

基于多传感器的警犬姿态实时重建与仿真

祝朝政¹, 何明^{1,2*}, 杨晟^{3,4}, 杨铖¹, 宋珍华⁵

(1. 中国人民解放军陆军工程大学 指挥控制工程学院, 江苏南京 211117; 2. 军事科学院系统工程网络信息研究所, 北京 100071; 3. 河海大学计算机与信息学院, 南京 211100; 4. 南京荟英电子科技有限公司, 南京 211100; 5. 公安部南京警犬研究所, 南京 210012)

摘要: 实时警犬姿态重建能为警方带犬执勤提供了一种智能、便捷、超视距的交互方式。针对警犬的生物运动特性, 设计实现了全新的多传感器警犬数据背心; 基于多个体积小、功耗低传感器, 构建了新的警犬运动姿态融合方法, 可以捕获警犬的不同姿态数据, 包括站姿、坐姿、卧姿等; 针对警犬频繁抖动问题, 提出了基于多传感器数据背心的警犬姿态重建方法, 引入一种改进的核函数 ELM (Extreme Learning Machines) 算法, 求解最优重建姿态结果。通过分析和对比实验仿真, 表明本方法能够实时重建出真实可信的警犬姿态。

关键词: 姿态重建; 运动捕获; 警犬; 基于核函数的 ELM 算法

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 12-4738-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201812031

Real-time Reconstruction and Simulation of Police Dog Posture Based on Multi-sensor Data Vest

Zhu Chaozheng¹, He Ming^{1,2*}, Yang Sheng^{3,4}, Yang Cheng¹, Song Zhenhua⁵

(1. College of Command Control Engineer, Army Engineering University, Nanjing 211117, China; 2. Institute of Network Information, Academy of Systems Engineering, Academy of Military Sciences, Beijing 100071, China; 3. College of Information and Computer, HoHai University, Nanjing 211110, China; 4. Nanjing Huiying Electronics Technology Corporation, Nanjing 211100, China; 5. Nanjing Police Dog Research Institute, Ministry of Public Security, Nanjing 210012, China)

Abstract: Real-time police dog posture reconstruction provides an intelligent, convenient and over-the-horizon interactive way for police on duty with dogs. For the biological movement characteristics of police dogs, a new multi-sensor dog data vest was designed and implemented. Based on multiple small size and low power consumption sensors, a new police dog motion fusion method was proposed to capture the different posture data of police dogs, including standing, sitting and prone position, etc. For frequent jitter of police dogs, this paper proposed a method of dog posture reconstruction based on multi-sensor data vest, and introduced an improved kernel function ELM algorithm to solve the optimal reconstruction posture results. The analysis and comparison of experimental simulation show that this method can reconstruct the real and credible police dog posture in real time.

Keywords: posture reconstruction; motion capture; police dog; the ELM algorithm based on kernel function

引言

警犬是经过专门训练的用于侦察破案的一种



收稿日期: 2018-04-10 修回日期: 2018-05-23;
基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0800310);
作者简介: 祝朝政(1995-), 男, 河南信阳, 硕士生, 研究方向为机器视觉, 嵌入式系统; 何明(通讯作者 1978-), 男, 新疆石河子, 博士, 教授, 研究方向为大数据, 人工智能。

工作犬, 能够协助警察进行安保执勤等工作。在一些搜索救援和车站巡逻情况下, 警犬是处于自由搜索状态。然而当警犬遇到不同情形时候, 做出的处置情况也是完全不同的, 例如当它发现可疑人员的时候, 很多时候因为警犬本身攻击性不够强以及可能会误伤到非犯罪人员, 所以它并不会直接选择进行扑咬, 而是坐在地上与可疑人员

周旋, 进而为远处的执勤人员争取更多的到达时间^[1]。因此, 为了让警犬与执勤人员在执勤工作中配合的更加密切, 实时重建警犬运动位姿问题就变得非常重要。

1 相关工作

关于提出的各种姿态捕捉识别技术, 根据它们的运动捕捉机制, 可分为两类: 基于视觉^[2-7]的或基于传感器网络^[8-9]的。一方面基于视觉的技术依赖于图像特征点等信息解算出运动轨迹和姿态信息。另一方面, 基于传感器网络的技术依赖于与用户之间的穿戴式交互。基于图像动作捕捉的方法, 虽然用户一般不需要穿戴设备, 但其识别精确度很容易受到光照、遮挡、相机位置和其他环境因素的影响^[7]。相比之下, 基于传感器感知技术是便于实现的、低成本的、稳定的, 通常能提供更加可靠的运动数据^[10]。

一方面, 得益于微机械电子系统(MEMS, Micro-Electro-Mechanical System)的发展, MEMS 陀螺仪、加速度计传感器体积更小, 重量更轻, 耗能更低, 性能优良, 几乎各类需要进行运动姿态重建的应用中都有它们的身影^[11-12]。2017 年波士顿动力(Boston Dynamics)公司以其能完美后空翻的机器人“阿特拉斯(Atlas)”震惊世界, 一个后空翻动作能分解成包括起跳、翻转、落地、稳住四个阶段, 每个阶段都需要精确地估计出自己在空间中的姿态, 进行做出正确的反馈动作控制。与此同时, 磁性传感器配合惯性传感器一起^[13], 用于精确的动作姿态识别方案也有了巨大的发展。基于传感器网络的姿态重建是一种更加精确的测量方法, 可以在没有外部驱动器或摄像机的情况下实时估计物体动作姿态的信息。这种方法具有高准确度、高效益的、并且易于集成的优点。与基于视觉运动估计系统相比, 在相同的运动信息下, 它能体现出更高的适应性和较低的误

差率。不过由于其特殊性, 因此, 本文提出一种全新的多传感器警犬数据背心, 可以捕获警犬站立、坐卧、扑咬等动静态运动信息。

另一方面, 各种各样的运动估计识别技术中, 如 k-Nearest (k-NN)、CNN (卷积神经网络)和 SVM (支持向量机)已经被应用到三维姿态重建等领域^[14-15]。虽然目前对人物的运动姿态估计方面研究较为丰富, 不过警犬属于一种动物, 在行为习惯上会经常性的抖动, 这种行为特性会产生大量冗余抖动数据, 极大的影响运动姿态的估计准确性。传统常见的神经网络分类模型在于少量样本和计算单元情况下对复杂函数的表示能力有限, 针对噪声数据较多情况下的分类问题, 其泛化能力受到一定制约。而最新的 ELM (极限学习机)算法则是通过随机给定神经元权值中的输入权值和阈值, 并通过正则化原则计算输出权值, 不但能够逼近任意连续系统, 训练速度也大幅提升, 同时还具有较好的泛化能力。目前已有研究中, 针对警犬运动姿态估计相对较少, 本文提出的一种改进的 ELM 算法, 加入核函数后, 能够更好地拟合真实警犬姿态^[16-17]。对警犬抖动产生的冗余数据具有较强的泛化能力, 从而使警犬运动姿态分类和重建更为精确。

基于多传感器数据背心的警犬姿态实时重建方法是通过数据背心捕获传感器感知的数据, 解算姿态数据, 分为训练数据和真实数据。训练数据为了更新深度神经网络模型, 之后真实的数据应用到被更新的模型中。基于多传感器数据背心的警犬姿态实时重建方法框架如图 1 所示。

在本节中, 提出了基于 ZigBee 传感网的警犬运动姿态捕捉方法。首先介绍了惯导单元、激光测量传感器和气压计模块, 提出了基于多传感器的警犬数据背心。然后, 推导了基于 Mahony 滤波器^[4]的四元数姿态解算。

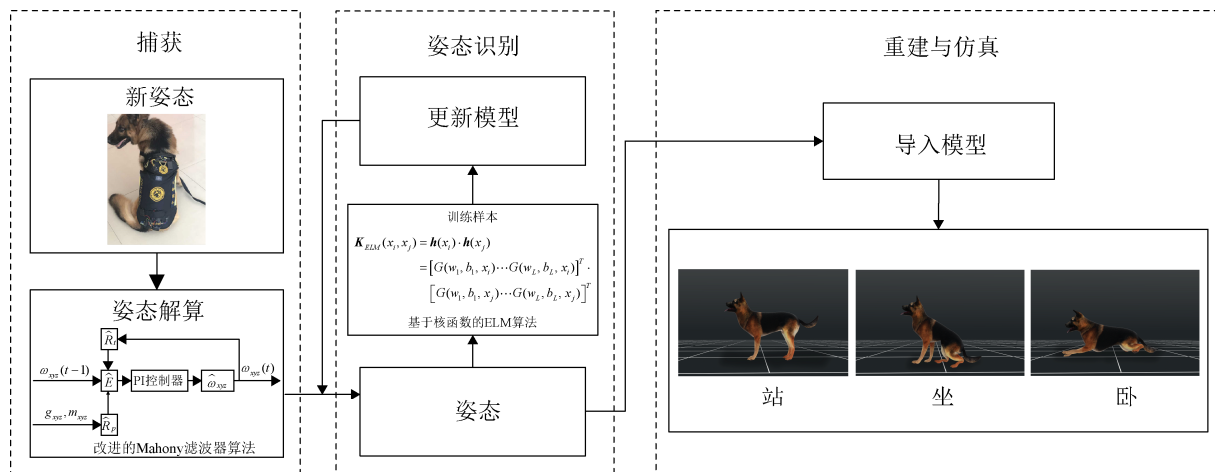


图1 基于多传感器数据背心的警犬姿态实时重建方法框架

Fig. 1 Real-time reconstruction method framework of dog posture based on multi-sensor data vest

本文主要贡献如下:

(1) 设计实现了全新的多传感器警犬数据背心, 为警犬战斗场景提供了智能化的运动感知装备。

(2) 构建了新的警犬运动姿态融合方法, 相比卡尔曼滤波等方法, 在保证准确性的前提下, 具有更高的实时性。

(3) 针对警犬频繁抖动问题, 引入一种改进的基于核函数的 ELM 算法, 对比了国际同领域最先进的工作, 提高了算法的稳定性, 将警犬姿态重建精度提高到 93.3%。

本文后续部分内容如下: 在第 2 节中介绍了数据背心的设计方法; 第 3 节介绍基于 ELM 的警犬运动姿态估计的理论; 第 4 部分给出了姿态重建的仿真实验结果; 第 5 部分, 给出了本文的总结和展望。

2 警犬数据背心设计

为了设计警犬数据背心, 需要对警犬外骨骼进行建模^[11], 将其骨骼分为 7 块。按照层次状结构选取头骨为整个骨骼树的根节点, 树的深度为 4。骨骼层次状的树形结构如图 2 所示。

本文选择在肩胛骨骼与头骨、盆骨骨骼连接的关节上分别安装姿态检测传感器模块(包含惯导单元和磁力计), 高度传感器模块绑在警犬腹部, 主控模块绑在放置盆骨骨骼上。该系统有 4 个姿态捕捉模块, 主控模块一方面作为中心节点接入 ZigBee

组网^[18], 根据训练模型分析得到警犬姿态结果, 系统架构如图 3 所示。

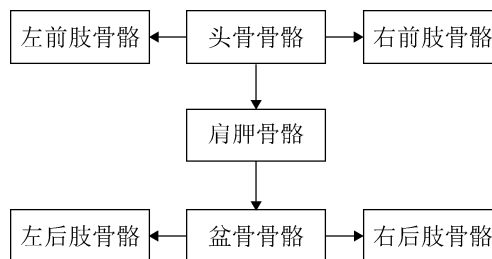


图2 警犬骨骼系统结构图

Fig. 2 Structure diagram of police dog skeleton system

数据背心主要由四种模块组成, 分别是主控模块、惯导单元、高度测距模块和磁力计, 如图 4 所示。首先是关于惯导单元的选型, MPU6050 传感器在商业上应用的较为广泛, 它内部集成了 3 轴 MEMS 陀螺仪、3 轴 MEMS 加速度计。不过 IMU 姿态解算使用加速度修正陀螺仪的垂直误差^[12], 但是对于垂直轴上的旋转误差, 加速度是无能为力的。因此需要引用磁力计的数据进行修正。本文设计使用 MPU9250 传感器作为惯导模块, 它内部不仅集成了 3 轴陀螺仪、加速度计, 还有 3 轴 AK8975 磁力计, 其测量精度可达 0.3uT/LSB。姿态算法使用陀螺仪测量物体的角速度, 进而解算成欧拉角, 同时利用加速度计和磁力计来分别修正陀螺仪的垂直误差和水平误差, 使得陀螺仪输出更加稳定可靠。

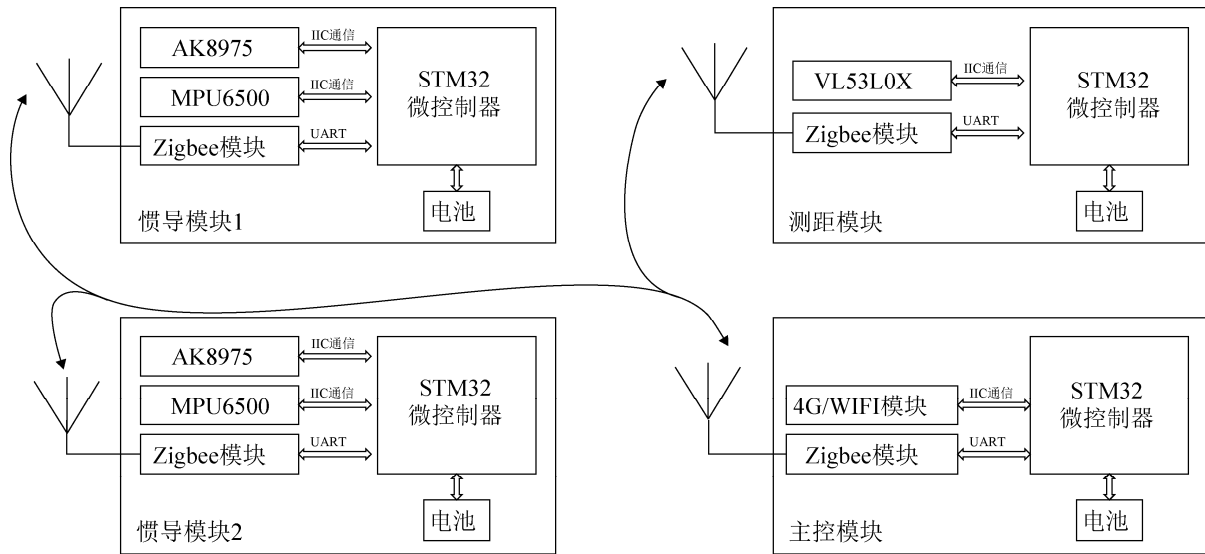


图 3 警犬数据背心架构图
Fig. 3 Police dog data vest frame diagram



图 4 提出的数据背心及装配示范
Fig. 4 Data vest and assembly demonstration presented

其次, 高度传感器的选型。目前市场上使用较为广泛的高度传感器有超声波^[8]和激光传感器。超声波传感器利用超声波的特性, 实现非接触测量, 不易受电磁、烟雾、光线和被测物颜色影响等优点, 然而模块尺寸较大不易作为警犬穿戴式装备。本文提出选择激光测距传感器 VL53L0 作为高度传感器。其不仅具有尺寸小、良好的环境光抗干扰性能等优点, 而且测量精度可以达到毫米级别。

主控模块作为数据背心的数据节点, 充当网关节点的功能, 通过收集的各姿态模块的数据, 使用改进核函数的 ELM 进行警犬动作姿态的识别。

最后, 是关于数据背心各模块的数据通信设

计, 本文采用 ZigBee^[11]模块作为各子模块的通信方式, 这种方式具有低功耗、易拓展和体积小等特点。所有姿态模块通过无线通信的方式连接到一个主控模块, 在图 3 中可以看到, 主控单元汇总所有传感器的数据, 使用深度神经网络算法进行动作姿态识别。

2.1 基于 Mahony 滤波器的姿态估计

姿态估计主要是为了求解惯导模块的方位, 一般来说使用 R 表示, 其旋转方程为:
 $R =$

$$\begin{bmatrix} \cos\gamma\cos\psi & -\cos\gamma\sin\psi & -\sin\gamma \\ \sin\theta\sin\gamma\cos\psi + \cos\theta\sin\psi & -\sin\theta\sin\gamma\sin\psi + \cos\theta\cos\psi & \sin\theta\cos\gamma \\ \cos\theta\sin\gamma\cos\psi - \sin\theta\sin\psi & -\cos\theta\sin\gamma\sin\psi - \sin\theta\cos\psi & \cos\theta\cos\gamma \end{bmatrix}$$

式中: θ 、 γ 、 ψ 代表惯导模块旋转的三个欧拉角; R 表示在三维空间中机体的旋转矩阵。对应三维空间任一向量 V , 在全局坐标系下坐标 V_n 与在机体坐标系下坐标 V_b 满足:

$$V_b = R^T V_n \quad (1)$$

式(1)描述了旋转(姿态)的本质就是同一向量在不同坐标系下变换的过程。

2.2 传感器测量值分析

惯导单元由陀螺仪、加速度计和磁力计组成。陀螺仪测量的是在机体坐标系下, 机体坐标系相对

全局坐标系的转速。

$$\omega_{xyz} = \omega + b_\omega + \beta_\omega \in \{B\} \quad (2)$$

式中： b_ω 表示零点偏移，随着时间变化将产生零点漂移，采用单温度校准法^[19]进行校准； β_ω 表示测量噪声。

加速度计测量机体所受外力，同样以机体坐标系为参考坐标。

$$g_{xyz} = R^T(\dot{v} - g_z) + b_g + \beta_g \in \{B\} \quad (3)$$

式中： b_g 表示零点偏移，几乎不随时间变化； β_g 表示测量噪声。 \dot{v} 表示在全局坐标系下机体的加速度。

磁力计测量周围环境的磁场强度，参考坐标系是机体坐标系。

$$m_{xyz} = R^T(m + m_b) + \beta_m \in \{B\} \quad (4)$$

式中： m 表示全局坐标系下的磁场强度， m_b 表示磁力计静态干扰源，由具有磁性物质或者可以影响局部磁场强度的物质所产生，采用平面校准法进行校准； β_m 表示测量噪声，影响较小。

根据 g_{xyz} 和 m_{xyz} ，可以构造一个姿态估计值 R_p

$$R_p = \hat{R}_p(g_{xyz}, m_{xyz}) \quad (5)$$

同样根据 ω_{xyz} 构造另一个姿态估计值 R_t

$$R_t = \hat{R}_t(\omega_{xyz}) \quad (6)$$

通过比较姿态估计值的偏差，选择合适的融合算法，从而得到准确可靠的机体旋转姿态。

2.3 基于 Mahony 滤波器的四元数姿态解算

本文提出基于 Mahony 滤波器^[18]进行数据融合的算法，相比经典卡尔曼滤波具有更高的实时性，框架如图5所示。

首先根据加速度计和磁力计可以构造出一个姿态估计值 R_p ，再利用陀螺仪角速度的信息获取另一个姿态估计值 R_t ，Mahony 滤波器通过比较 R_p 与 R_t ，它们之间的偏差作为一个修正量 E ，作为 PI 控制器的输入。PI 控制器的输出作为陀螺仪测量角速度 ω_{xyz} 的修正值进行误差补偿，从而使最终输出稳定、真实和可靠的旋转角速度。Mahony 滤波算法用步骤表示如下：

1) 姿态估计值 R_p 、 R_t 更新方程：

$$R_p = \hat{R}_p(g_{xyz}, m_{xyz}), R_t = \hat{R}_t(\omega_{xyz}) \quad (7)$$

2) 计算偏移修正量 E ：

$$E = \hat{E}(R_p, R_t) \quad (8)$$

3) 使用 PI 控制器补偿误差：

$$\omega_{xyz}(t) = \hat{\omega}_{xyz}(\omega_{xyz}(t-1)) \quad (9)$$

使用 Runge-Kutta 法求解四元数：

$$\begin{pmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{pmatrix}_{t+\Delta t} = \begin{pmatrix} q_0 \\ q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{pmatrix}_t + \frac{\Delta t}{2} \begin{pmatrix} -\omega_x \cdot q_1 - \omega_y \cdot q_2 - \omega_z \cdot q_3 \\ \omega_x \cdot q_0 - \omega_y \cdot q_3 + \omega_z \cdot q_2 \\ \omega_x \cdot q_3 + \omega_y \cdot q_0 - \omega_z \cdot q_1 \\ -\omega_x \cdot q_2 + \omega_y \cdot q_1 + \omega_z \cdot q_0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

最后得到欧拉角的计算公式：

$$\text{横滚角 (Roll)} = \sin^{-1}(-2(q_1q_3 - q_0q_2)) \quad (11)$$

$$\text{俯仰角 (Pitch)} = \tan^{-1}\left(\frac{2(q_2q_3 + q_0q_1)}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2}\right) \quad (12)$$

$$\text{偏航角 (Yaw)} = \tan^{-1}\left(-\frac{2(q_1q_2 + q_0q_3)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2}\right) \quad (13)$$

根据式(11)~(13)，可以解算惯导模块的欧拉角，进而为后续的警犬运动姿态估计提供数据支撑。

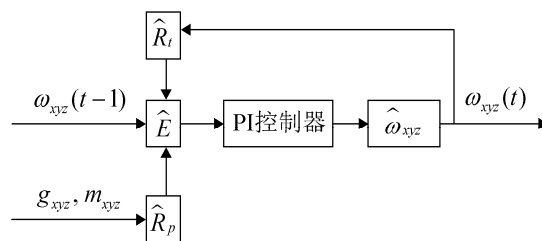


图5 Mahony 滤波器算法原理
Fig. 5 Principle of Mahony filter algorithm

3 基于 ELM 的警犬运动姿态估计

本节在数据背心捕捉警犬运动姿态的基础上，通过机器学习算法来估计警犬真实的运动姿态。

由于样本数据量大、模型相对复杂，本文对比了几种常用分类方法的实验结果后，选取了整体性能较好的 ELM(极限学习机，Extreme Learning Machine)算法来实现对警犬走、跑、扑、站、坐、卧等6种基本运动姿态的分类和估计。

3.1 姿态估计框架

基于 ELM 的警犬姿态估计框架可以分为 3 个部分。首先, 通过各传感器采集多种不同年龄警犬的走、跑、扑、站、坐、卧等姿态下对应的传感器参数。其次, 导入 8 维数据集并运用 ELM 算法训练分类器。最后, 再次采集不同警犬不同姿态下的传感器参数, 通过训练后的分类器进行分类, 根据姿态估计准确度评估算法性能。具体框架结构见图 6。

3.2 基于 ELM 的姿态估计

ELM 是一种新的前馈神经网络训练方法, 该方法随机给定神经元权值中的输入权值和阈值, 然后通过正则化原则计算输出权值。由于单隐层神经网络隐层节点参数的随机获取并不影响网络的收敛能力, 从而使得 ELM 的网络训练速度比传统的 BP 网络、支持向量机等学习速度大幅提高。

神经网络每进行一次训练就计算出一个隐层神经元权值, 而下一次训练则固定之前获得的神经元输入权值、阈值和与之对应的神经元输出权值, 然后生成新一个隐层神经元并通过计算获得新神经元的权值。随着新神经元的增加, 训练误差和测试误差将会一致的逐渐减小。

若 x 为输入, 神经网络的隐层节点数为 L , 则隐层节点输出为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i G_i(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i G_i(w_i, b_i, x) \quad (14)$$

式中: β_i 是第 i 层隐层的输出权重; G_i 表示隐层节点非线性分段激活函数。理论上讲, ELM 算法能

通过较少的约束, 实现较高精度的分类。将标记后的样本集作为输入, 则隐层节点输出为:

$$f_L(x) = \sum_{i=1}^L \beta_i G_i(w_i, b_i, x) = \beta \cdot h(x) \quad (15)$$

式中: $h(x)$ 是隐层的输出矢量, 隐层节点参数为随机值。这种线性系统用矩阵表示则为:

$$H \cdot \beta = T \quad (16)$$

$$H = \begin{pmatrix} G(w_1, b_1, x_1) & \dots & G(w_L, b_L, x_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ G(w_1, b_1, x_N) & \dots & G(w_L, b_L, x_N) \end{pmatrix}_{N \times L} \quad (17)$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_L^T \end{bmatrix}_{L \times d}, T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times d} \quad (18)$$

为了提高 ELM 算法的泛化能力, 在实际运算中还需引入核方法, 具体来说, 就是在计算输出权值时, 根据训练样本, 自定义一个参数 C , 则输出权值可表示为:

$$\beta = H^T (+HH^T)^{-1} T \quad (19)$$

加入核方法的 ELM 算法可写作:

$$K_{ELM}(x_i, x_j) = h(x_i) \cdot h(x_j) = \begin{bmatrix} G(w_1, b_1, x_i) \\ \vdots \\ G(w_L, b_L, x_i) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} G(w_1, b_1, x_j) \\ \vdots \\ G(w_L, b_L, x_j) \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$L_D = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N t_i t_j K_{ELM}(x_i, x_j) \alpha_i \alpha_j - \sum_{i=1}^N \alpha_i \quad (21)$$

加入核方法的 ELM 算法更容易找到最优解, 同时, 由于约束条件相对较少, 整个算法也具有了更好的泛化能力。

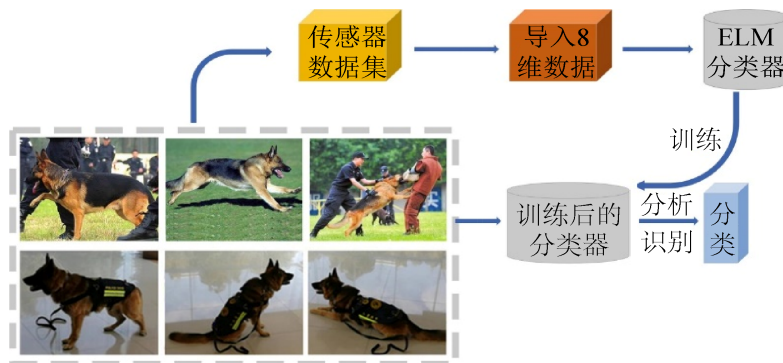


图 6 基于 ELM 算法的警犬运动姿态估计架构图

Fig. 6 Architecture diagram of police dog motion posture estimation based on Elm algorithm

4 姿态重建实验与数据分析

本节希望通过具体姿态重建仿真实验测试警犬数据背心的实用性。为下一步的硬件改进和算法优化提供思路和参考。为了实现一个良好的重建仿真效果，我们基于 ROS(Robot operation system, 机器人操作系统)开发环境进行了警犬姿态的重建仿真实验。

4.1 数据采集和分析

在基础姿态判定实验中，本文选取 a、b、c 三只警犬作为测试对象，分别采集其走、跑、扑、站、坐、卧姿态下头骨肩胛骨连接处惯导单元、肩胛骨盆骨连接处惯导单元、腹部高度传感器的数据，通过 Mahony 滤波算法来减小数据偏差，处理后得到的各传感器数据如图 7 所示。

盆骨连接处惯导单元、腹部高度传感器的数据，通过 Mahony 滤波算法来减小数据偏差，处理后得到的各传感器数据如图 7 所示。

4.2 姿态重建实验评估

实验开始前，先将标记后的数据样本分为静态数据和动态数据两组，从静态姿态数据和动态姿态数据中分别随机抽取 75% 的数据作为训练集，其余 25% 作为测试集。

将测试数据分别带入 SVM 分类器，加入核方法的 ELM 分类器和 CNN 分类器，记录各个分类器完成训练所需时间。

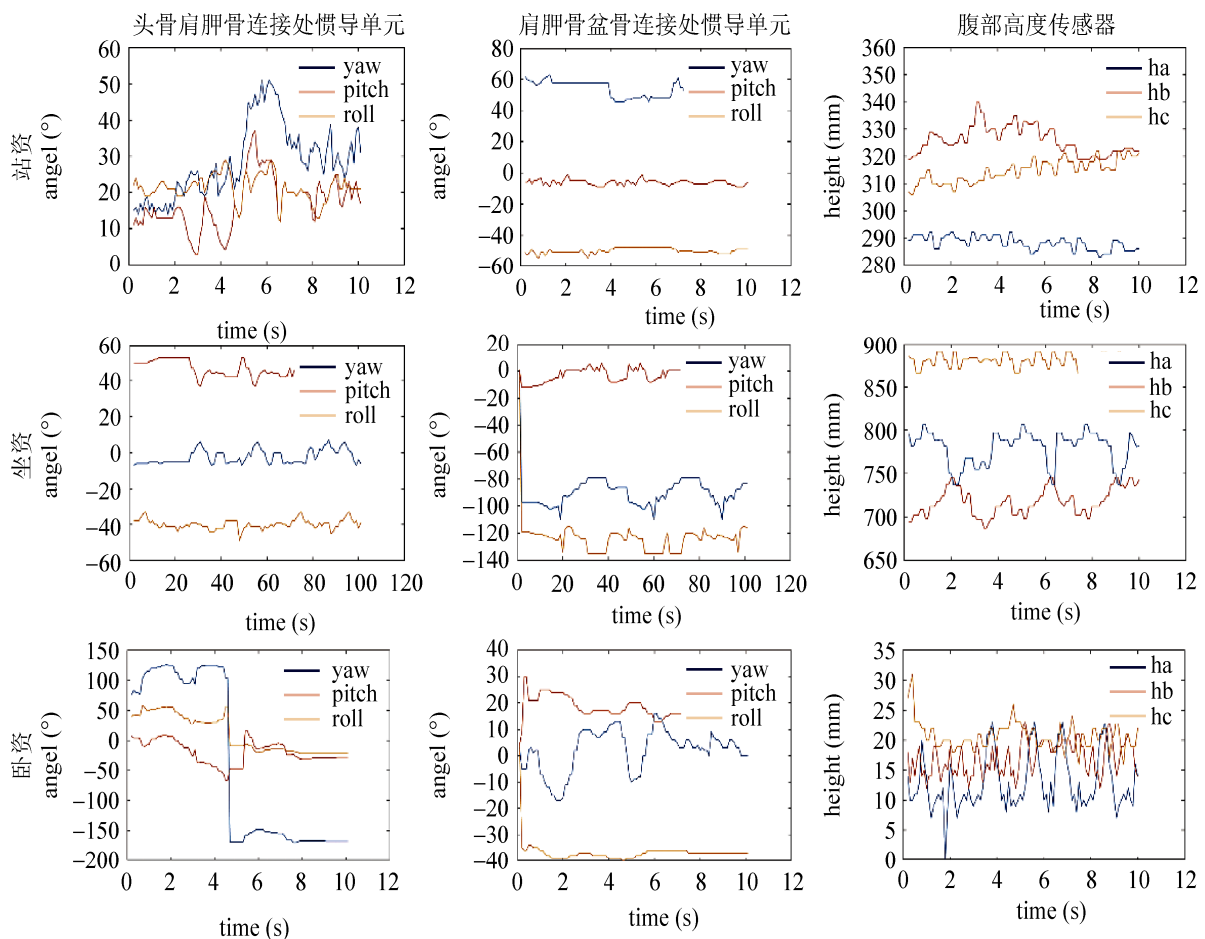


图7 警犬在不同运动姿态下各传感器数据
Fig. 7 Sensor data of police dog in different motion postures

得到训练完成的分类器后,用剩余 25%的数据进行测试。不同方法分类的准确度和训练时间如表 1 所示。

表 1 不同方法分类的准确度和训练时间
Tab. 1 Accuracy and training time of different method classifications

实验类型/%	SVM	ELM-kernel	CNN
静态准确度	85.33	93.33	94.66
动态准确度	64.66	80.66	85.33
静态训练时间	186.5	3.4	16.8
动态训练时间	139.7	2.9	14.4

再次采集警犬动态姿态和静态姿态下传感器数据,滤波后带入 ELM 分类器进行分类,静态姿态估计准确率为 90.66%,动态姿态估计准确率为 73.33%。可见静态分类器有着较强的泛化能力和精准的识别度,而动态分类器的准确度还有待提升,需进一步改进和优化。

对比图 8、图 9、图 10 可以看出,ELM 算法比支持向量机算法的分类准确度更高,与卷积神经网络达到了同样的分类精度。

站	0.6	0.0	0.0	0.3	0.1	0.0
坐	0.0	0.8	0.0	0.0	0.0	0.1
卧	0.0	0.0	0.8	0.0	0.0	0.2
走	0.2	0.0	0.0	0.5	0.3	0.0
跑	0.2	0.0	0.0	0.3	0.5	0.0
扑	0.1	0.2	0.0	0.1	0.2	0.4
	站	坐	卧	走	跑	扑

图 8 运用支持向量机(SVM)得到的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix obtained by using support vector machine (SVM)

站	0.8	0.2	0.0	0.1	0.1	0.0
坐	0.0	0.9	0.0	0.0	0.0	0.1
卧	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
走	0.1	0.0	0.0	0.7	0.2	0.0
跑	0.1	0.0	0.0	0.1	0.8	0.0
扑	0.1	0.2	0.0	0.0	0.0	0.7
	站	坐	卧	走	跑	扑

图 9 运用加入核方法的 ELM 算法得到的混淆矩阵
Fig. 9 Confusion matrix obtained by the ELM algorithm with the addition of kernel method

站	0.8	0.2	0.0	0.0	0.0	0.0
坐	0.1	0.9	0.0	0.0	0.0	0.0
卧	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
走	0.0	0.0	0.0	0.8	0.2	0.0
跑	0.0	0.0	0.0	0.1	0.8	0.1
扑	0.0	0.0	0.0	0.2	0.1	0.7
	站	坐	卧	走	跑	扑

图 10 运用 CNN 算法得到的混淆矩阵

Fig. 10 Confusion matrix obtained by using CNN algorithm

由于 ELM 分类器的训练过程快,分类精度高,且具有较好的泛化能力,因而能够满足实时判别警犬姿态的需求。

最后在 RVIZ 中分别对警犬静态姿态(站、坐、卧)和动态姿态(走、跑、扑)进行重建仿真。重建仿真结果如图 11 所示。

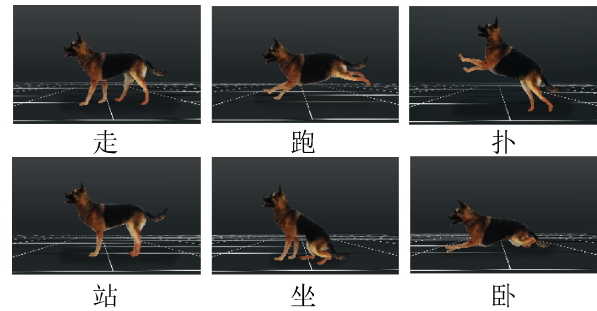


图 11 重建仿真出的警犬六种基本运动姿态

Fig. 11 Reconstructing six basic movement postures of police dog

5 结论

本文提出一种基于多传感器数据背心的警犬姿态重建与仿真方法,可以实时捕获并重建出警犬的真实姿态。一方面为警犬数据背心设计实现了专用的低成本惯导单元、高度和压力传感器,可以覆盖在警犬的背心不同位置上,具有低成本、低功耗和小型化等特点。另一方面,提出了基于四元数的 Mahony 滤波器推导出三维运动姿态捕捉算法,在此基础上,提出了基于核函数的 ELM 的警犬姿态识别算法,并进行了对警犬姿态进行了重建实验。实验评估验证了所提出的方法能够捕捉警犬三维静态和动态动作,并且通过基于 ELM 算法的分类器能够准确识别并重建出警犬真实姿态。在未来,

本文相关研究成果可作为基础技术,应用于其他基于三维运动姿态估计的相关领域,例如虚拟现实的交互等。

参考文献:

- [1] 孙勇, 宋天童. 大型安保勤务中警犬安检技术团队组建模式探析[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版), 2017, 23(1): 55-59.
Sun Yong, Song Tiantong. Analysis of the formation model of police dog inspection technical team in large-scale security service[J]. Journal of People's Public Security University of China (Science and Technology), 2017, 23(1): 55-59
- [2] Cao Z, Simon T, Wei S E, et al. Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields[J]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2016: 1302-1310.
- [3] Simon T, Joo H, Matthews I, et al. Hand Keypoint Detection in Single Images using Multiview Bootstrapping[J]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4645-4653.
- [4] Wei S E, Ramakrishna V, Kanade T, et al. Convolutional Pose Machines[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 33-47.
- [5] Chen X, Yuille A L. Articulated pose estimation by a graphical model with image dependent pairwise relations[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 1736-1744.
- [6] Insafutdinov E, Pishchulin L, Andres B, et al. DeeperCut: A Deeper, Stronger, and Faster Multi-person Pose Estimation Model[C]// European Conference on Computer Vision, 2016: 34-50.
- [7] Othmezouri G, Sakata I, Schiele B, et al. Monocular 3D pose estimation and tracking by detection[Z]. IEEE, 2015: 623-630.
- [8] Fang B, Sun F, Liu H, et al. 3D human gesture capturing and recognition by the IMMU-based data glove[J]. Neurocomputing, 2018, 277: 198-207.
- [9] Xu Y, Wang Y, Su Y, et al. Research on the Calibration Method of Micro Inertial Measurement Unit for Engineering Application[J]. Journal of Sensors, 2016(1): 1-11.
- [10] Lambrecht J M, Kirsch R F. Miniature low-power inertial sensors: promising technology for implantable motion capture systems[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2014, 22(6): 1138-1147.
- [11] Ahmed H, Tahir M. Improving the Accuracy of Human Body Orientation Estimation With Wearable IMU Sensors[J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2017(99): 1-8.
- [12] Maeda Y, Terao K, Shimokawa F, et al. Reduction of contact force dependence on the MEMS hardness sensor using reference plane to detect human body hardness[C]// Sensors. IEEE, 2016: 1-4.
- [13] Dranitsyna E V. IMU calibration using sins navigation solution: Selection of the rate table motion scenario[C]// Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems, 2017: 1-5.
- [14] Tompson J, Goroshin R, Jain A, et al. Efficient object localization using convolutional networks[C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 648-656.
- [15] Belagiannis V, Zisserman A, editors. Recurrent Human Pose Estimation[C]// IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition, 2017: 468-475.
- [16] Lecun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436.
- [17] Abadi M, Agarwal A, Barham P, et al. TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems[J]. 2016.
- [18] Ivanov A V, Zhilenkov A A. The use of IMU MEMS-sensors for designing of motion capture system for control of robotic objects[C]// IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering. IEEE, 2018: 890-893.
- [19] Paden B E. Lower Bounds on the Frequency Estimation Error in Magnetically Coupled MEMS Resonant Sensors[J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits & Systems, 2016, 10(1): 18-24.