

行人导航状态识别与传感器优化选择

杨秀莲¹, 李娟¹, 王梦杰¹, 吕杨¹, 孙秀慧¹, 戴洪德²

(1. 鲁东大学 数学与统计科学学院统计系, 山东 烟台 264025;

2. 海军航空大学 航空基础学院, 山东 烟台 264001)

摘要: 为避免过多传感器的配置在行人导航状态分类时引入冗余信息, 提出了一种传感器配置优化方法。根据采集的惯性传感器三轴加速度和角速度信息, 基于 K 均值聚类算法 (K-means)、自组织映射算法 (SOM) 和混合高斯聚类算法 (EM-GMM) 对行人运动状态进行识别; 选取轮廓系数、戴维森堡丁指数、卡林斯基-哈拉巴斯指数 3 个内部评价指标及执行时间对聚类效果进行综合对比, 得出在行人状态识别中 K-means 聚类方法较优; 基于 K-means 聚类最优模型, 对二维、三维、六维不同传感器配置下的轮廓系数进行综合对比, 得出二维和三维行人惯性导航系统即可有效实现行人运动状态识别, 有效解决了六维特征空间中因多变量复杂相关导致的难以准确建模的难题, 为多传感器的行人导航状态识别提供了新途径。

关键词: 行人导航; 步态识别; 运动状态识别; 惯性传感器优化; 聚类分析

Pedestrian Navigation Status Recognition and Sensor Optimization Selection

YANG Xiulian¹, LI Juan¹, WANG Mengjie¹, LÜ Yang¹, SUN Xiuhui¹, DAI Hongde²

(1. Department of Statistics, College of Mathematics and Statistical Sciences,

Ludong University, Yantai 264025, China;

2. School of Basic Sciences for Aviation, Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to avoid the redundant information introduced by multi-sensor configuration in pedestrian navigation state classification, an optimization method of sensor configuration is proposed. According to the collected triaxial acceleration and angular velocity information of inertial sensors, the pedestrian motion state is recognized based on K-means clustering algorithm (k-means), self-organizing mapping algorithm (SOM) and mixed Gaussian clustering algorithm (EM-GMM). Three internal evaluation indexes of contour coefficient, Davidson Baudin index and Kalinski-Halabas index, and their execution time are selected for comprehensive comparison of the clustering effect, and it is obtained that K-means clustering method is superior in pedestrian state recognition. Based on the K-means clustering optimal model, the contour coefficients of two-dimensional, three-dimensional and six-dimensional sensors are comprehensively compared, and it is concluded that the two-dimensional and three-dimensional pedestrian inertial navigation systems can effectively realize pedestrian motion state recognition, the problem for accurate model is effectively solved by the multivariable correlation in six-dimensional feature space, and a new way for multi-sensor pedestrian navigation recognition is provided.

Keywords: pedestrian navigation; gait recognition; movement status recognition; inertial sensor optimization; cluster analysis

0 引言

惯性传感器是实现高精度行人导航的重要技术^[1]。随着科学技术的发展, 我国行人导航的研究取得了飞速的发展, 基于微机电系统 (MEMS, micro-electro-mechanical system) 惯性传感器的行人定位由于其极强的环境适应性和抗干扰性而得到了广泛的研究^[2-3]。惯性导航系统可由 MEMS 陀螺仪、加速度计和磁强计等多种惯性传感器组合构建。惯性导航系统具备了体积小、质量轻、成本低、部

署方便、可靠性高和易于集成的特点, 使得惯性系统可以独立实现人体的定位导航, 可用于复杂的室内外环境使用, 能为人们提供更多工作生活的便利。因此, 针对 MEMS 惯性传感器的导航技术研究对我国行人导航的发展具有重要的意义。

应用在行人导航的 MEMS 惯性传感器可分为单轴惯性传感器、双轴惯性传感器和三轴惯性传感器 3 种组装系统。目前, 研究行人运动状态研究领域中所采取的惯性导航系统不尽相同, Rebeiz 和 Judy 在研究人体运动状态采取了用

收稿日期: 2021-09-22; 修回日期: 2021-11-02。

基金项目: 山东省自然科学基金面上项目 (ZR2017MF036); 山东省高等学校青年创新团队 (2020KJN003); 山东省大学生创新创业训练项目 (S202110451225)。

作者简介: 杨秀莲 (2000-), 女, 贵州黔东南州人, 大学本科, 主要从事统计预测与健康管理方向的研究。

李娟 (1981-), 女, 山西长治人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事统计建模, 预测与健康管理方向的研究。

引用格式: 杨秀莲, 李娟, 王梦杰, 等. 行人导航状态识别与传感器优化选择[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(4): 273-279.

三维加速度传感器作为采集人体运动信息的有效设备器件^[4-5]。Padgaonkar 在研究人体运动状态时分别采用了包括一维加速度计、二维加速度计和三维加速度计组合的传感器系统^[6]。Giansanti 针对六维或九维加速度计的行人导航组合测试系统进行了深入探究^[7]。Prasa 在研究人体运动状态尝试采取十二维加速度计进行分析^[8]。Rehbinder 和 Hu 在研究人体运动状态时采取了基于 MEMS 加速度计和 MEMS 陀螺仪组装的二维传感器，但最终实验结果存在角度漂移问题^[9]。随着惯性人体运动研究得到广泛的关注，结合科技技术的日益发展，Morris 等研究者提出了在三维空间中研究人体运动状态^[10]。Bachmann 在研究人体运动状态采取了九维惯性导航系统^[11]。

通过查阅国内外相关文献可发现，有大量研究者均基于高维组合传感器研究行人惯性导航系统，但传感器数量的组合安装大多依赖研究者的主观经验，当采用传感器的数目大于实际最优检测效果数目时，优化传感的方法选择的传感器会表现出明显的优异性，以此可避免过多传感器配置将引入的冗余信息。本文将集成了三轴陀螺仪、三轴加速度计的 MEMS 惯性传感器作为导航元件，基于 Foxlin^[12] 系统阐述的脚绑惯性传感器的行人步态区间测试思想，研究 X、Y、Z 各轴向加速度及角速度组合的行人步态状态识别，最终根据行人运动状态的识别效果实现惯性传感器配置优化，给出最优组合的惯性传感器配置。

1 惯性行人导航实验系统设计

1.1 实验系统结构

惯性行人导航系统由电源、惯性传感器、导航计算机和显控设备构成^[13]。电源用于向整个系统供电，惯性传感器用于获取并输入行人运动的运动数据，导航计算机是对传感器输入的数据进行解算并将导航结果输出到显控设备，显控设备用于输出导航结果以及输入指令控制导航计算机。系统硬件结构如图 1 所示。



图 1 惯性行人导航系统硬件结构

基于系统的硬件结构图，利用计算机代替导航计算机和显控设备，并利用计算机的电源为惯性传感器供电，实现了一个将 MEMS 传感器安装于脚跟部位的惯性行人导航系统^[14]，实验系统实物如图 2 所示。

1.2 MEMS 惯性传感器

本文利用荷兰 Xsens 公司生产的 Mti-G-710 系列 MEMS



图 2 惯性行人导航系统实物模型

惯性传感器作为导航元件。在行人导航状态检测实验时，惯性传感器可分为 3 个轴方向，其中行人前进方向为 X 轴，左侧方向为 Y 轴，朝上方向为 Z 轴。其实物图和内部结构如图 3 所示。

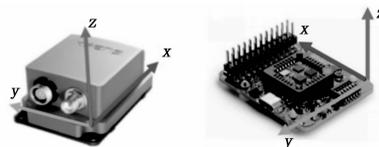


图 3 Mti-G-710 系列 MEMS 惯性传感器

Mti-G-710 系列 MEMS 惯性传感器尺寸小、重量轻，可以通过 RS232 接口将三轴角速度、加速度以及磁场强度信息实时输出，其物理指标如表 1 所示。

表 1 MEMS 惯性传感器物理指标

尺寸(宽×长×高)	57 mm×42 mm×23.5 mm
重量	55 g
I/O 接口	RS232
工作温度	-40~85 °C
输入电压	4.5~34 V
功耗	750 mW
最大采样率	60 kS/s

Mti-G-710 系列 MEMS 惯性传感器中陀螺仪、加速度计和磁强计的性能指标如表 2 所示。

表 2 MEMS 惯性传感器性能指标

传感器	陀螺仪	加速度计	磁强计
维数	三轴	三轴	三轴
测量范围	±450/s	±20 g	±8 G
非线性	0.01%FS	0.1%FS	0.2%FS
零偏稳定性	10°/h	15 μg	0.5 mG

2 行人导航脚部运动状态实验分析

2.1 行人行走状态脚部运动分析

根据人体运动学可将行人行走过程中足部的变化用步态来进行描述^[15]，根据行人步行过程存在周期性的步态更迭特点，因此可将每个运动周期分为两个区间，一个是全脚掌着地时的零速区间，另外一个包括抬脚跟、空中摆动和脚跟着地 3 个部分的非零速区间。因为足部运动具有静止—运动—静止交替变化特点，所以安装在脚跟部位的惯性传感器 MIMU 输出的行人脚部运动数据会呈现出与行走频率一致的周期性变化规律，可大体将行人的一个步行周期分为抬脚跟、空中摆动、脚跟着地和全脚掌着地 4 个过程。课题组前期研究中，分析得到行人行走时步态更迭状态如图 4 所示^[16]。

2.2 基于惯性传感器输出的行人步态分析

根据惯性行人导航实验系统获取行人行走过程中惯性传感器输出的脚步惯性步态数据，可寻找行人步态与惯性传感器输出值的对应关系。分别探究行人纵向、前向、垂向的加

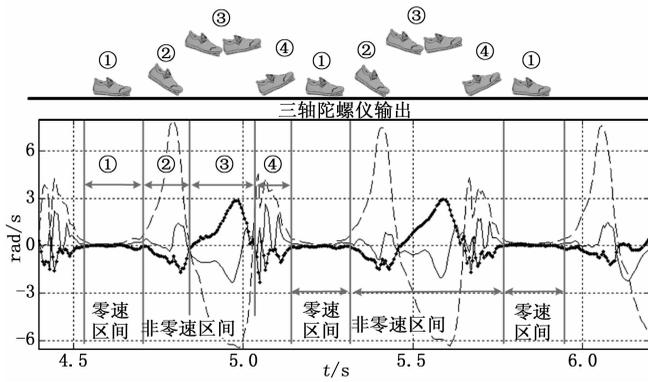


图 4 行人行走步态分析

速度和角速度速度变化, 可检测出行人步态的零速区间。实验设计行人在水平路面上沿直线行走过程中, 惯性传感器中加速度计和陀螺仪计输出的 9 个步态周期的运动规律如图 5 和图 6 所示。

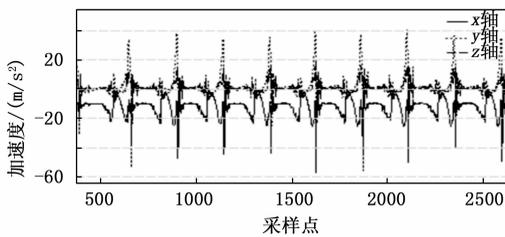


图 5 行人行走过程中加速度计输出值

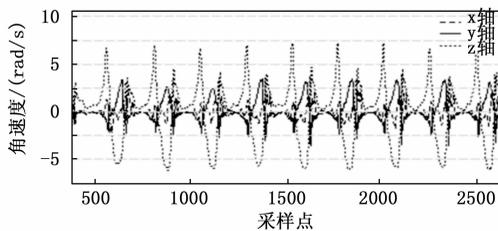


图 6 行人行走过程中陀螺仪计输出值

从图 5 和图 6 可明显看出, 行人行走过程中三轴加速度计和三轴陀螺仪计输出值均呈现出明显的周期性变化规律, 每个周期内加速度与角速度的幅值变化规律可大体包括: 幅值波动相对稳定区间和幅值波动较大区间。该变化规律与图 4 分析的行人行走的步态周期有着明显的关联性。图 5 和图 6 中加速度和角速度幅值变化稳定段即为行人步态的零速区间, 该区间由于行人脚部步态处于全脚掌着地的静止状态, 所以惯性传感器输出的加速度和角速度趋向平稳; 加速度和角速度幅值变化较大阶段即为行人步态的非零速区间, 该区间由于行人脚部步态处于抬脚跟、空中摆动的运动状态, 所以惯性传感器输出的加速度和角速度呈现不稳定的幅值波动。

2.3 多种聚类模型的行人运动状态识别分析

聚类分析指将无标签的数据集划分为不同簇的过程, 是一种无监督的分类方法^[17]。聚类算法在统计学、数据挖

掘、模式类别等研究领域广泛使用, 是一种非常重要的数据分类研究工具^[18]。聚类的标准是使簇内样本相似度尽可能大、簇间样本相似度尽可能小。因此, 对高维惯性行人导航的空间数据对象划分可通过聚类目标函数的优化问题来解决。

许多研究人员运用各种聚类对导航系统的优化做出了贡献, 陈森证明了在一个复杂的室内环境, 自组织映射算法可以将高维变量映射到一个一维或二维的平面上, 从而提高系统的实时定位性^[19]。传统的室内定位方法采用标准高斯模型对参考点上接收的信号强度进行建模^[20]。胡叶证明了 K 均值聚类可以有效识别运动状态^[21]。

本文拟采取 K 均值聚类 (K-means)、自组织映射 (SOM)、混合高斯聚类算法 (EM-GMM) 3 种较为经典聚类算法识别行人的运动状态。综合对比各聚类算法分类效果, 最终实现最优行人运动状态检测。

1) K-Means 算法:

K-Means 算法是最经典的聚类算法之一, 处理高维数据集有较高的效率且具有可伸缩性^[22], 是一种非常重要的数据划分研究算法。对于给定的原始三轴加速度和角速度数据集, 每个样本包含 P 个变量, 记 X_k 表示数据集中第 k 个变量第 i 次观测值, $i = 1, 2, \dots, n, k = 1, 2, \dots, p$ 。基于 K-Means 算法进行行人步态零速识别的具体算法步骤为:

(1) 预先在数据集中随机选取 k 个初始聚类中心, 计算其余数据对象与聚类中心的欧氏距离。基于 X、Y、Z 轴加速度和角速度六维变量, 则样本点的欧式距离公式如下:

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (1)$$

其中: D 表示样本间的距离, x_i 和 x_j 为样本点, 表示三维空间 X、Y、Z 轴的加速度或者角速度数据点; k 为样本特征的维数; x_{ik} 与 x_{jk} 表示样本中不同变量。

(2) 找出离目标数据对象最近的聚类中心, 并将数据对象划分到聚类中心所对应的簇中。一般情况下, 聚类类别数是未知的, 此处假定数据集包含 k 个类别 C_1, C_2, \dots, C_k , 迭代次数为 m , 则 K-means 聚类算法的聚类准则函数选择误差平方和准则函数的计算公式如下:

$$J_m = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} \|P - M_i\|^2 \quad (2)$$

其中: p 表示类 C_i 中所有样本个体, M_i 表示类 C_i 中所有样本的算数平均值。 J_m 表示数据样本被聚类成 k 个簇时的误差平方和, 即聚类结果误差的大小。当误差平方和不再变化或目标函数收敛时, 样本与聚类类别中心之间的距离的平方之和可达到最小。

(3) 计算各簇中数据的平均值设定为新的聚类中心, 然进行下一次迭代, 直到聚类中心不再变化或达到最大的迭代次数停止。

2) SOM 算法:

自组织特征映射 (SOM, self-organizing feature map)^[23] 是由芬兰学者 Kohonen 于 1981 年提出的一种特殊的神经网络

络模型。SOM 对行人步态的零速检测分类训练步骤如下：

(1) 首先给 SOM 网络个训练参数赋予小的随机数初始值。

(2) 从三轴加速度和三轴角速度数据集中选取输入样本 $X_i = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 。

(3) 计算权向量与输入样本间的欧式距离，其欧式距离公式如下：

$$D_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (3)$$

(4) 选择最小距离的样本点作为最合适的神元 $i(x) = \min D_{ij}$ 。

(5) 调整输出层领域 $N_g(t)$ 内的各个神元与输入层神元之间的链接权，其公式如下：

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(t) \times (x_j - w_{ij}(t)) \quad (4)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(T) + \frac{\eta(t)}{2} \times (x_j - w_{ij}(t)) \quad (5)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t), j \notin N_g(t) \quad (6)$$

式中， T 为总学习次数； $w_{ij}(t+1)$ 表示 $t+1$ 时刻输入神元 i 与输出神元 j 之间的连接权； $N_g(t)$ 表示 t 时刻以获取神元 g 为中心的领域范围。

(6) 更新学习率和领域。更新函数如下所示：

$$\eta(t) = \eta(0) \times (1 - \frac{t}{T}) \quad (7)$$

$$N_g(t) = N_g(0) \times (1 - \frac{t}{T}) \quad (8)$$

(7) 依次输出加速度和角速度训练样本。当数据集再次选取一个未训练的样本时，将其传送给输入层，然转到步骤 (3)，直到全部样本训练结束。

(8) 增加学习步。此时令 $t = t + 1$ ，再转到步骤 (2)，直至步长 $t = T$ 时停止。

3) EM-GMM 算法：

将原始整个三轴加速度和角速度样本数据记为 $Y = \{X, Z\}$ 。其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为加速度或角速度观测数据， $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ 为隐含变量。则原始数据对数似然函数中的极大参数值为：

$$\theta = \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_{i=1}^m \log p(x_i | \theta) = \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_{i=1}^m \log \sum_{z_i} p(x_i, z_i | \theta) \quad (9)$$

求其似然函数的概率：

$$P(x | z) = \prod_{m=1}^m N(x | \mu, \sigma^2) \quad (10)$$

选取高斯混合模型参数的初始值，求解最大后验概率估计：

$$\bar{\gamma}_{jm} = \frac{\alpha_m \varphi(x_j | \mu_m, \sigma_m^2)}{\sum_{m=1}^m \alpha_m \varphi(x_j | \mu_m, \sigma_m^2)} \quad (11)$$

根据选取的模型参数初始值，解出高斯混合模型对数似然函数的期望值：

$$E_Q[\log p(\theta | Y, Q) | \theta^{(i)}, Y] =$$

$$\int \log [p(\theta | Y, Q)] p(Q | \theta^{(i)}, Y) d_Q \quad (12)$$

式中， Q 表示不可观测的隐含数据， $\theta^{(i)}$ 表示第 $i+1$ 次迭代后验标准差。

通过迭代，最终得到样本的参数估计值为：

$$\hat{\mu}_m = \frac{\sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{jm} x_j}{\sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{jm}} \quad (13)$$

$$\hat{\sigma}_m = \frac{\sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{jm} (x_j - \mu_m)^2}{\sum_{j=1}^n \hat{\gamma}_{jm}} \quad (14)$$

$$\hat{\alpha}_m = \frac{\sum_{j=1}^n \bar{\gamma}_{jm}}{n} \quad (15)$$

行人步行状态按速度快慢可划分为慢速、常速、快速、慢跑、跑步 5 种运动状态。基于惯性传感器输出的行人步态数据作为初始样本，将原始数据集进行归一化数据预处理，分别基于 K-means、SOM、EM-GMM 聚类算法进行行人 5 种运动状态识别分析。

从无监督学习聚类原理综合评估指标出发，依赖于聚类评价中的内部度量指标，针对本文建立的 3 个无监督聚类模型，最终选取轮廓系数 (SI)^[24]、戴维森堡丁指数 (DBI)^[25]、卡林斯基-哈拉巴斯指数 (CHI)^[26] 3 个指标及算法运行时间进行综合对比，确定最优化模型的聚类算法。具体详细数据如表 3 所示。

表 3 3 种聚类算法评估对比表

算法	Times/s	SI	DBI	CHI
K-means	0.017 3	0.474 2	1.124 5	8 964.862
SOM	16.082 9	0.409 1	1.485 2	7 389.22
EM-GMM	7.062 40	0.131 0	2.287 6	4 457.942

从表 3 可知，根据对比分析的各聚类模型中 K-means 执行时间最快；将其他 3 个评估指标进行定量分析可得出，针对平均轮廓系数对比，其中 K-means 聚类 SI 值最大，即 K-means 聚类模型的运动状态识别效果最佳。针对戴维森堡丁指数对比，也可看出 K-means 聚类模型的 DBI 值最小，其意味着类内距离越小，同时类间距离越大，表明聚类效果越佳。针对卡林斯基-哈拉巴斯指数对比，K-means 聚类模型远大于其他聚类模型的 CHI 值，表明聚类效果优于其他模型。基于以上 4 个指标分析，综合聚类精准度和高效性，可得出 K-means 聚类模型为最优行人导航状态识别模型。

为了进一步直观展示 K-means 的聚类效果，利用主成分分析法将原始六维数据降维到二维可视空间中，第一主成分记为 Dim1，第二主成分记为 Dim2。行人在行走过程中 5 种不同运动状态聚类效果如图 7 所示。

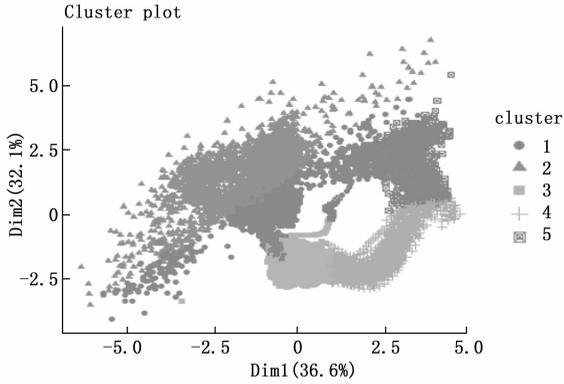


图 7 K-means 聚类行人运动状态识别效果图

由图 7 可知, 第一、第二主成分的最大特征值占 6 个特征值之和的比例分别为 36.6% 和 32.1%, 即二者包含了原数据约 70% 的信息, 当 $k=5$ 时簇与簇之间分隔较为明显。

3 基于 K-means 模型的传感器优化分析

3.1 二维、三维传感器运动状态识别

本章将分析基于 K-means 聚类优化方法进行精简传感器, 进一步讨论对传感器精简优化后模型的有效性, 实现传感器的优化配置的设置参数, 为有效获得行人导航状态识别研究提供参考。基于 K-means 聚类算法对二维、三维的行人导航惯性传感器配置输出的数据集进行自动分类, 探讨分类识别行人步行过程中的 5 种运动状态, 即慢速、常速、快速、慢跑、跑步。二维传感器组合聚类图见图 8, 三维传感器组合聚类如图 9 所示。

图 8 (a) ~ (c) 的聚类均存在大量离散点; 图 8 (d) ~ (f) 的聚类各簇均较集中, 离散点较少, 可初步鉴定二轴角速度聚类效果较二轴向加速度的聚类效果好。

在三维惯性传感系统不同轴向的聚类效果中, 图 9 (b) 的聚类各簇较集中, 图 9 (a) 的聚类存在大量离散点, 说明 X、Y、Z 三轴角速度组合的五簇聚类聚集效果较三维 X、Y、Z 三轴加速度组合的五簇聚类效果理想。

3.2 对比研究

为对比二维、三维与原始六维的行人运动状态识别效果, 计算聚类综合评估指标 SI 如表 4 所示。

将表 4 的结果表现为折线图, 如图 10 所示。

从聚类综合评估 SI 指标图 10 比较可以看出, 二维 X、Z 轴向角速度和 Y、Z 轴向角速度的空间组合在识别行人不同运动状态聚类效果最好, 其 SI 值分别达到 0.58 和 0.59; 其次识别行人不同运动状态效果较为理想的为二维 Z 轴向的加速度和角速度和三维 X、Y、Z 轴向角速度组合, 各簇被完全的分离为 5 种类别, 簇聚类集中, 且其 SI 值也分别达到 0.56、0.51。反观六维空间中三轴加速度和角速度组合的 SI 值未达到 0.5, 其行人运动状态识别聚类效果较不理想。综合以上实验分析表明, 在不同维传感器识别行人不同运动状态中, 二维、三维、六维 SI 指标差别不大, 综合考虑六维可能出现的维数灾难问题, 得出二维和三维行

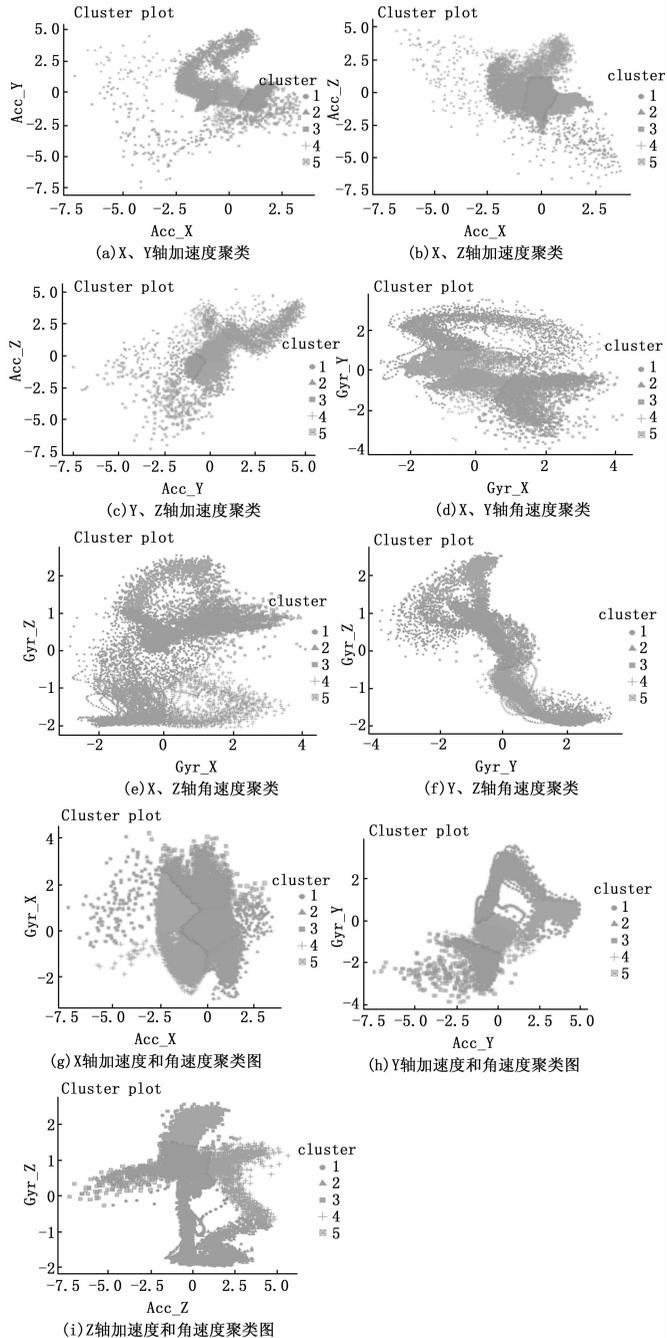


图 8 二维行人惯性导航系统不同组合 K-means 聚类图

人惯性导航系统即可有效实现行人运动状态识别。

4 实验结论与分析

实验结果显示, 在 K-means 聚类、EM-GMM 聚类和 SOM 聚类算法中, K-means 的执行时间最快, SI 值最大, DBI 值最小, CHI 值也远大于其他两种聚类, 因此基于 K-means 聚类算法对行人运动状态识别过程进行传感器优化。

基于 K-means 聚类模型探究了不同组合传感器配置测试效果。实验结果显示, 二维 Y、Z 轴向角速度和三维 X、Y、Z 轴向角速度的空间组合在识别行人不同运动状态聚类

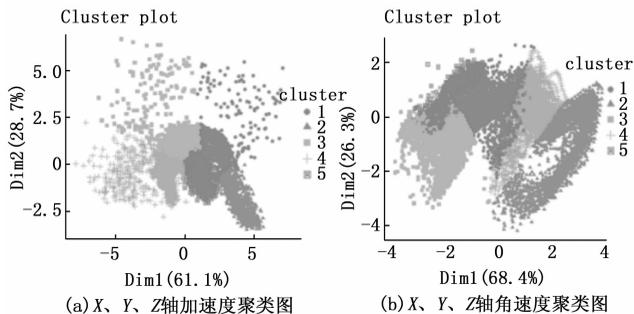


图 9 三维行人惯性导航系统不同组合 K-means 聚类图

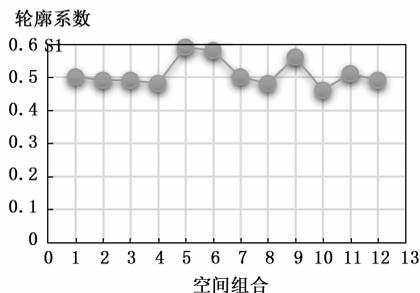


图 10 二维、三维、六维综合评估 SI 指标比较

表 4 聚类综合评估 SI 指标

空间组合	传感器	变量	SI
1	三维惯性传感器	α_x, α_y	0.5
2		α_x, α_z	0.49
3		α_y, α_z	0.49
4		ω_x, ω_y	0.48
5		ω_x, ω_z	0.59
6		ω_y, ω_z	0.58
7		α_x, ω_x	0.5
8		α_y, ω_y	0.48
9		α_z, ω_z	0.5
10	二维惯性传感器	$\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$	0.46
11		$\omega_x, \omega_y, \omega_z$	0.51
12	六维惯性传感器	$\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z$	0.49

效果时，其 SI 值分别达到 0.59 和 0.51；而六维空间中三轴加速度和角速度组合的 SI 值未达到 0.5。可见，优化后的二维和三维行人惯性导航系统即有效实现行人运动状态识别。

5 结束语

为实现较少传感器即可完成行人导航状态识别的目标，设计惯性行人导航实验系统，针对二维、三维、六维行人导航惯性传感器数据进行传感器优化研究，提出了传感器优化选择方案。

结论表明，基于二维、三维惯性行人导航传感器信息即可实现行人状态识别，充分体现了传感器优化选择方案

的经济性、便捷性、高效性。

参考文献:

- [1] 颜里. 基于惯性导航的行人自主定位技术研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- [2] TITTERTON D, WESTON J L. Strapdown inertial navigation technology [J]. Reston: The American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2004: 2-5.
- [3] 王思远, 韩松来, 任星宇, 等. MEMS 惯性导航技术及其应用与展望 [J]. 控制与信息技术, 2018 (6): 21-26, 49.
- [4] REBEIZ G M. RF MEMS: theory, design, and technology [J]. Microwaves & Rf, 2004 (6): 87-120.
- [5] JUDY J W. Microelectromechanical systems (MEMS): fabrication, design and applications [J]. Smart Materials & Structures, 2001, 10 (6): 1115-1134.
- [6] PADGAONKAR A J, KRIEGER K W, KING A I. Measurement of angular acceleration of a rigid body using linear accelerometers [J]. Appl. Mech, 1975, 42: 552-556.
- [7] GIANANTI D, MACELLARI V, MACCIONI G, et al. Is it feasible to reconstruct body segment 3-D position and orientation using accelerometric data IEEETrans [J]. Biomed. Eng. 2003, 50: 476-483.
- [8] PARSA K, LASKY T A, RAVANI B. Design and mechatronic implementation of an accelerometer-based, kinematically redundant inertial measurement unit [C] // Proceedings of IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, Monterey, CA, USA, 2005: 24-28.
- [9] REHBINDER H, HU X M. Drift-free attitude estimation for accelerated rigid bodies [C] // Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom., Seoul, Korea, 2001: 4244-4249.
- [10] MORRIS J R W. Accelerometry - A technique for the measurement of human body movements [J]. Biomech., 1973, 6: 729-736.
- [11] BACHMANN E R, YUN X P, PETERSON C W. An investigation of the effects of magnetic variations on inertial/magnetic orientation sensors ORS [C] // International Conference on Robotics & Automation, 2004: 1115-1122.
- [12] FOXLIN E. Inertial head-tracker sensor fusion by a complementary separate-bias Kalman filter [C] // Proceedings of the 1996 IEEE Virtual Reality Annual International Symposium, Santa Clara, California, USA; IEEE, 1996: 185-194.
- [13] 万骏炜, 曾庆化, 陈磊江, 等. 行人惯性导航系统平台设计与实现 [J]. 计算机应用与软件, 2015, 32 (2): 45-47, 170.
- [14] 李松林. 基于 MEMS 惯性传感器的行人导航算法研究 [D]. 烟台: 海军航空大学, 2020.
- [15] STIRLING R, COLLIN J, FYFE K, et al. An innovative shoe-mounted pedestrian navigation system [C] // Proceedings of the European Navigation Conference (GNSS), Graz, Austria, 2003: 22-25.
- [16] 戴洪德, 李松林, 周绍磊, 等. 基于伪标准差和 N-P 准则的

行人导航零速检测 [J]. 中国惯性技术学报, 2018, 26 (6): 701 - 707.

- [17] AGGARWAL C C, REDDY C K. Data clustering: algorithms and applications [M]. London: Taylor and Francis Group, 2014.
- [18] 殷瑞飞. 数据挖掘中的聚类方法及其应用 [D]. 厦门: 厦门大学, 2008.
- [19] 陈 森. 基于信号强度的 WLAN 室内定位跟踪系统研究 [D]. 武汉: 武汉大学, 2012.
- [20] YOUSSEF M A. HORUS: A WLAN - based indoor location determination system [D]. University of Maryland, 2004.
- [21] 胡 叶, 张爱军. 基于 K - means 的室内行人导航步态识别方法 [J]. 中国科技核心期刊, 2021, 40 (3): 32 - 36

- [22] SAROJ, KAVITA. Review: study on simple k mean and modified K mean clustering technique [J]. International Journal of Computer Science Engineering and Technology, 2016, 6 (7): 279 - 281.
- [23] 余 健, 郭 平. 自组织映射 (SOM) 聚类算法的研究 [J]. 现代计算机, 2007 (3): 7 - 8, 33.
- [24] 章永来, 周耀鉴. 聚类算法综述 [J]. 计算机应用, 2019, 39 (7): 1869 - 1882.
- [25] DAVIES D L, BOULDIN D W. A cluster separation measure [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1979, 1 (2): 224 - 272.
- [26] 张 雪. 可能性聚类有效性评价研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2014.

(上接第 266 页)

发展为解决这一问题提供了方法手段, 因此, 国家电网大力推动智能变电站建设, 采用人工智能技术、边缘计算、以及大数据等先进技术改造升级变电站运维数字化与智能化水平, 大量人工智能与边缘计算设备被推广应用。本文根据变电站智能巡视需求, 研制了变电站多路视频流边缘智能识别设备, 分别从总体架构、主控软件、以及人工智能算法模型等方面开展了设计研发, 并基于变电影像大数据样本库开展了算法模型识别精度测试, 面向变电站运维场景开展了试点应用验证, 通过测试和推广应用, 验证了该设备指标与性能能够满足智能变电站巡视业务需求, 可辅助运维人员开展变电站日常巡视工作, 有利支撑了变电站智能运维水平。

参考文献:

- [1] 罗福良, 吴定云, 马占林, 等. 智慧变电站变压器综合在线监测技术综述与应用 [J]. 电工技术, 2021 (13): 144 - 146.
- [2] 陶 乾. 智能变电站运维关键技术的研究 [D]. 济南: 山东大学, 2020.
- [3] 张春晓, 陆志浩, 刘相财. 智慧变电站联合巡检技术及其应用 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49 (9): 158 - 164.
- [4] 刘广振, 张黎明, 吴 东, 等. 基于头戴式双目相机的智能变电站巡检巡视系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (2): 235 - 239.
- [5] 吴 迪, 汤小兵, 李 鹏, 等. 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48 (5): 81 - 85.
- [6] 吴 锡, 王梓屹, 宋 柯, 等. 基于 Faster RCNN 检测器的输电线路无人机自主巡检系统 [J]. 电力信息与通信技术, 2020, 18 (9): 8 - 15.
- [7] 高健宸, 张家洪, 李英娜, 等. 基于 YOLOv4 的绝缘子爆裂故障识别研究 [J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59 (2) 130 - 137.
- [8] 吴 迪, 汤小兵, 李 鹏, 等. 基于深度神经网络的变电站继电保护装置状态监测技术 [J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48

- (5): 81 - 85.
- [9] 周敬嵩, 俞京锋, 唐圣丰, 等. 基于移动式红外测温的变电站设备温度预警系统 [J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35 (1): 163 - 168.
- [10] 吴添权, 戴美胜, 杨 刚, 等. 基于改进 Mask - RCNN 模型的电力设备锈蚀识别 [J]. 电力信息与通信技术, 2021, 19 (4): 25 - 30.
- [11] 曾 婷, 黄东军, 等. 智能视频监控系统异常行为检测算法研究综述 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (7): 1 - 6.
- [12] 韩亚辉. 面向工业 4.0 的多维视频监控系统设计 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (1): 93 - 96.
- [13] 梅 健. 基于云平台的视频监控系统的设计和实现 [D]. 广州: 华南理工大学, 2020.
- [14] 李文峰, 路建通, 雷文礼, 等. 矿用实时视频传输系统设计 [J]. 工矿自动化, 2020, 46 (2): 18 - 22.
- [15] 魏崇毓, 张宏琳. 基于 Live555 的手机实时直播系统设计与实现 [J]. 计算机工程与设计, 2016, 37 (5): 1156 - 1160.
- [16] 王滢暄, 宋焕生, 梁浩翔, 等. 基于改进的 YOLOv4 高速公路车辆目标检测研究 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57 (13): 218 - 226.
- [17] 李鹏飞, 刘 瑶, 李 殉, 等. YOLO9000 模型的车辆多目标视频检测系统研究 [J]. 计算机测量与控制, 2019, 27 (8): 21 - 24.
- [18] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390 - 391.
- [19] MISRA D. Mish: a self regularized non - monotonic activation function [J]. arXiv preprint arXiv: 1908.08681, 2019.
- [20] 解尧婷, 张丕状. 基于改进的 YOLOv4 输电线路小目标检测 [J]. 国外电子测量技术, 2021, 40 (2): 47 - 51.
- [21] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance - IoU loss: faster and better learning for bounding box regression [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34 (7): 12993 - 13000.