

知识驱动下数据融合的 Petri 网建模

湾 玥,袁 杰,加尔肯别克

(新疆大学 电气工程学院,新疆 乌鲁木齐 830047)

摘 要: 针对数据融合中存在的表达能力不强、融合效率低的问题,提出采用知识驱动的 Petri 网进行数据融合建模. 首先,对多传感器采集的数据进行信息处理,以此为基础,将知识通过产生式规则进行知识表示. 然后,通过 Petri 网理论设计其映射模型和映射算法,建立 Petri 网的数据融合模型. 最后,将该模型在搭建的自主追踪机器人实验平台上进行验证. 结果实现了三种异类传感器的数据融合,使自主追踪机器人能较好的完成追踪过程,验证了该方法的正确性和适用性,可为多源信息的数据融合提供方法与模型支持.

关键词: 数据融合; Petri 网; 知识驱动; 机器人

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2017)04—0083—06

Knowledge-Driven Data Fusion Modeling Using Petri Nets

WAN Yue, YUAN Jie, JIA Erkenbieke

(College of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract: Aiming at the issue that low data expression ability and low fusion efficiency in data fusion, a data fusion modeling method based on Petri net by knowledge-driven is proposed. Firstly, the data of multi-sensors was processed. Based on this, the knowledge through the generation of rules to representation knowledge. Then the mapping model and the mapping algorithm are designed by using Petri net theory to establish the fusion model. Finally, the model is validated on the experimental platform of autonomous tracking robot. The experimental results show that three kinds of heterogeneous sensor data fusion can help autonomous tracking robot to better complete the tracking process. The correctness and applicability of this method are verified, which can be widely used in data fusion modeling of multi-source information.

Key words: data fusion; Petri net; knowledge-driven; robot

1 引言

数据融合技术最早应用于军事,近年来,在民事应用领域得到较快发展^[1],主要领域包括图像融合、机器人控制、遥感、监测和故障诊断等. 数据融合系统的模型是融合技术的关键问题,模型设计直接影响融合算法的结构、性能和融合系统的规模. 常用的模型^[2]包括 JDL 模型、I/O 模型、Omnibus 模型等. 其中,JDL 模型^[3]是最基础的理论框架;I/O 模型^[2]是基于数据驱动的,能对底层数据进行有效分析和估计,但当数据量增多时,数据的处理效率明显降

低;Omnibus 模型^[4]是理想状态下的单一循环过程,在处理多层次系统时会受限制. 以上模型只是在概念上对数据融合框架进行描述,在表述上不够细腻,导致大量有效信息丢失. 同时,随着数据融合系统的日益复杂,在上述模型中的信息间关系表述也会遇到困难. 基于上述特点,对数据融合的建模提出了新要求.

Petri 网是一种图形表示的组合模型,能清楚表示一个复杂系统的动态过程和运行过程,在描述并发、异步行为,知识可视化及其维护方面有显著优势^[5]. 近年来,Petri 网逐渐在知识表示方面获得广

泛应用. 方平和刘心等^[6-7]讨论了基于 Petri 网的知识表示方法, 实现描述性知识和过程性知识的推理. 周芳等^[8]将知识与 Petri 网结合, 应用于管理领域建立企业失败预警模型. Wang L. 等^[9]将 Petri 网用于逻辑推理知识表示, 对电网故障诊断建立模型, 可以准确地判断电网故障信息. 但就目前所掌握的资料来看, 鲜有充分利用专家和领域知识, 将其应用于数据融合的模型与方法研究中.

为了更有利于数据融合的研究, 我们根据融合的层次性和信息流通方式对模型进行研究. 提出用 Petri 网理论建模, 细化融合的中间过程, 对融合系统的信息流进行动态分析. 同时, 引入专家或领域知识, 描述信息的概念、规则、事实及其相互关系, 避免复杂的数学运算, 提高融合速度. 所以, 本文将探索知识驱动下数据融合的 Petri 网方法, 用于多源信息融合, 处理多个并发过程和内部交互融合过程, 为数据融合分析、建模起到有力的推进作用.

2 知识表示和 Petri 网

2.1 知识表示

知识的表示方法有多种, 目前使用最广泛的是产生式知识表示. 它是一种比较好的表示方法, 具有清晰性、模块性和自然性的特点, 适用于描述事实、规则以及它们的不确定性度量, 主要表示事实性知识和规则性知识.

令 R 为产生式规则集合: $R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\}$, 且产生式规则 $R_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 按如下表达式描述:

$$R_i: \text{If } A, \text{ then } B$$

式中, $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 表示规则前件. 规则前件由一条或多条命题通过“and”联接词构成. 若规则中的多条命题用联接词“or”表示, 则将其分解为多条单一规则 R_i 形式.

$B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 表示规则后件. 由一条或多条通过“and”联接词构成的命题组成.

这些规则可以通过大量的实验数据得出, 也可以通过专家或经验给出. 无论应用哪一种方法获得规则, 都需要解决这些规则的协调问题. 既要保证规则集的完备性, 对于任何输入状态, 都必须产生一个决策输出结果, 又要保证规则间的相容性, 不能得出相互矛盾的结论. 这个问题可以用 Petri 网方法分析解决.

2.2 Petri 网(PN)

基本 PN^[10] 被定义为一个三元组:

$$PN = (P, T, F)$$

其中,

$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 为库所(Place) 的有限集合, $n > 0$ 库所个数;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$ 为变迁(Transition) 的有限集合, $m > 0$ 变迁个数; 且 $P \cup T = \emptyset, P \cap T = \emptyset$;

$F \subseteq (P \times T) \cup (T \times P)$ 为流关系(Flow relation), 是联接库所与变迁的有向加权弧, 其中 $\times$ 表示笛卡尔(Cartesian) 积.

定义 1 标识. $m: P \rightarrow Z$ 称为标识, 其中 $Z = \{0, 1, 2, \dots\}$. m 为列向量, 且第 i 个元素表示第 i 个库所, 其中 m_0 是初始标识.

定义 2 前集. $\forall x \in P \cup T, \cdot x = \{y \mid (y \in P \cup T) \wedge ((y, x) \in F)\}$ 称为 x 的前集.

定义 3 后集. $\forall x \in P \cup T, x \cdot = \{y \mid (y \in P \cup T) \wedge ((x, y) \in F)\}$ 称为 x 的后集.

定义 4 输入库所. $\forall p \in P, \forall t \in T$, 如果 $p \in \cdot t$, 则库所 p 称为变迁 t 的输入库所.

定义 5 输出库所. $\forall p \in P, \forall t \in T$, 如果 $p \in t \cdot$, 则库所 p 称为变迁 t 的输出库所.

定义 6 激发条件. 变迁 $t \in T$ 在以下条件成立时被激发. $\forall p \in \cdot t: m(p) \geq I(p, t)$, 其中 $\cdot t$ 表示变迁 t 的前集, $m(p)$ 表示在标识 m 下库所 p 中 token 数量; $I(p, t)$ 表示有向弧(由库所 p 指向变迁 t) 的权重. 一旦变迁 t 满足激发条件, 则 t 即被使能, 且变迁被激发后, $\forall p \in t \cdot, m(p) = 1$.

定义 7 禁止弧. 连接着变迁的一个输入库所, 其弧终端的小圈是对弧权值的“取反”操作. 按输入库所与变迁激发的定义, 禁止弧输入位置库所的 token 数必须是零, 条件才会激发.

用图形化表示时, 库所 p 用圆表示, 库所中的 token 用圆点表示, 变迁 t 用矩形框表示, 而有向弧/禁止弧用连接库所与变迁的有向弧表示. 本文中, 库所表示某种信息或资源, 只有两种状态, 即“真”和“假”. 因此, $|\text{token}| \in \{0, 1\}$, 其中 $|\cdot|$ 表示 token 数量, 所有弧权重 $I(p, t)$ 均为 1.

2.3 Petri 网映射模型和算法

知识表示中的单一规则很难清晰地刻画规则库的整体情况, 整个规则库缺乏整体的协调和组织, 因而不能很好地表现系统数据融合的内部逻辑. 而 Petri 网理论建立在较为严密的数学基础上, 通过 Petri 网中有关网的逻辑理论可揭示网与命题逻辑的密切联系, 所以用 Petri 网对数据融合建模是合理可行的. 由此建立产生式规则与 Petri 网之间映

射模型和映射算法使内部逻辑更加清晰.

2.3.1 映射模型

产生式规则与 Petri 网之间的映射模型如图 1 所示.

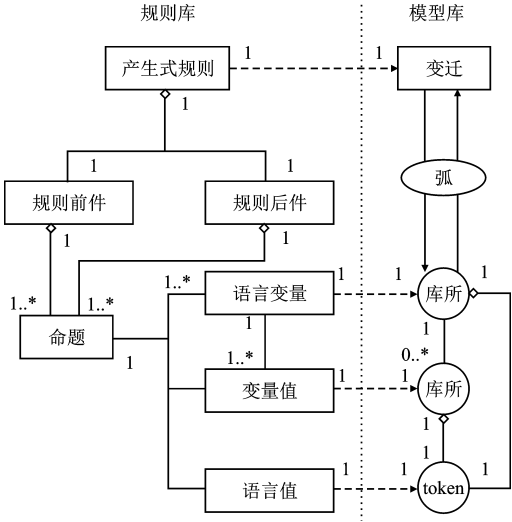


图 1 产生式规则与 Petri 网的映射模型

在图 1 中,“◇”表示“由...构成”,“..*”表示“或多个”. 其中矩形包含了规则元素的信息. 虚线箭头表示规则元素与 PN 模型元素的映射操作.

2.3.2 映射算法

由上述映射模型,我们可以通过映射算法从产生式规则集生成 PN 模型. 令 P, T, F, V, C 为空集, 其中 V 是语言变量值集合, C 是规则后件集合. 令 v_k 是命题中语言变量的变量值.

算法:产生式规则生成 Petri 网

```
1: Input: 产生式规则集( $R$ )
2: Output: Petri 网 ( $P, T, F$ )
3: 当  $R \neq \emptyset$  时, 执行
4: {
5:   从集合  $R$  取出规则  $r_i$ 
6:    $R = R - \{r_i\}$ 
7:   变迁  $t_i$  关联到规则  $r_i$ 
8:    $T = \{t_i\} \cup T$ 
9:   for 规则  $r_i$  的前 / 后件, do
10:  {
11:    if 为规则前件, then
12:    {
13:      for 该规则全部规则前件, do
14:        if  $v_k \notin V$ , then
15:        {
16:           $V = \{v_k\} \cup V, v_k \rightarrow p_k$ 
17:           $P = \{p_k\} \cup P$  and  $F = \{f_{ki}\} \cup F$ 
18:        }
19:      }
20:    if 为规则后件  $c_j$ , then
21:    {
```

```
22:      if  $c_j \notin C$ , then
23:      {
24:         $c_j \rightarrow p_j, P = P \cup \{p_j\}$ 
25:         $F = \{f_{ij}\} \cup F$ 
26:      }
27:    }
28:  }
29: }
```

在上述算法中,“ $\rightarrow$ ”表示转换操作; f_{ki} 表示从库所 p_k 至变迁 t_i 的有向弧,其中 $i = 1, 2, \dots$; f_{ij} 表示由变迁 t_i 指向库所 p_j 的有向弧,其中 $j = 1, 2, \dots$.

3 数据融合的 Petri 网模型

由于数据融合技术自身的特点,很难建立统一的适合不同系统的数据融合模型,目前的一些融合方法比较复杂,实现起来相对困难,因此本文提出知识驱动下的 Petri 网模型对数据融合方法建模.

在进行数据融合前,必须考虑数据的关联性,保证在复杂动态环境下融合的数据来自同一目标或同一时刻,满足系统的实时性. 根据不同的系统选择不同的传感器,不同的传感器接收不同的信息,各传感器信号经过预处理,滤去采集过程中的干扰和噪声,再经过处理得到有效数据,完成采集.

数据融合时,用知识进行推理的速度相当快,实时性好,利用获取到的知识组成一套完整的知识库,通过映射模型建立 PN 模型库,并与传感器实时采集处理后的信息进行模型融合,最终获得数据融合结果.

综上,构建数据融合的 PN 模型,如图 2 所示. 该 PN 模型由四层构成:即数据采集与处理层,信息匹配与融合层,决策输出层.

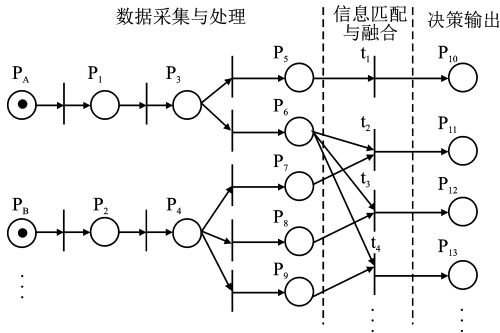


图 2 数据融合的 PN 模型

在图 2 中,各库所含义如表 1 所示. 通过数据采集与处理层获得命题的语言变量,作为数据融合的对象,且命题的变量值是融合的输入库所,由规则前件映射而来,该层的库所可以有一个或多个. 策略输

出层定义了输出库所,由规则后件映射.若在控制中,该层的库所相当于一个控制决策用于描述一种行为.信息匹配与融合层定义了数据采集与处理层和策略输出层间的变迁和弧,一个弧线连接一个库所和一个变迁.在该模型中,一个变迁连接一个或两个输入库所和一个输出库所,当且仅当该变迁连接的所有输入库所中都有 token 存在,变迁才能被激发,才可以执行该行为.

表 1 库所及含义

库所	含义
P_A	启动传感器 A 工作
P_B	启动传感器 B 工作
P_1	传感器 A 检测信息 I
P_2	传感器 B 检测信息 II
P_3	采集信息 I 的数据
P_4	采集信息 II 的数据
$P_5 \sim P_6$	处理信息 I 的数据
$P_7 \sim P_9$	处理信息 II 的数据
$P_{10} \sim P_{13}$	融合后的结果/决策输出
注: $t_1 \sim t_4$ 数据融合过程	

4 应用

以自主追踪机器人(Autonomous Tracking Robot,ATR)为例,其 ATR 系统结构如图 3 所示. ATR 的运动过程:没有声源信息和人体信息时,机器人原地等待;发现人体信息时,根据人与机器人相对距离 d 和人相对机器人偏向角 θ 这两个数据开始追踪;若人体不在机器人视野范围,可通过声音来指导机器人动作,此时机器人会通过获取的声源信息判断人体方位,然后进行自转,使自己始终正对声源方向继续寻找人体信息同时避障.

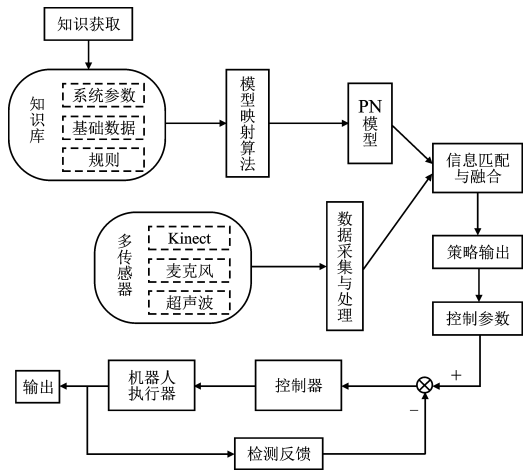


图 3 知识驱动下数据融合的 ATR 系统结构

为了描述机器人自主追踪过程中知识驱动下数

据融合,部分规则如下:

- (1)If 人距离偏近, then 机器人后退;
- (2)If 人距离适中, then 机器人等待;
- (3)If 人距离偏远 and 人在正前方, then 机器人直行;
- (4)If 人距离偏远 and 人偏左, then 机器人左转;
- (5)If 人距离偏远 and 人偏右, then 机器人右转;
- (6)If 声源正前方 and 无障碍, then 机器人直行;
- (7)If 声源偏左 and 无障碍, then 机器人左转;
- (8)If 声源偏右 and 无障碍, then 机器人右转;
- (9)If 声源正前方 and 有障碍, then 机器人右转;
- (10)If 声源偏左 and 有障碍, then 机器人直行;
- (11)If 声源偏右 and 有障碍, then 机器人直行;

.....

4.1 建立 Petri 网模型

由 ATR 系统结构和运动过程建立数据采集处理的 PN 模型如图 4 所示,其中库所含义见表 2.

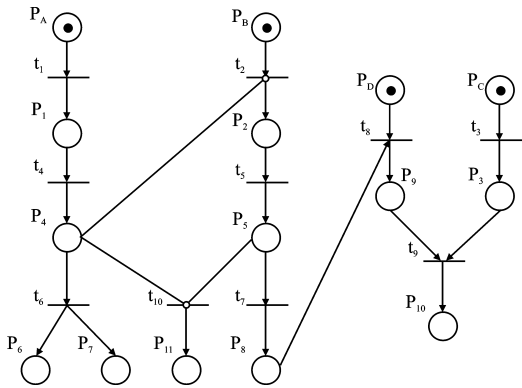


图 4 数据采集处理的 PN 模型

表 2 库所及含义

库所	含义	库所	含义
P_A	启动 Kinect 传感器	P_6	人与机器人相对距离 d
P_B	启动麦克风阵列工作	P_7	人相对机器人(中心)的偏向角 θ
P_C	启动超声波传感器	P_8	声源相对机器人(中心)的偏向角 ω
P_D	启动舵机工作	P_9	舵机转角 ω
P_1	Kinect 检测人体	P_{10}	障碍物与机器人之间距离 h
P_2	麦克风检测声源	P_{11}	等待
P_3	超声波检测障碍物		
P_4	检测到人体信息		
P_5	检测到声源信息		

再根据制定的规则和采集的数据建立数据融合

的 PN 模型,如图 5 所示,其库所含义见表 3. 两个模型通过公共库所 P_6 、 P_7 、 P_8 和 P_{10} 连接成一个完整的 ATR 系统数据融合的 PN 模型.

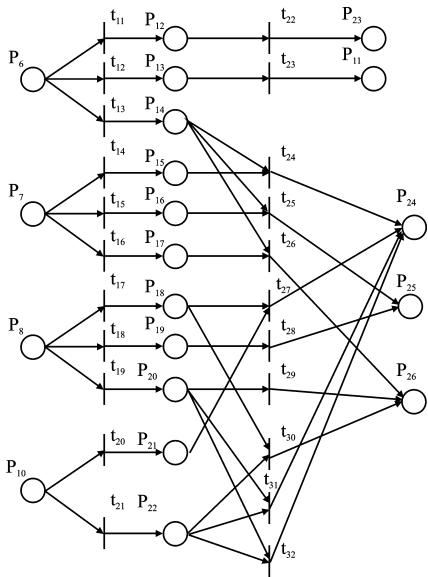


图 5 ATR 数据融合的 PN 模型

表 3 库所及含义

库所	含义	库所	含义
P_6	人与机器人相对距离 d	P_{17}	人相对机器人偏右
P_7	人相对机器人(中心)的偏向角 θ		$(\theta < -10^\circ)$
P_8	声源相对机器人(中心)的偏向角 ω	P_{18}	声源在机器人正前方
			$(-5^\circ \leq \omega \leq 5^\circ)$
P_{10}	障碍物与机器人之间距离 h	P_{19}	声源相对机器人偏左
P_{11}	等待		$(\omega > 5^\circ)$
P_{12}	人与机器人距离偏近	P_{20}	声源相对机器人偏右
	$(d < 0.7 \text{ m})$		$(\omega < -5^\circ)$
P_{13}	人与机器人距离适中	P_{21}	无障碍($h \geq 0.5 \text{ m}$)
	$(0.7 \text{ m} \leq d \leq 0.8 \text{ m})$	P_{22}	有障碍($h < 0.5 \text{ m}$)
P_{14}	人与机器人距离偏远	P_{23}	机器人后退
	$(d > 0.8 \text{ m})$	P_{24}	机器人直行
P_{15}	人在机器人正前方	P_{25}	机器人左转
	$(-10^\circ \leq \theta \leq 10^\circ)$	P_{26}	机器人右转
P_{16}	人相对机器人偏左($\theta > 10^\circ$)		

4. 2 模型验证

通过实验分析 ATR 追踪效果,反映所建立 PN 模型的正确性和可行性.

4. 2. 1 实验平台

采用奥松 AS-4WD 移动机器人平台作为数据融合模型与方法实验平台,如图 6 所示.

安装在移动机器人前方的 RB-URF02 超声波传感器用于检测前方障碍物,其侦测范围为 1~

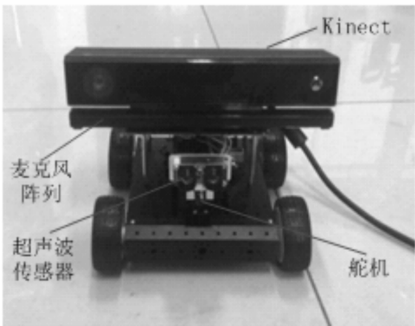


图 6 自主追踪机器人平台

500 cm,探测分辨率为 0.5 cm,探测误差为 $\pm 0.5\%$. 超声波旋转侦测配有 RB-421 伺服舵机,需通过舵机控制器、Arduino 控制器归中位(0 度位置). 上方的 KinectV2 传感器,采集人体信息,最佳提取人体的视野角度范围是 $-30^\circ \sim 30^\circ$,距离为 0.8~4.0 m,图像采样频率每秒 30 帧,图像分辨率为 320×240 . Kinect 至少必须看到人体的头部与身体,才能开始进行人体骨架识别工作. 一旦 Kinect 开始追踪骨架之后,即使头部或身体某些部分离开 Kinect 的视野,也会继续追踪. KinectV2 传感器下方的麦克风阵列采集声源信息,探测范围能够达到 $180^\circ (-90^\circ \sim 90^\circ)$,但实际中在 $-50^\circ \sim 50^\circ$ 声音效果比较明显,识别精度 $-5^\circ \sim 5^\circ$. 四个直流减速电机驱动机器人车轮. Arduino UNO 控制器、ESP8266 无线通信模块与 Arduino 控制器的扩展板连接. 编程环境采用 Visual Studio2013 和 Arduino,机器人与计算机同步执行,二者通过无线局域网实现实时通信.

4. 2. 2 实验验证与分析

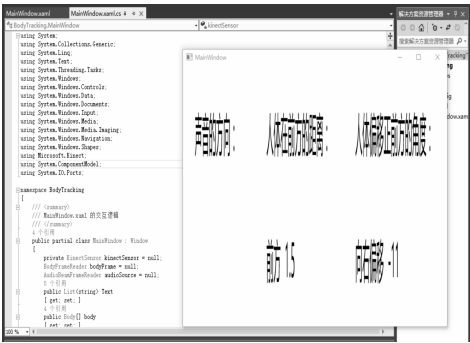
依据 3.1 节的 PN 模型通过计算机软件编程加以实现,机器人在室内环境下追踪过程中进行实时数据采集如图 7 所示.

根据采集到的数据绘制出 ATR 追踪过程部分曲线图进行具体分析,如图 8 所示. 一个时间单位为 0.3 s. 图 8(a)显示了人与机器人相对距离变化曲线 d . 图 8(b)显示了人与机器人之间的偏角 θ .

在追踪人体过程中,对图 8(a)、(b) 进行分析可知:0 时刻开始机器人追踪人体,即 P_4 (见图 4,下同)中产生 token 激发变迁 t_6 ,使 token 流向 P_6 和 P_7 ,初始时刻 $d = 1.19 \text{ m}$, $\theta = 1.7^\circ$; $0 \sim A$ 区间,机器人以一定速度直线追踪且越来越近,即 P_{14} 和 P_{15} 中一直产生 token 激发变迁 t_{24} , d 值从 1.19 m 不断减少到 0.974 m, θ 值在 $[-1.7, 1.9]$ 间变化; $A \sim B$ 区间, d 值从 0.974 m 逐渐变大到 1.81 m, θ 值在 $[-2.7, 4.9]$ 间变



(a)系统实时数据采集过程



(b)通过无线通信实时传回的部分相关动态数据信息

图 7 ATR 实时数据采集

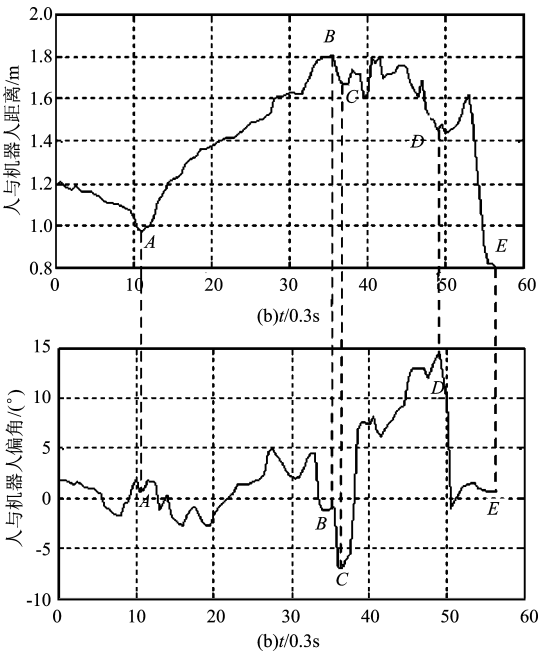


图 8 有人体信息时实际 ATR 追踪过程曲线

化,说明人加快速度前行,比 0~A 区间 θ 值变化波动稍大,也反映了真实情况下,人走快的时候左右偏移量会稍大,但仍然保持在 $[-5, 5]$ 范围内。所以在 0~B 区间内,人基本处于直行状态,机器人也是直线追踪。B 时刻开始,人往右平移了一小段距离。B~C 区

间, θ 在短时间内有个较大偏移从 -0.86° 到 -6.8° ,但仍在范围 $-10^\circ \leq \theta \leq 10^\circ$ 内, d 值略微减小,机器人继续直行。C~D 区间,人又往左前方移动了一段距离且移动的偏移量较大, θ 有很大变化从 -6.8° 升到 14.3° ,一旦 $\theta > 10^\circ$ 使 P_{16} 产生 token 激发变迁 t_{25} ,机器人左转;D 时刻开始, θ 迅速下降到 -0.1° ,保持在人在机器人视觉的正前方,使 P_{15} 又产生 token 激发变迁 t_{24} 机器人又直行追踪。D~E 区间,人逐渐停止运动,此时 d 值也快速减少,机器人追上人,在 $d = 0.8\text{ m}$ 时 P_{13} 中产生 token 激发变迁 t_{23} ,机器人停止等待。同理,其他情况用同样的方法依据 ATR 系统 PN 模型进行分析。

实验平台实现了自主追踪机器人的实时行为决策,在追踪过程中表现出快速性、准确性和自主性。因此,实验结果验证了知识驱动下的 Petri 网可以实现多传感器数据融合,所建立的 Petri 网模型是正确的,具有适用性。

5 结束语

数据融合作为一种多层次、多方面的信息处理过程,应用面非常广泛。针对传统的数据融合建模方法存在数据表达能力不强、推理效率低的问题,本文将知识表示与 Petri 网相结合,充分利用了 Petri 网的图形描述和异步并行推理能力,提出一种知识驱动下数据融合的 Petri 网方法,使数据融合过程充分利用专家和领域知识,增强了融合效果。通过在自主追踪机器人平台上实验验证,表明本文所建立的 Petri 网模型能较好地进行数据融合,为多传感器系统的数据融合建模提供了一种适用方法。

参考文献:

[1] 陈科文,张祖平,龙军. 多源信息融合关键问题、研究进展与新动向[J]. 计算机科学,2013,40(8): 6-13.
[2] 林玉池,曾周末. 现代传感技术与系统[M]. 北京:机械工业出版社,2009: 402-405.
[3] Fathima A Annis, Vasuhi S, Babu NTNaresh, et al. Fusion framework for multimodal biometric person authentication system[J]. IAENG International Journal of Computer Science, 2014,41(1): 18-31.
[4] Jaime Esteban, Andrew Starr, Robert Willetts, et al. A review of date fusion models and architectures towards engineering guidelines[J]. Neural Computation&Application, 2005,14(4): 273-281.

首先使用最大似然法估计初始坐标,由此筛选出符合条件的 RSSI 信标节点,然后根据权值公式和加权质心定位算法,在定位过程中加入 TDOA 信标节点以修正定位结果,提高定位精度. 在本文算法中,权值修正系数 a 和参与定位的 TDOA 信标节点的个数 t 的取值不同,会影响算法的性能和计算量. 下一步需要解决的主要问题是保证定位精度的同时,使算法能耗和计算量尽量较小.

参考文献:

[1] 张少平,李国徽. 无线传感器网络最小测距误差估计定位算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(2): 218-223.

[2] Liu Y, Yang Z, Wang X, et al. Location, localization, and localizability[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2010, 25(2): 274-297.

[3] 曹春萍,陈平. 混合定位算法在复杂室内环境下的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(5): 1424-1427.

[4] 李福芳,罗飞,齐德昱,等. 无线传感网节点自适应优化定位研究[J]. 微电子学与计算机, 2012, 29(10): 18-21.

[5] 王振朝,张琦,张峰. 基于 RSSI 测距的改进加权质心定位算法[J]. 电测与仪表, 2014, 51(21): 63-66.

[6] 崔法毅,邵冠兰. 基于 RSSI 多边定位误差的加权质心定位算法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(7): 2162-2168.

(上接第 88 页)

[5] 郝志鹏,曾声奎,郭健彬,等. 知识与数据融合的可靠性定量模型建模方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(1): 101-111.

[6] 方平. 基于 Petri 网的知识表示方法研究[D]. 武汉:武汉理工大学, 2013.

[7] 刘心,印桂生,张磊. 一种面向对象模糊 Petri 网建模方法的研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(11): 4060-4062.

[8] 周芳,刘玉战,韩立岩. 基于模糊集理论的知识融合方法研究[J]. 北京理工大学学报(社会科学版), 2013, 15(3): 67-73.

[9] Wang Lei, Chen Qing, Gao Zhanjun, et al. Knowledge representation and general Petri net models for power

[7] 熊海龙,刘漫丹,刘庆威. 基于校正的无线传感器网络加权定位算法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2014, 40(2): 225-229.

[8] 张怡,席彦彪,李刚伟,等. 基于卡尔曼滤波的 TDOA/AOA 混合定位算法[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(20): 62-66.

[9] 陈维克,李文锋,首珩,等. 基于 RSSI 的无线传感器网络加权质心定位算法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2006, 30(2): 265-268.

[10] 孟令军,王建亮,潘峰. 基于 TDOA 定位机制的无线传感器网络节点设计[J]. 传感器与微系统, 2009, 28(6): 101-103.

[11] Yang X, Pan W, Zhang Y. A positioning algorithm for node of WSN based on received signal Sstrength [M]. Springer Berlin Heidelberg, 2011: 441-446.

[12] 郭瑞,马寅飞. 基于 RSSI 的三角形质心定位算法的优化策略[J]. 微电子学与计算机, 2014, 31(3): 111-114.

[13] 史跃飞,冯秀芳,高昊. 一种基于动态锚节点的改进加权定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 40(10): 151-154.

作者简介:

龙 佳 男, (1991-), 硕士. 研究方向为无线传感器网络. E-mail: 1530843361@qq.com.

卑璐璐 女, (1981-), 博士, 讲师. 研究方向为矿山通信与微波技术.

grid fault diagnosis[J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2015, 9(9): 866-873.

[10] 江志斌. Petri 网及其在制造系统建模与控制中的应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2004: 39-43.

作者简介:

湾 玥 女, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为 Petri 网理论、机器人控制, E-mail: 917964549@qq.com.

袁 杰 男, (1975-), 博士, 副教授. 研究方向为智能控制、Petri 网理论、机器人控制.

加尔肯别克 男(哈萨克族), (1990-), 硕士研究生. 研究方向为机器视觉、机器人控制.