

## A Multisensory Data Fusion Method of the Two-Wheeled Self-Balanced Robot\*

WANG Xiaoyu\*, YAN Ji-hong, ZANG Xi-zhe, QIN Yong, ZHAO Jie

(Robotics Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**Abstract:** To recognize the running state of the robot efficiently, a SVM-based multisensory two-graded data fusion method is presented. The running state recognition is realized from the view of classification. The problem that the classified accuracy is low is solved. The method is applied to the two-wheeled self-balanced robot and the experiments of the running state recognition are conducted. When the individual sample number of each running state exceeds twenty the accuracy of fusion method will be above 98%. Experimental results demonstrate that the running state of the two-wheeled self-balanced robot could be recognized efficiently and reliably. The real time requirement will be suitable in the fast and maneuverable process.

**Key words:** support vector machine(SVM); two-wheeled self-balanced robot; multisensory data fusion; two-graded fusion; running state recognition

EEACC: 7230

## 两轮自平衡机器人多传感器数据融合方法研究\*

王晓宇\*, 闫继宏, 臧希喆, 秦 勇, 赵 杰

(哈尔滨工业大学机器人研究所, 哈尔滨 150001)

**摘 要:** 为了对机器人运行状态进行有效的识别, 提出一种基于支持向量机的多传感器数据两级融合方法, 从分类的角度实现了运行状态识别, 解决了识别正确率较低的问题。将此方法应用于两轮自平衡机器人进行运行状态识别实验, 当每种状态采集的独立样本数超过 20 个时, 正确率可以达到 98% 以上。实验结果表明应用该方法可以对两轮自平衡机器人的运行状态进行有效、可靠的识别, 能够满足两轮自平衡机器人快速机动过程中的实时性要求。

**关键词:** 支持向量机; 两轮自平衡机器人; 多传感器数据融合; 两级融合; 运行状态识别

中图分类号: TP242; TP212.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2007)03-0668-05

多传感器数据融合是一个多级、多层面的数据处理过程, 包含了对来自多个信息源的不同传感器接收到的数据进行自动检测、关联、估计及合成等处理, 最终得到关于目标状态的准确判断。当多个传感器对同一状态进行测量时, 得到的是冗余信息; 对不同状态进行测量时, 得到的是互补信息。通过提取多个传感器中状态特征的冗余和互补信息, 可以并行、快速地分析当前场景, 提高分析的准确性与完备性。当某个传感器发生故障或者数据信任程度较低的情况下, 可以使用其它传感器的信息重新投入工作。对多个传感器的数据进行处理时, 只采用一级融合效果往往不理想, 因此进行多级融合十分必要<sup>[1-2]</sup>。

两轮自平衡机器人系统采用的传感器有陀螺仪、加速度计和码盘。陀螺仪动态性能好, 适于测量快速变化的信息, 测量数据经积分处理可以得到姿态信息, 但是数据存在累积误差; 加速度计静态性能好, 适于测量缓慢变化的信息, 测量数据经积分处理可以得到位置信息, 数据同样存在累积误差; 码盘适于测量稳态信息, 系统打滑时测量的位置和方向信息不准确<sup>[3]</sup>。针对三种传感器的特点需要对其采集的信息进行分类处理和融合, 得到可信的位置、姿态和方向信息。支持向量机是一种基于统计学习理论的新型通用机器学习算法<sup>[4]</sup>, 于 1995 年由 Vapnik<sup>[5-7]</sup> 提出。它通过某种映射关系, 将输入向量映射

到高维特征空间, 在这个空间构造最优分类超平面, 使得不同样本之间间隔最大, 分类误差最小. SVM 主要针对小样本情况, 其最优解是基于有限样本, 而不是样本数趋于无穷大. 算法可最终转化为凸优化问题, 因而可保证算法的全局最优性. 作为结构风险最小化准则的具体实现, SVM 在固定学习其经验风险的条件下最小化 VC 置信度<sup>[8]</sup>. SVM 还具有结构简单、泛化能力强、精度高等优点, 由于 SVM 具有良好的推广性, 目前已经成功地应用于数据挖掘、语音识别、文本分类、模式识别、信号处理、函数逼近、信息融合等领域<sup>[9-10]</sup>.

针对两轮自平衡机器人多传感器数据分类与融合的特点, 按照分类决策算法实时性的要求, 提出基于支持向量机的多传感器数据两级融合方法, 从分类的角度实现运行状态识别, 得出对当前两轮自平衡机器人所处运行状态的判断, 进而得到各传感器信息的可信度权值以及机器人最终的位姿与方向信息. 该算法提高了运行状态分类的正确率、数据融合的可靠性与有效性.

### 1 支持向量机概述

#### 1.1 两类 SVM 分类

SVM 是从线性可分情况下的最优分类超平面发展而来的, 分类思想可用图 1 所示的两维情况说明. 通过寻找一个可以将两类样本数据最大限度分开的最优分类超平面, 使两类数据之间的间隔最大, 同时未知的样本数据产生最小的分类错误. 分类超平面方程为  $w \cdot x + b = 0$ , 经归一化处理, 对线性可分的训练样本集  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{-1, 1\}$ , 满足约束条件

$$y_i [ (w \cdot x_i) + b ] \geq 1, i = 1, \dots, n \tag{1}$$

式中:  $w$  是可调的权重向量,  $b$  是分类阈值. 分类间隔为  $2 / \|w\|$ , 寻找最优超平面的问题转化为求解二次规划问题

$$\Psi(w) = \frac{1}{2} w^T w \tag{2}$$

满足约束条件(1)且使式(2)最小的分类面就叫做最优分类面,  $H_1, H_2$  上的训练样本点就称为支持向量.

通过引入 Lagrange 优化函数及对偶理论, 采用极值法得到线性可分情况下的最优分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} [ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* ] \tag{3}$$

需要满足的约束条件是:

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i = 0, \alpha_i^* \geq 0$$

式中:  $\text{sgn}[\cdot]$  为符号函数;  $\alpha^* = [\alpha_1^*, \dots, \alpha_n^*]^T$  为 Lagrange

grange 乘子, 其中只有一部分  $\alpha_i^*$  不为零, 对应的样本就是支持向量;  $b^*$  是分类阈值<sup>[3]</sup>.

由于  $x_i$  和  $x$  之间是点积关系, 算法的复杂度不再取决于矢量  $x_i$  和  $x$  的大小, 而是依赖于样本数据的总数  $n$ , 尤其是样本中的支持向量数.

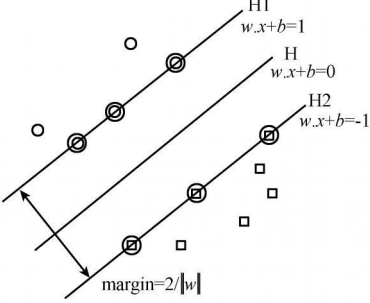


图 1 最优分类超平面

当两类模式为线性不可分情况下, 超平面无法将两类分隔开, 这时可以通过非线性变换  $\phi: x \rightarrow \varphi(x)$ , 将给定的样本变换到某个高维特征空间构造线性分类超平面. 该分类超平面在原空间中可以表示为:

$$w \cdot \varphi(x) + b = 0 \tag{4}$$

满足不等式约束条件(1).

为方便对非线性数据进行合理分类, 在线性分类的基础上加入调整项, 引入非负的松弛项  $\xi$  和惩罚因子  $C$ . 将不等式约束下二次规划问题改为:

$$\Psi(w) = \frac{1}{2} = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i \tag{5}$$

满足不等式约束条件:  $y_i [ (w \cdot x_i) + b ] \geq 1 - \xi_i, \xi_i > 0, i = 1, \dots, n$ . 即折衷考虑了最少错分样本和最大分类间隔, 得到了广义最优分类面. 惩罚因子  $C > 0$  是一个常数, 可以在分类器的泛化能力与误分类率之间进行折衷. 映射过程不需知道  $\varphi(x)$  的具体形式, 只需要在输入空间中利用核函数  $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$  进行内积运算, 这样可以提高其推广能力, 此时最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn} [ \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x) + b^* ] \tag{6}$$

约束条件是:  $\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i = 0, 0 \leq \alpha_i^* \leq C$ , 式(6)就是支持向量机. 在最优分类面中采用适当的内积函数就可以实现某一非线性变换后的线性分类, 而计算复杂度却没有增加.

#### 1.2 多类 SVM (Multi-class SVM) 分类

两轮自平衡机器人的运行状态包含位置、姿态和方向 3 类信息, 简单的采用两类分类方法无法正确的识别出状态, 必须采用多类 SVM 分析方法. 当前处理 MSVM 分类最常用并且性能较优的方法主要有三种, 分别是 one against rest, one against one

和 DAGSVM 分类法<sup>[11]</sup>.

one against rest 方法的主要思想是: 先构造一个 SVM 分类器, 从所有类中分离出与其它类分类间隔最大的一类  $C_1$ , 然后再在剩余的类中构造另外一个 SVM 分类器, 再分离出与其它类分类间隔最大的一类  $C_2$ , 以此类推一直到构造出  $N$  类为止. 因此对于  $N$  类分类问题这种方法需要训练出  $N$  个 SVM 分类器. 具体算法如下:

对于训练样本集  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, n, x \in R^d, y \in \{1, 2, \dots, k\}$ , 共训练  $m$  个分类函数为:

$$f^j(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x, x_i) + b^j, j = 1, \dots, n \quad (7)$$

在理想情况下, 应存在  $g \in \{1, 2, \dots, m\}$ , 使得

$$f^g(x) = \max_{j=1, \dots, m} f^j(x) > 0 \quad (8)$$

同时满足

$$f^j(x) < 0, j = 1, \dots, k-1, k+1, \dots, m \quad (9)$$

则输入应属于第  $g$  类.

one against one 方法是在任意两类之间都构造一个 SVM 分类器, 总共构造  $N(N-1)/2$  个 SVM 分类器, 最后通过投票方式形成最终的多类分类器. 构造分类器时, 每个子分类器都必须进行准确调整, 否则整个分类系统将趋于过学习. DAGSVM 方法虽然解决了不可分区域问题, 但各子分类器在有向无环图中的位置也会对分类系统产生较大的影响.

在实际应用中, 出现了样本数据交叉、分类边界不明确、无法找到最优超平面导致分类失败的问题. 而采用非线性变换加入调整项的“软阈值边界”分类算法和 one against rest 算法相结合的方法可以有效地解决问题, 保证算法的实现简单、实时性好.

1.3 核函数

根据范函理论, 只要核函数满足 Mercer 条件, 它就对应某一变换空间的内积. 因此, 通过选择合适的内积函数, 就可以实现某一非线性变换后的线性可分. SVM 通过引入核函数将输入空间的非线性问题映射到高维特征空间中, 在高维特征空间中寻找最优超平面, 构造线性函数判别. 核函数的引入绕过特征空间, 直接在输入空间上求取, 从而避免了计算非线性映射.

SVM 中不同的核函数将形成不同的算法, 目前常用的核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数、样条核函数和 Sigmoid 核函数, 选取不同的核函数可以得到不同得支持向量.

2 基于 SVM 的多传感器数据融合策略

两轮自平衡机器人在运行过程中必须准确地确

定自身的运行状态, 因此机器人本体要安装多种传感器, 如陀螺仪、加速度计、码盘等. 来自不同传感器的信息在数据容量、数据类型、数据特点、变化范围及所包含的内容都有很大的不同<sup>[3, 12]</sup>. 为防止不同数据中的信息互相影响而导致信息不准确, 破坏多传感器数据间互补和冗余的优势, 本文提出基于支持向量机的多传感器数据两级融合策略. 多传感器信息分类与融合系统的流程如图 2 所示. 各种原始信息被传感器采集后, 经过滤波、放大、数字化、归一化及平均处理变成数据信息后被存储到数据库中.

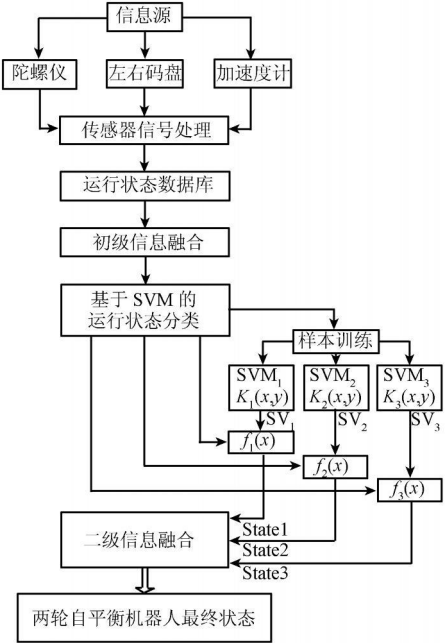


图 2 基于支持向量机的多传感器信息分类与融合系统

2.1 样本训练

从运行状态数据库中读出  $n$  个样本作为训练样本集  $S_{Train}$ , 每个样本  $X_i$  由六个数据组成, 即

$$S_{Train} = [X_1 \ X_2 \ \dots \ X_n]^T = \begin{bmatrix} X_{11} & & X_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{n1} & \dots & X_{n6} \end{bmatrix} \quad (10)$$

式(10)中每列数据都来自于同一个传感器, 五个传感器共同采集 3 类运行状态信息. 因此训练样本集  $S_{Train}$  可以拆分为 3 组, 最终得到 3 个分类函数  $f_1(X), f_2(X), f_3(X)$ .

2.2 数据融合

对于传感器测量的数据先按其物理量和关联程度对机器人的运行状态进行多类分类, 对不同类的数据进行单独处理实现初级融合. 然后将分类后的数据代入到 3 个分类函数中得到 3 个状态估计向量, 分别是表示姿态信息的状态估计向量  $State1_{2 \times 1}$ 、表示位置信息的  $State2_{2 \times 1}$ 、表示方向信息的  $State3_{2 \times 1}$ . 利用前述 one against rest 多分类方法对

分类函数的结果进行判断, 如果分类的状态估计向量  $State$  满足:

$State[i, 1] > 0, State[j, 1] < 0, i, j = 1, 2$  (11)  
则该分类中  $i$  传感器提供的信息将获得高信任级别,  $j$  传感器提供的信息将获得低信任级别.

按照对状态估计向量信任级别的处理结果, 对 3 个状态向量进行二级融合. 二级融合的算法较多, 可以采用逻辑运算法、编码查询法、加权平均法、逻辑表决融合法及较复杂的神经网络方法. 嵌入式系统中实现多类分类要求算法简单、实现方便、实时性好. 基于以上考虑采用逻辑表决融合算法, 通过对预测样本进行分类得到对不同传感器的信息信任级别, 然后进行与操作得到一种运行状态, 对全部与操作的结果进行或操作, 确定最终的机器人运行状态, 实现流程如图 3 所示.

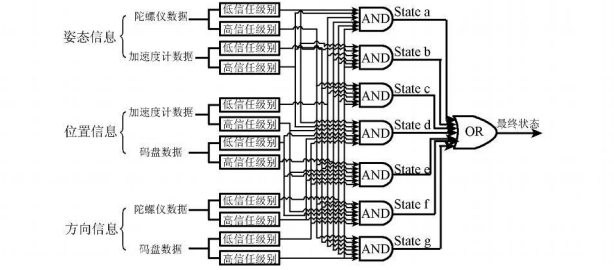


图 3 逻辑表决融合原理图

### 3 数据融合实验

为验证多传感器数据两级融合策略及多类分类算法对分类正确率提高的效果, 将其应用于两轮自平衡机器人系统.

#### 3.1 实验系统

两轮自平衡机器人系统运行状态测量由陀螺仪、加速度计和码盘共同完成. 姿态由陀螺仪 ADXRS150 和加速度计 ADXL202(此时用作倾角计)共同测量; 位置由码盘和加速度计共同测量; 方向信息由码盘和陀螺仪共同测量. 两轮自平衡机器人 HIT Bot 如图 4 所示, 机器人的初始状态为竖直

放置( $0^{\circ}$ ), 控制及运算均由 DSP2407A 来完成.

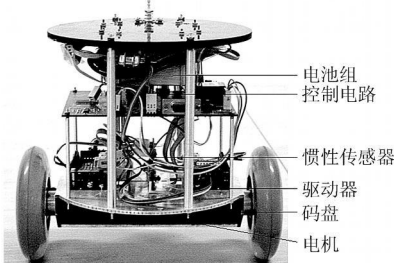


图 4 两轮自平衡机器人 HIT Bot

#### 3.2 实验过程

根据对传感器采集信息的信任程度, 两轮自平衡机器人运行状态可以分为以下几种:

- ① 平衡: 机器人保持动态自平衡, 在零度附近小幅度、慢速摆动. 位置信息信任码盘数据, 姿态信息信任加速度计数据, 方向信息信任码盘数据.
- ② 正常运行: 机器人以某一倾角运行, 同时在此角度附近进行小幅度、慢速摆动. 位置信息信任码盘数据, 姿态信息信任加速度计数据, 方向信息信任码盘数据.
- ③ 快速摆动: 机器人在刚启动、状态突变或无法伺服某一状态的起始时刻, 本体进行大幅度、快速往复运动. 位置信息信任码盘数据, 姿态信息信任陀螺仪数据, 方向信息信任码盘数据.
- ④ 打滑: 机器人位置没有明显移动, 但是车轮快速转动, 机器人慢慢倒下. 位置信息信任加速度计数据, 姿态信息信任加速度计数据, 方向信息信任陀螺仪数据.
- ⑤ 碰撞: 机器人遇到障碍物无法通过时, 将反方向运行. 位置信息信任加速度计数据, 姿态信息信任陀螺仪数据, 方向信息信任陀螺仪数据.
- ⑥ 地面不规则(有裂缝或可越过的障碍物): 机器人时刻动态进行调整, 摆动剧烈. 位置信息信任加速度计数据, 姿态信息信任陀螺仪数据, 方向信息信任陀螺仪数据.
- ⑦ 转弯: 机器人改变运动方向是一个动态调整过程, 转弯时运行速度较慢、摆动较剧烈. 位置信息信任码盘数据, 姿态信息信任陀螺仪数据, 方向信息信任码盘数据. 实验数据如表 1 所示.

表 1 多传感器数据融合样本

编号	运行状态	姿态/ $^{\circ}$		位置/cm		方向/ $^{\circ}$	
		陀螺仪数据	加速度计数据	加速度计数据	码盘数据	码盘数据	陀螺仪数据
1	平衡	0	0	0.25	0.08	0	0
2	正常运行	2.47	3	13	10	0.05	0.12
3	快速摆动	4.1	5.2	14.3	8	0.03	0.1
4	打滑	6.11	5.5	44	89.5	9.5	1.2
5	碰撞	-1.25	-2.3	20	17.5	2.54	3
6	地面不规则	3.7	4.82	30	33.5	3.44	2.7
7	转弯	1.89	2.14	10.35	10	7.02	9.57
8	平衡	0.31	0.05	1.32	0.21	0.01	0.05
9	正常运行	4	3.12	14.2	10.35	0.08	0.2

续表 1

编号	运行状态	姿态/ $^{\circ}$	姿态/ $^{\circ}$	位置/cm	位置/cm	方向/ $^{\circ}$	方向/ $^{\circ}$
		陀螺仪数据	加速度计数据	加速度计数据	码盘数据	码盘数据	陀螺仪数据
10	快速摆动	- 5.74	- 5.17	- 13.5	- 8.21	0.07	0.16
11	打滑	5.96	4.75	32.5	57	6.84	0.8
12	碰撞	- 1.6	- 1.84	20.1	15.4	2.39	2.04
13	地面不规则	2.97	3.58	29.4	34.1	- 2.75	- 3
14	转弯	2.48	2.21	15.7	15	5.04	7.55

3.3 实验结果及分析

从两轮自平衡机器人的样本数据库中选择 14 组数据,前 7 组作为训练样本,后 7 组作为预测样本.先对训练样本数据进行归一化处理,然后经过 SVM 训练找出支持向量.再对预测样本中的数据进行归一化,然后对其进行状态判断,直接融合预测正确率达到 87%.按照这种策略选择不同的预测样本进行状态判断,预测正确率可以达到 83%~ 95%.

采用两级融合策略,将每一个训练样本中的 6 个数据分成 3 类,这样 1 个训练样本可以拆分为 3 个训练子样本.预测时,将预测样本中的姿态信息、位置信息和方向信息分别提取出来进行信任程度等级判断,然后把判断结果通过逻辑表决融合得出最终的状态估计,两级融合预测正确率可以达到 96%.选择不同的预测样本进行状态判断,预测正确率可以达到 93%~ 100%.支持向量机的最大优点就是适于小样本数据,两轮自平衡机器人每个样本的数据量很小,因此多选择一些样本就可以涵盖几乎全部信息.通过实验验证当每种状态采集的独立样本数超过 20 个时,两级融合的正确率可以达到 98% 以上,在实际应用中可以认为分类结果是完全正确的,要想进一步提高正确率需要更多的独立样本.

上述融合策略中的核函数都采用较简单的线性核函数,实验中也采用过较复杂的核函数做比较,但分类正确率并没有显著提高,反而占用了较长的运算时间,实时性受到影响,而且对于样本量小、每个样本的数据少的情况其它核函数的实际效果并不理想,可见不同的核函数的分类性能是有差异的.

从上面的实验结果可以看出,采用两级融合算法,提高了状态预测的正确率.

4 结 论

为正确识别两轮自平衡机器人的运行状态,针对机器人用传感器的特性,提出基于支持向量机的多传感器数据两级融合方法,从分类的角度实现运行状态识别,得到当前两轮自平衡机器人所处状态.

经实验验证两级融合策略提高了融合结果的可靠性和有效性,具有较高的分类准确率和较好的实时性,对于解决两轮自平衡机器人小样本、非线性模式识别的问题具有很大的优势.

参考文献:

[1] David L H, James L. An introduction to Multisensor Data fusion[ C] // Proceedings of the IEEE 1997. 1997: 6 23.

[2] Klein L A. 多传感器数据融合理论及应用(第二版)[ M]. 北京:北京理工大学出版社,2004.

[3] Barshan B, Durrant Whyte H F. Inertial Navigation Systems for Mobile Robots[ J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation, 1995, 11(3): 328 342.

[4] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[ J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32 42.

[5] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[ M]. New York: Springer-Verlag, 1995.

[6] Vapnik V N. An Overview of Statistical Learning Theory[ J]. IEEE Transaction on Neural Network, 1999, 10(5): 988 999.

[7] Vapnik V N. Statistical Learning Theory[ M]. Chichester, UK: Wile, 1998.

[8] Osuna E, Freund R, Girosi F. Support Vector Machines: Training and Applications[ R]. AI Memo 1602: MIT AI Lab, 1997.

[9] Cristianini N, Shaw e Taylor J. 支持向量机导论[ M]. 北京:电子工业出版社,2004.

[10] Platt J C. Sequential Minimal Optimization: a Fast Algorithm for Training Support Machines[ C] // Advanced Kernel Methods Support Vector Learning. Cambridge, MA: MIT Press, 1999: 185 208.

[11] 唐发明, 王仲东, 陈锦云. 支持向量机多类分类算法研究[ J]. 控制与决策, 2005, 20(7): 747 749.

[12] 罗志增, 蒋静坪. 机器人感觉与多信息融合[ M]. 北京:机械工业出版社,2002.



王晓宇(1977-),男,哈尔滨工业大学机器人研究所,博士研究生,主要研究方向:移动机器人控制,多传感器信息融合与数据处理等,wxhit197745@yahoo.com.cn