的映射方式可以表示为图 3 所示的形式^[17]。

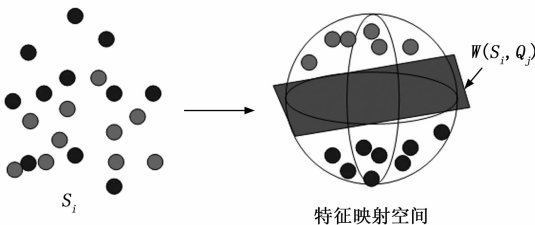


图 3 分解数据驱动特征多维映射校园文化需求

按照图 3 所示的方式，本文利用映射函数将运动穿戴设备数据 M 的分解组成 S_i 匹配到校园文化需求空

间^[18]，其可以表示为：

$$G(S_i, W) = \left\| \frac{\sum_{S_i=1}^A \varphi(S_i)}{A} - \frac{\sum_{Q_j=1}^M \varphi(W(S_i, Q_j))}{M} \right\| \quad (6)$$

其中： $G(S_i, W)$ 表示运动穿戴设备数据 M 的分解组成 S_i 在特征空间的匹配到校园文化需求空间的映射输出^[19]，即对应的校园文化需求预测结果， $\varphi(\ast)$ 表示映射函数。

映射函数是将分解后的运动穿戴设备数据（如位置、时间、借出量等维度）映射至校园文化需求空间，其形式定义为：

$$\varphi(S_i) = \sigma[W_2 \cdot \sigma(W_1 \cdot S_i + b_1) + b_2] \quad (7)$$

其中： W_1 为隐藏层权重矩阵， W_2 为输出层权重矩阵。

利用上述的方式，在 Wasserstein 距离构成的平面上实现对分解运动穿戴设备数据的多维映射^[20]，输出准确的校园文化需求预测结果。

1.3 可学习的非线性特征映射模型

为实现从分解后的运动穿戴设备数据到校园文化需求空间的精准映射，本文构建了一个可学习的非线性特征映射模型。该模型基于深度神经网络架构，采用全连接前馈网络设计，通过端到端的学习方式，将经过 Wasserstein 距离度量的特征关系有效地映射为具体的需求预测值。

在模型架构方面，输入层负责接收经过多尺度分解的运动穿戴设备数据特征，其维度与分解后的参数数量保持一致。隐藏层采用双层设计，第一层包含 128 个神经元，第二层包含 64 个神经元，这一配置经过充分的网格搜索实验验证，在模型性能与复杂度之间取得了最佳平衡。隐藏层使用 ReLU 激活函数，既增强了模型的非线性表达能力，又有效缓解了训练过程中的梯度消失问题。输出层生成校园文化需求预测结果，采用 Sigmoid 激活函数将输出值约束在 0 到 1 的范围内，便于对需求概率进行合理的归一化解释。

模型训练以最小化预测误差为目标，采用均方误差作为损失函数 \mathcal{J} ，该函数能够有效惩罚较大预测误差，符合回归任务的基本要求。具体设置如下：

$$\mathcal{J} = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^Z \|C_i^{\text{pred}} - C_i^{\text{true}}\|_2^2 \quad (8)$$

其中：Z 表示用于训练模型的数据记录总数， C_i^{true} 表示第 i 条记录对应的实际观测到的运动穿戴设备需求量， C_i^{pred} 表示模型根据第 i 条记录中的运动穿戴设备数据预测出的需求量， $\|C_i^{\text{pred}} - C_i^{\text{true}}\|_2^2$ 表示模型对第 i 条记录的需求量预测错误的严重程度。

优化过程使用 Adam 优化器，该优化器能够自适应

调整学习率,初始学习率设为0.001,批量大小为64。为提升模型泛化能力,训练过程中引入了早停策略,当验证集损失连续10个训练周期未下降时自动终止训练,同时配合动态学习率调整机制,在损失平台期持续超过5个周期时将学习率减半,从而在保证收敛效果的同时有效防止过拟合。

通过上述设计的网络架构和训练策略,该模型能够稳定地学习从运动穿戴设备数据特征到校园文化需求之间的复杂映射关系,为需求预测提供可靠的技术支持。

2 实验验证与性能分析

2.1 数据采集

在开展针对本文设计预测模型性能的分析阶段,以某大学校园共享滑板车骑行数据作为目标采集数据^[21],利用其对校园文化需求中对于共享滑板车实体资源需求情况的预测分析。

研究中所分解和利用的运动穿戴设备数据为骑行过程中采集的多维度原始时序数据,具体包括:通过GPS与蓝牙信标获取的空间轨迹数据(实时位置与移动范围)、记录行为发生时刻的时间数据、反映用户状态的生理运动指标(心率、热量消耗等),以及作为需求真实值的设备交互数据(滑板车借出与归还记录)。这些数据通过SH06T设备按1Hz频率采集,经蓝牙网关汇聚后,由物联网控制器进行清洗集成,最终形成用于模型训练的结构化数据。

在采集数据阶段,随机选择500名校园共享滑板车骑行用户,为其佩戴运动穿戴设备,覆盖本科生、研究生和教职工等不同用户群体,以确保样本的多样性。数据采集范围为整个大学校园,包括学生公寓、教学区、运动区、休闲区等,共包含12个共享滑板车停放点。采集数据的时间跨度为工作日40天、非工作日20天,数据采集时段为每天5:30~23:30,覆盖不同季节(春季和秋季)以及特殊事件(如体育赛事、文化节等),以捕捉不同时间段和活动下的需求变化^[22]。

其中,具体的运动穿戴设备基本参数配置情况表1所示。

表1 运动穿戴设备参数配置

参数	配置
产品型号	SH06T
防水等级	IP67
重量	主体6.5g,表带6g
电池容量	75mAh
NFC	支持
测距精度	0.2m
主机尺寸	95mm*95mm*28mm

利用SH06T运动穿戴设备,读取穿戴用户使用共享滑板车的骑行数据信息,具体包括位置,范围,时间。通过X100室外蓝牙网关装置集成500个SH06T运动穿戴设备的数据信息,配合物联网控制器在显示终端上对共享滑板车借出量进行统计,其中,输出的数据信息如表2所示。

表2 部分运动穿戴设备采集数据

星期	运动类型	移动距离/km	健康度	疲劳度	状态值	热量/kcal	爬升/m
周一	通勤	5.0	7	4	6	250	80
	技巧练习	2.0	6	5	5	150	30
周二	长途骑行	10.0	8	3	7	500	150
	间歇训练	3.0	7	4	6	200	60
周三	通勤	6.0	7	4	6	300	100
	夜间骑行	4.0	6	5	5	220	70
周四	长途骑行	8.0	8	3	7	400	130
	技巧挑战	1.5	6	6	4	130	25
周五	通勤	4.5	7	4	6	230	70
	速度训练	2.5	7	4	6	180	50
周六	休闲骑行	12.0	9	2	8	600	200

在数据采集和处理过程中,为确保数据安全和用户隐私保护,采取了以下措施:对所有采集到的用户数据进行匿名化处理,将用户身份信息替换为唯一的匿名标识符,并分离存储标识符与真实身份信息,防止数据追溯到个人;采用加密协议(如TLS)对从运动穿戴设备传输到服务器的数据进行加密,保障数据传输安全;限制数据访问权限,仅授权研究人员和系统管理员可访问数据,且所有访问行为均记录于审计日志,便于安全监控和追溯;在数据采集前,明确告知参与用户数据采集的目的、范围和使用方式,并获取其签署的知情同意书,用户可随时撤回数据使用授权;将采集到的数据存储于符合安全标准的服务器中,并定期进行安全检查与漏洞扫描,防止数据泄露。这些措施共同确保了数据的安全性和用户隐私,为校园文化需求预测提供了可靠的数据支持。

结合运动穿戴设备采集到的数据信息,对目标区域内的共享滑板车实际需求进行预测。

2.2 运动穿戴设备数据分解

对于采集到的包含多维属性的校园共享滑板车骑行数据,本文在对其进行分解处理的过程中,结合采集数据的具体构成,设置原始运动穿戴设备数据特征维度参数 d 的值为4,分别对应(位置,范围,时间以及借出量),原始运动穿戴设备数据的时间尺度 T 设置为60d,对集成输出数据的规模进行统计, N 的值为56330。表示原始运动穿戴设备数据的规模, T 表示原始运动穿戴设备数据的时间尺度, d 表示原始运动穿戴设备数据特

征维度参数。

按照宏观外生变量和微观外生变量的子序列步长参数 P_1 和 P_2 分别为 1.0 d 和 1.0 h 的执行标准对校园共享滑板车骑行数据进行分解, 其中, 预测模型输出的结果如图 4 所示。

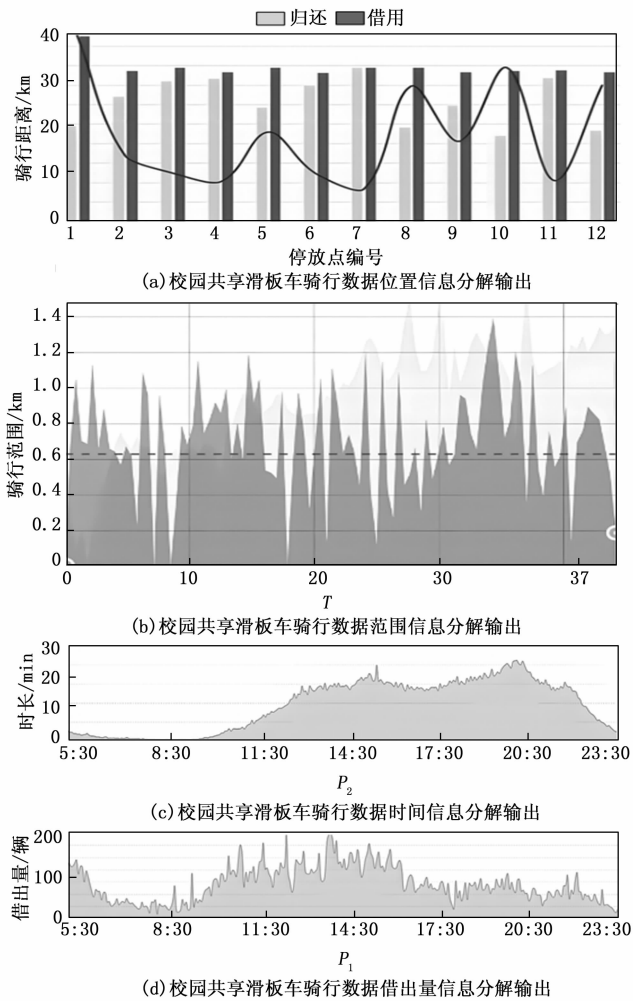


图 4 数据分解结果

结合图 4 所示的数据分解结果可以看出, 本文的设计模型能够对采集到的数据信息从不同维度进行有效分解, 并表征数据中宏观外生变量和微观外生变量的特征分布, 这也是确保后续利用采集到的数据能够精准预测具体需求的关键。

2.3 需求量预测结果与分析

分别设置文献 [2] 的基于同伴教育的校园体育文化环境建设与实践研究, 以及文献 [5] 的基于多传感器的元宇宙校园文化平台的开发研究作为测试的对照组, 开展具体的对比分析测试。

文献 [2] 的基于同伴教育的校园体育文化环境建设与实践研究以“同伴影响力”为核心逻辑, 是经验驱动型需求预测方案。其原理是量化高年级对低年级学生

的运动行为引导效应, 推断校园体育资源需求分布。构建“三维校园体育文化架构”, 物质层在体育设施共享系统嵌入数据模块统计资源使用频次; 制度层设计跨年级体育联赛积分制扩大样本覆盖; 精神层搭建体育明星校友故事库强化模仿意愿。计算“同伴影响力指数”, 通过问卷调查, 让学生对受同伴影响程度打分, 取平均值并按年级、专业分组统计群体平均指数。并基于该指数与资源需求的正相关假设进行需求预测。

文献 [5] 的基于多传感器的元宇宙校园文化平台的开发研究方法是基于多源数据驱动的方案, 通过物联网传感器采集校园环境数据和从校园 BBS 等平台爬取文本情绪值, 结合元宇宙平台的数字孪生技术模拟场景, 实现校园资源需求的可视化预测。传感器每 10 min 采集一次数据, 获取人流密集区域和高峰时段信息; 利用 LSTM 神经网络分析文本情绪值, 当正面情绪占比增加时, 相应区域的滑板车需求权重也会增加。通过 Unity3D 引擎构建的数字孪生场景模拟人流移动轨迹, 最终根据模拟结果和情绪权重输出各停放点的滑板车需求预测数量。

首先, 对比分析了不同研究成果与模型下, 对于目标区域内 (共包含 12 个共享滑板车停放点) 的需求量预测结果与实际情况之间的关系, 对应的测试结果如图 5 所示。

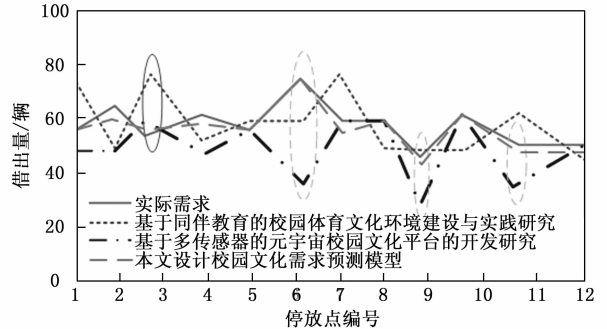


图 5 共享滑板车实体资源需求分析

结合图 5 所示的测试结果可以看出, 本文设计模型对于目标区域内 (共包含 12 个共享滑板车停放点) 校园文化实体 (共享滑板车资源) 需求量预测结果与实际需求的一致程度最高, 表明设计模型能够实现对需求的准确预测。这是因为设计模型从运动穿戴设备采集数据构成的角度出发, 将其分解为不同维度的信息, 避免了复合形式数据对于预测结果的干扰, 保障了预测结果的准确性。值得注意的是, 模型部分区域的预测精度突出, 而在部分区域的预测值略低于实际观测值, 这可能源于这些区域的样本数据相对稀疏, 导致模型对局部特征的学习不够充分。这些发现表明, 本文模型在空间维度上具有良好的泛化能力, 同时为进一步优化提供了明

确方向: 通过增加边缘区域的样本采集密度, 或引入地理位置加权机制, 有望进一步提升模型在校园全域的预测一致性。

为了更系统地评估模型性能, 引入回归和分类评估指标, 均方根误差 (RMSE) 用于衡量预测值与实际值之间的差异程度。RMSE 值越小, 表示模型预测的准确性越高。平均绝对误差 (MAE) 用于衡量预测值与实际值之间的平均差异。MAE 值越小, 表示模型预测的准确性越高。决定系数 (R2) 用于衡量模型对数据的拟合程度。R2 值越接近 1, 表示模型对数据的拟合越好。F1-score 用于评估预测结果的准确性。不同模型性能评估指标结果如表 3 所示。

表 3 不同模型性能评估指标对比

指标	本文方法	文献[2]	文献[5]
RMSE	0.25	0.45	0.35
MAE	0.18	0.32	0.28
R2	0.92	0.78	0.85
F1-score	0.88	0.75	0.80

从表 3 结果可以看出, 本文设计的模型在 RMSE、MAE、R2 和 F1-score 等指标上均优于 [2] 的基于同伴教育的校园体育文化环境建设与实践研究, 以及文献 [5] 的基于多传感器的元宇宙校园文化平台的开发研究, 表明本文模型在预测校园文化需求方面具有更高的准确性和可靠性。这主要得益于本文采用 Wasserstein 距离对运动穿戴设备数据进行分解, 精准度量了不同维度参数与校园文化需求间的关系, 并通过多维映射技术在 Wasserstein 距离平面上输出预测结果, 有效避免了单一维度数据的干扰, 保障了预测准确性。与基于同伴教育的研究相比, 本文方法完全数据驱动, 提高了预测的客观性; 与基于多传感器的元宇宙校园文化平台研究相比, 本文方法更专注于运动穿戴设备数据, 能更深入挖掘学生运动行为与校园文化需求的关联, 实现高效利用数据和快速准确预测。然而, 本文方法也依赖数据质量, 且应用场景可能相对局限。

2.4 利用率结果与分析

其次, 按照不同研究成果和模型输出的需求预测结果对目标区域内 (共包含 12 个共享滑板车停放点) 的共享滑板车资源进行配置, 统计得到的利用率情况如图 6 所示。

结合图 6 所示的测试结果可以看出, 本文设计模型预测结果对应配置方案下, 共享滑板车资源的利用率基本稳定在 50%~70% 区间范围内, 表明具有较高的合理性, 也验证了设计模型预测结果的准确性。这是因为设计模型以实际数据为驱动对需求进行多维映射分析, 进而避免了由于单一维度数据干扰引起的预测结果异

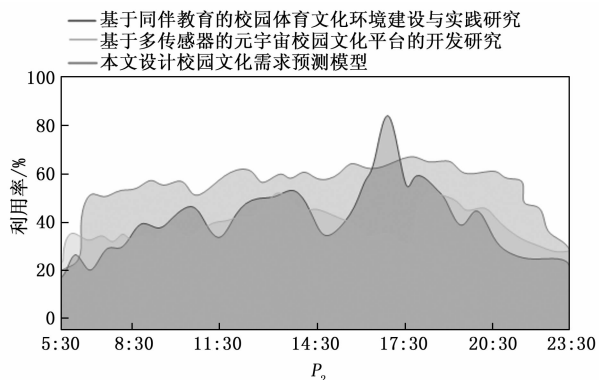


图 6 共享滑板车资源利用率对比图

常, 保障了校园文化资源配置的合理性。

本文设计模型预测后共享滑板车资源利用率稳定在 50%~70%, 验证了模型预测的准确性和资源配置的合理性。这得益于模型利用 Wasserstein 距离对运动穿戴设备数据进行精细分解, 精准捕捉不同维度参数与校园文化需求间的关系, 避免了单一维度数据的干扰。与基于同伴教育的研究相比, 本文方法数据驱动更强, 减少了人为因素干扰; 与基于多传感器的元宇宙校园文化平台研究相比, 本文更专注于运动穿戴设备数据, 通过 Wasserstein 距离和多维映射技术实现了更精准的预测和资源配置优化。尽管本文方法依赖数据质量且应用场景可能受限, 但在提高资源配置合理性和预测准确性上展现了显著优势。

2.5 多场景时序性能分析

为深入评估模型在真实校园环境中的适用性, 本研究进一步分析了模型在不同时间段和典型校园活动场景下的预测性能, 各项性能指标的量化对比如表 4 所示。

表 4 模型在不同时段与场景下的预测性能指标对比

类别	具体时段/场景	RMSE	MAE	R2
不同时间段	工作日 (7:00-9:00)	0.18	0.13	0.95
	工作日 (12:00-14:00)	0.28	0.21	0.90
	周末全天	0.31	0.24	0.88
	特殊事件期	0.35	0.28	0.83
不同活动场景	日常教学	0.22	0.17	0.93
	体育赛事	0.29	0.23	0.87
	大型考试期间	0.41	0.34	0.76

基于表 4 的量化分析结果, 可以清晰地观察到本文模型在不同校园情境下的性能表现规律及其边界: 在行为模式高度规律的工作日早高峰时段, 模型展现出最优性能, RMSE 为 0.18, R2 为 0.95, 但随着时间规律性减弱, 如午间、周末, 预测误差呈合理递增趋势; 而在特定场景中, 体育赛事下的误差上升, RMSE 为 0.29, 揭示了模型对局部极端需求预测的不足, 大型考试期间

的性能显著恶化, $RMSE$ 为 0.41, 证实了当学生行为模式发生根本性转变时, 单一运动数据表征的固有局限。这些发现为后续研究指明了优化路径: 需建立校园事件实时感知机制, 并融合多源数据以构建更立体的学生行为画像, 从而突破现有模型的性能边界。

2.6 消融实验验证

为了验证数据分解、多维映射和 Wasserstein 距离度量这 3 个关键模块对校园文化需求预测模型性能的具体贡献, 设计消融实验。实验使用与主实验相同的校园共享滑板车骑行数据集, 评估指标包括预测准确率和资源利用率。设计了以下 4 种模型进行对比。

完整模型: 包含数据分解、多维映射和 Wasserstein 距离度量的完整模型; 无数据分解模型: 直接使用原始数据进行预测, 不进行数据分解; 无多维映射模型: 仅使用数据分解和 Wasserstein 距离度量, 但不进行多维映射; 无 Wasserstein 距离度量模型: 仅使用数据分解和多维映射, 但不使用 Wasserstein 距离度量, 改用欧氏距离。

表 5 展示了不同模型的预测准确率和资源利用率对比结果。

表 5 不同模型的预测结果对比

模型名称	预测准确率/%	资源利用率/%
完整模型	92.3	62.5
无数据分解模型	78.5	45.0
无多维映射模型	85.7	55.0
无 Wasserstein 距离度量模型	88.9	58.0

从表 5 可以看出, 完整模型的预测准确率最高, 资源利用率也最为稳定。无数据分解模型的预测准确率和资源利用率显著下降, 表明数据分解对提升预测准确性和资源配置的稳定性有重要贡献。无多维映射模型的预测准确率略低于完整模型, 但高于无数据分解模型, 说明多维映射对预测结果有一定提升作用。无 Wasserstein 距离度量模型的预测准确率和资源利用率均低于完整模型, 表明 Wasserstein 距离度量在捕捉数据特征和优化资源配置方面优于其他方法。消融实验结果表明, 数据分解、多维映射和 Wasserstein 距离度量 3 个模块对校园文化需求预测模型的性能均有重要贡献。数据分解能够有效分离不同维度的特征, 减少噪声数据的干扰, 显著提升预测准确率和资源配置的稳定性; 多维映射能够从多个角度对分解后的数据进行分析, 避免单一维度数据的干扰, 进一步提升预测准确率; Wasserstein 距离度量在捕捉数据特征和优化资源配置方面表现优异, 显著提升了预测准确率和资源利用率。这些模块的协同作用使得完整模型能够精准预测校园文化需

求, 合理配置资源。

3 结束语

本文创新性地开展了运动穿戴设备数据驱动的校园文化需求预测模型设计研究, 通过对原始运动穿戴设备数据进行多维分解, 并结合 Wasserstein 距离度量不同维度参数与校园文化需求之间的内在联系, 实现了对复杂数据特征的精准捕捉。在此基础上, 通过多维映射技术将分解后的数据信息映射到校园文化需求空间, 输出高度准确的需求预测结果。未来可结合更多数据源提升预测全面性; 需在不同校园环境 and 活动类型中测试其泛化能力; 同时可探索多目标优化, 兼顾成本效益等目标。

参考文献:

- [1] GAO Q, WEI Y. Understanding the cultivation mechanism for mental health education of college students in campus culture construction from the perspective of deep learning [J]. *Current Psychology*, 2024, 43 (2): 1715-1732.
- [2] LI K. Construction and practice research of campus sports culture environment based on peer education [J]. *Open Access Library Journal*, 2024, 11 (11): 14.
- [3] HALLETT R E, KEZAR A, PEREZ R J, et al. Creating a student-centered campus-wide culture that supports historically and currently marginalized students [J]. *Change*, 2024, 56 (5): 10.
- [4] SUN LEI L P G C. Analysis of the integration path of campus culture construction in universities, middle schools and primary schools under the "great ideological and political outlook" [J]. *Journal of Northeastern University (Social Science)*, 2023, 25 (1): 124-130.
- [5] HAN X, HU Y, JIANG Z Y. Design and research of campus culture application based on sensor data and metaverse technology [J]. *Sensors and Materials: An International Journal on Sensor Technology*, 2023, 35 (4 Pt. 1): 1171-1188.
- [6] SETIAJI K, FARLIANA N. Impact of implementation of sustainable campus culture on employee commitment and performance [J]. *AIP Conference Proceedings*, 2023, 2765 (1): 9.
- [7] MENGQI T. Campus landscape and campus culture of henan university of science and technology [J]. *Journal of Landscape Research*, 2023, 15 (1): 85-88.
- [8] XIUZHI F, YONGTAO X. Excellent traditional culture entering college campus: mechanism innovation and practical strategies [J]. *SHS Web of Conferences*, 2023, 168: 4.

