

文章编号: 1001-0920(2011)03-0443-05

基于随机模糊贝叶斯网络的敌我属性融合识别算法

辛玉林, 杜琳琳, 徐世友, 陈曾平

(国防科学技术大学 ATR 国防科技重点实验室, 长沙 410073)

摘要: 基于全过程综合敌我识别中不同阶段综合敌我识别信息来源的差异, 采用动态贝叶斯网络进行建模. 在建模过程中, 由于参数众多、样本难以全面获得、学习训练计算量巨大等问题, 将随机模糊思想引入参数学习, 从而既可充分利用先验信息, 又尽可能地消除主观因素. 最后仿真了整个过程中, 其结果验证了所提出方法的有效性.

关键词: 融合识别; 贝叶斯网络; 随机模糊

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Friend-or-foe fusion identification algorithm based on Bayesian network using random fuzzy theory

XIN Yu-lin, DU Lin-lin, XU Shi-you, CHEN Zeng-ping

(Automatic Target Recognition Key Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China. Correspondent: XIN Yu-lin, E-mail: nudtxinyulin@sohu.com)

Abstract: Based on the difference of information source during different identification phases, dynamic Bayesian network is used to model the whole process of integrated identification friend-or-foe. Due to the increasing number of model parameters, the acquiring of multitudinous swatch and the learning and training process become difficult. Therefore, the random fuzzy theory is adopted for parameter learning, which not only makes sufficient use of transcendent information, but also avoids the subjective factor as utmost as possible. The simulation results show the effectiveness of the proposed method.

Key words: fusion identification; Bayesian network; random fuzzy

1 引言

随着科学技术的迅猛发展, 人类对信息获取的手段日趋增多, 同时信息空间的结构越来越复杂, 信息来源覆盖的空间越来越大, 信息的种类越来越多, 信息源的频率范围越来越宽, 信息融合技术随之产生, 这种技术也为解决目标综合识别问题提供了一条有效途径. 目前, 信息融合理论的方法主要有: 对数据源直接操作, 如加权平均法、最小二乘法; 利用对象的统计特性对概率随机统计模型进行操作, 如概率理论、统计决策理论、随机集等; 基于推理模型对置信度、隶属度等进行操作, 如证据理论、模糊理论、粗糙集、灰度系统理论等^[1]. 其中基于概率随机统计模型的贝叶斯网络具有简单、直观、易于理解、数学基础性强等优点, 在预测、估计、诊断等方面^[2-4]得到了广泛应用.

国际上以 F22 为代表的先进战机以其高性能的传感器配置、高度综合化的航空电子系统结构及强大的机上信息综合处理能力, 为综合敌我识别提供了良

好的平台. 以此为背景, 本文提出一种基于随机模糊贝叶斯网络的敌我属性融合识别算法. 首先分析变结构动态贝叶斯网络的原理, 并指明应用于综合敌我识别的优势; 接着将随机模糊的思想引入参数学习, 以解决动态贝叶斯网络参数众多难以学习等问题; 之后针对问题背景建立综合敌我识别的贝叶斯网络模型; 最后针对典型情景的整个过程进行了仿真研究.

2 贝叶斯网络原理

一个贝叶斯网络就是一个图, 满足下列条件:

- 1) 一组随机变量 X 构成网络的结点, V 表示有限结点集合, 与之相应的随机变量构成随机向量 x ;
- 2) 一组有向边用于连接 V 的两两结点, 由结点 k 指向结点 s 的箭头表示随机变量 x_k 直接影响随机变量 x_s , W 表示各个结点之间有限个边的集合;
- 3) 每个结点都有一个条件概率表 (CPT), 用于定量描述其父结点 (指向它的结点) 对该结点的作用;
- 4) 该图不存在有向环, 称为有向无环图.

收稿日期: 2010-01-11; 修回日期: 2010-04-13.

作者简介: 辛玉林(1982-), 男, 博士, 从事信息融合及综合识别等研究; 陈曾平(1967-), 男, 教授, 博士生导师, 从事雷达系统、目标识别等研究.

贝叶斯网络适用于综合敌我识别,主要体现在以下几方面:

1) 在综合敌我识别中,不同传感器得到的识别类型是不一致的,如目标型号、携带传感器等.这类中间结果与敌我属性之间存在因果关系,用贝叶斯网络表示最为符合.

2) 综合敌我识别受外部条件因素(如电磁条件、环境)的影响巨大.贝叶斯网络图形化的知识表示方法使得保持概率知识库的一致性和完整性变得容易,可以方便地针对外部条件的改变进行网络模块的重新配置.

3) 在进行参数训练时,由于考虑到电磁隐身和其他因素的影响,一些传感器是不工作的,这便导致获取的样本信息不完备,这对于一般的指导性学习方法而言,缺少其中的某一输入则会对所建立的模型产生偏差.贝叶斯网络能够处理不完备数据集,其反映的是整个数据库中数据间的概率关系,缺少某一数据变量仍然可以建立精确的模型.

4) 在综合敌我识别中,先验知识作用重大,由于贝叶斯网络具有因果和概率性语义,可以用来学习数据中的因果关系,并根据因果关系进行学习,这种方法有助于先验知识和概率的结合.

然而,贝叶斯网络是一种相对静止的图形模式,只适用静态情况下的推理,没有考虑时间因素的影响,在实际的敌我识别中,往往是各个时刻决策和推理的变量都发生变化,从而需将时间因素引入贝叶斯网络,这就是动态贝叶斯网络,如图1所示.

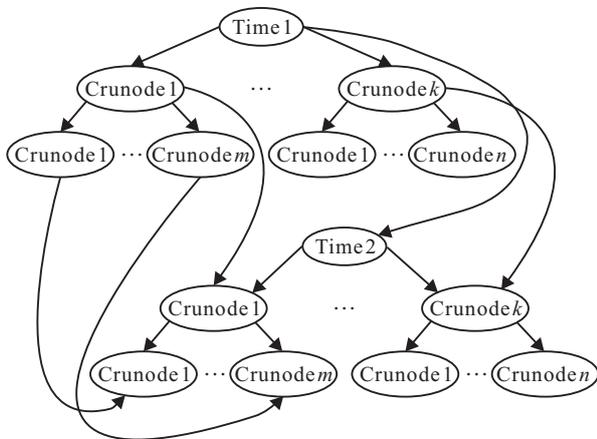


图 1 动态贝叶斯网络示意图

图1显示的是恒定结构的贝叶斯网络,即不同时间片内贝叶斯网络的结构是相同的.然而,在全过程综合敌我识别中,由于受传感器有效范围、识别需求等因素的限制,在不同情况下用于识别的信息是不同的,这就要求所建立的贝叶斯网络是变结构的.

要完全表示一个 T 个时间片的变结构离散动态贝叶斯网络,需要大量的数据参数,包括表示各个时

间片的离散静态贝叶斯网络的 T 个有向无环图 G_1, G_2, \dots, G_T , 以及表示下一个时间片与上一个时间片的离散静态贝叶斯网络之间的依赖关系表 $\text{reCPT}_1, \text{reCPT}_2, \dots, \text{reCPT}_{T-1}$ 和表示各个时间片的离散静态贝叶斯网络的条件概率表 $\text{CPT}_1, \text{CPT}_2, \dots, \text{CPT}_T$. 如果采用贝叶斯网络常用的多样本推理的方式,样本的数目和全面性要求巨大,而计算复杂度更是惊人^[5-6]. 因此,本文采取下列途径:通过先验知识估计出大致的有向无环图 G_1, G_2, \dots, G_T ; 通过专家评估得到依赖关系表 $\text{reCPT}_1, \dots, \text{reCPT}_{T-1}$; 对于各个时间片内的条件概率表 $\text{CPT}_1, \dots, \text{CPT}_T$, 本文基于随机模糊的相关原理,提出一种新的参数估计方法.

3 基于随机模糊思想的参数估计方法

定义 1 如果 ξ 是从可能性空间 $(\theta, P(\theta), \text{Pos})$ 到随机集合的函数,则称 ξ 是一个随机模糊变量^[7].

下面根据随机模糊原理对条件概率表 CPT_i 进行分析.按照贝叶斯网络的相关理论,条件概率表反映的是已知父结点的状态时,其子结点的分布.假定父结点为 D , 它有 n 个状态 (d_1, d_2, \dots, d_n) , 该父结点有 k 个子结点 $\{C_k\}$, 每个子结点都有 m_i 个状态 $(c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im_i})$, 则条件概率表就是确定 $p(c_{ij}|d_i)$. 从广义上讲,父结点是决策结点,子结点是观测结点,则必然在父结点的某个状态 d_i 与某一个子结点状态相关.通过先验知识可以定性分析这种状态相关的强弱,形成一模糊集 θ . 因为贝叶斯网络的参数是定量而非定性的,因此需进行解模糊计算.以往的隶属度函数都是将模糊属性映射为某一个固定值,而随机模糊思想是将模糊属性映射到基于某种分布函数的随机集合.结合先验知识中可能的概率分布函数,将模糊集 θ 映射到相应的随机集合,这个过程就是模糊随机过程.与模糊思想相比,这种方式尽可能地消除了人的主观性对结果产生的影响.步骤如下:

1) 根据先验知识或专家确定贝叶斯网络结构 G_1, G_2, \dots, G_T 和依赖关系表 $\text{reCPT}_1, \dots, \text{reCPT}_{T-1}$;
2) 对条件概率表 $\text{CPT}_1, \dots, \text{CPT}_T$ 进行模糊化;
3) 基于随机模糊的相应理论将模糊值映射为随机值;

4) 对随机值进行归一化,使之符合贝叶斯相关原理,同时进行一致性概率检验;

5) 进行贝叶斯推断.

限于篇幅,贝叶斯推断的相关公式参见文献[8].

4 综合敌我识别动态贝叶斯网络模型

本文分析的敌我属性全过程识别系统包含 4 类传感器,分别为雷达,红外,ESM,IFF.不同传感器进行敌我识别的途径是不一致的.

红外可以获取目标外形轮廓及辐射分布特性, 主要通过目标的型号识别完成敌我识别; **ESM** 可侦收目标的雷达信号、通信信号、导航信号等, 其中可以通过侦收的雷达信号中的脉冲描述字、脉内调制特征, 采用基于模糊推理的方法完成对辐射源的识别, 最终完成敌我识别; 雷达获取的目标信息较多, 有目标位置信息、多普勒信息、距离像信息、**JEM** 信息等, 可以通过多种方式完成敌我识别; **IFF** 工作原理是对感兴趣的目標发射询问信号并侦收目标的应答信号, 一般认为, 侦收到应答信号代表目标为“我”, 未侦收到代表目标为“非我”。

通过上述分析可以看出, 综合敌我识别动态贝叶斯网络模型应包含以下几种结点:

- 1) 目标敌我属性结点. 表示目标敌我属性, 定义为 t_1, t_2, \dots, t_k . 本文仅考虑“我”、“敌”、“中立”3种状态, 即 $k=3$.
- 2) 目标型号结点. 表示目标型号, 如 **F16** 等, 定义为 r_1, r_2, \dots, r_n , 有 n 种不同状态.
- 3) 目标传感器结点. 结点的状态为目标所携带传感器类别, 如 **AN/APG-77** 等. 可将其定义为 s_1, s_2, \dots, s_m , 有 m 种不同状态.
- 4) **JEM** 调节点. 表示目标 **JEM** 调制特性, 定义为 u_1, u_2, \dots, u_l , 有 l 种状态.
- 5) **IFF** 应答结点. 结点的状态有2种, 分别为“有应答”和“无应答”, 定义为 b_1, b_2 .
- 6) 初始位置节点. 通过目标初始位置对目标敌我属性进行估计, 分为“我方区域”、“中立区域”和“敌方区域”3种状态, 定义为 a_1, a_2, a_3 .

全过程综合敌我识别可分为目标探测时间片、目标跟踪时间片和打击摧毁前时间片. 由于推理过程存在因果关系, 相邻时间片内信息存在关联, 这与动态贝叶斯网络的特性相符合; 由于有效范围、识别需求等因素的影响, 不同时间片所用的信息不同, 这说

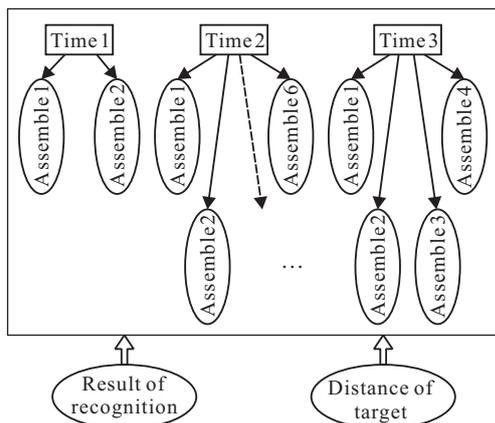


图2 综合敌我识别动态贝叶斯网络模型

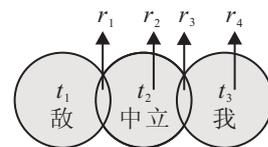
明所构建的贝叶斯网络是变结构的. 由此建立的动态贝叶斯网络模型如图2所示.

5 仿真应用

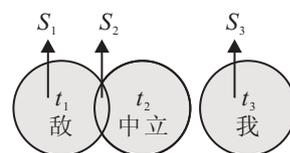
考虑到目标距离、己方隐身等因素的影响, 在不同的时间片内采用如下信息进行识别. 在探测预警时间片中, 可根据目标携带的传感器信息和目标发现位置信息进行敌我属性识别; 在目标跟踪时间片中, 可根据 **IFF** 应答信息、携带传感器信息、**JEM** 调制信息进行敌我属性识别; 在打击摧毁前时间片内, 可根据目标的轮廓结构信息、携带传感器信息、**IFF** 应答信息、**JEM** 调制进行敌我属性识别. 其中目标型号分为4类, 即型号节点有4种状态, 传感器结点和 **JEM** 调制节点共有3种状态. 根据上述信息, 可建立动态贝叶斯网络不同时间片时的结构参数 G_1, G_2, \dots, G_T .

在不同时间片的相互关系上, 采用将上一时间片的识别结果作为下一时间片的先验信息. 对于各个时间片内的条件概率表, 下面以目标型号为例进行随机模糊推理.

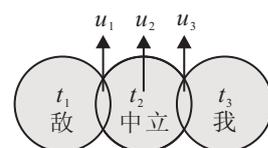
设 r_1, r_2, r_3, r_4 与 t_1, t_2, t_3 的关系如图3(a)所示. 由图3(a)可以看出, 如果目标为敌, 则目标型号只有 r_1 一种可能, $p(r_1|t_1)$ 为极大; 如果目标为中立, 则有 r_1, r_2, r_3 共3种可能, 即 $p(r_1|t_2)$ 为中; 如果目标为我, 则有 r_2, r_4 共2种可能, 与 r_1 无关, $p(r_1|t_3)$ 为极小. 同样可以得出其他 $p(r_j|t_i)$ 的值.



(a) 敌我-型号相互关系示意图



(b) 敌我-传感器相互关系示意图



(c) 敌我-JEM调制相互关系示意图

图3 综合敌我识别各属性相互关系示意图

目标 s_i 和 u_i 与 t_1, t_2, t_3 的关系如图3(b)和图3(c)所示. 按与上述相似的方式, 可得到模糊条件概率表如表1所示.

表 1 模糊条件概率表

敌我	$p(r t)$				$p(s t)$			$p(u t)$			$p(b t)$		$p(a t)$		
	r_1	r_2	r_3	r_4	s_1	s_2	s_3	u_1	u_2	u_3	b_1	b_2	a_1	a_2	a_3
敌	极大	极小	极小	极小	大	大	极小	极大	极小	极小	极小	中	极小	中	大
中立	中	中	中	极小	极小	极大	极小	中	中	中	极小	中	极小	大	极小
我	极小	大	大	大	极小	极小	极大	极小	极小	极大	极大	极小	极小	中	大

表 2 不同时间片各类属性置信度

数值	时间片 1						时间片 2						时间片 3													
	s_1	s_2	s_3	a_1	a_2	a_3	s_1	s_2	s_3	u_1	u_2	u_3	b_1	b_2	s_1	s_2	s_3	u_1	u_2	u_3	r_1	r_2	r_3	r_4	i_1	i_2
数值	0.3	0.5	0.2	0	1	0	0.5	0.4	0.1	0.4	0.4	0.2	0	1	0.6	0.3	0.1	0.4	0.4	0.2	0.7	0.1	0.1	0.1	0	1

表 3 某一次仿真时条件概率表

敌我	$p(r t)$				$p(s t)$			$p(u t)$			$p(b t)$		$p(a t)$		
	r_1	r_2	r_3	r_4	s_1	s_2	s_3	u_1	u_2	u_3	b_1	b_2	a_1	a_2	a_3
敌	0.932	0.021	0.037	0.042	0.685	0.741	0.025	0.902	0.042	0.025	0.012	0.43	0.042	0.389	0.687
中立	0.241	0.128	0.209	0.048	0.023	0.864	0.012	0.345	0.427	0.298	0.044	0.365	0.028	0.811	0.012
我	0.041	0.521	0.525	0.753	0.029	0.038	0.624	0.023	0.046	0.902	0.965	0.021	0.048	0.392	0.624

表 4 某一次仿真时正规化条件概率表

敌我	$p(r t)$				$p(s t)$			$p(u t)$			$p(b t)$		$p(a t)$		
	r_1	r_2	r_3	r_4	s_1	s_2	s_3	u_1	u_2	u_3	b_1	b_2	a_1	a_2	a_3
敌	0.903	0.020	0.036	0.041	0.472	0.511	0.017	0.931	0.043	0.026	0.027	0.973	0.038	0.348	0.614
中立	0.385	0.205	0.334	0.076	0.025	0.961	0.014	0.322	0.400	0.278	0.108	0.892	0.033	0.953	0.014
我	0.022	0.283	0.285	0.410	0.042	0.055	0.903	0.024	0.047	0.929	0.978	0.022	0.045	0.369	0.586

得到贝叶斯网络各个节点各状态的模糊概率矩阵后, 可根据随机模糊原理将目标的模糊值映射为一个随机数. 为讨论方便, 本文采用 [0,1] 均匀分布作为随机集合. 其模糊度区别的门槛值分别为 0.05, 0.25, 0.5, 0.85. 目标敌我属性先验概率为 {1/3, 1/3, 1/3}.

建立不同时间片中的目标不同属性的置信度如表 2 所示. 经 500 次随机仿真取平均值得到相应结果, 其中一次仿真过程如下:

经随机模糊处理得到条件概率表(见表 3). 随机生成的条件概率表不符合概率论的基本原理, 因此需进行正规化处理, 得到如表 4 所示的正规化的数据.

下面采用贝叶斯全概率公式进行贝叶斯推理. 根据时间片 1 的证据, 得到相应的后验概率

$$\begin{aligned}
 & p(t^{(1)} = t_k^{(1)} | s^{(1)} = s_i^{(1)}, a^{(1)} = a_i^{(1)}) = \\
 & \frac{p(t^{(1)} = t_k^{(1)}, s^{(1)} = s_i^{(1)}, a^{(1)} = a_i^{(1)})}{p(s^{(1)} = s_i^{(1)}, a^{(1)} = a_i^{(1)})} = \\
 & \frac{p(s^{(1)} = s_i^{(1)}, a^{(1)} = a_i^{(1)} | t^{(1)} = t_k^{(1)}) p(t^{(1)} = t_k^{(1)})}{p(s^{(1)} = s_i^{(1)}) p(a^{(1)} = a_i^{(1)})} = \\
 & \frac{p(s^{(1)} = s_i^{(1)} | t^{(1)} = t_k^{(1)}) p(a^{(1)} = a_i^{(1)})}{p(s^{(1)})} \rightarrow
 \end{aligned}$$

$$\leftarrow \frac{a_i^{(1)} | t^{(1)} = t_k^{(1)} p(t^{(1)} = t_k^{(1)})}{s_i^{(1)} p(a^{(1)} = a_i^{(1)})}.$$

为书写简化, 将 $p(t^{(1)} = t_k^{(1)} | s^{(1)} = s_i^{(1)}, a^{(1)} = a_i^{(1)})$ 简写为 $p(t_k^{(1)} | s_i^{(1)}, a_i^{(1)})$, 其余的可以类推. 其中 $p(a_i^{(1)} | t_k^{(1)})$ 和 $p(s_i^{(1)} | t_k^{(1)})$ 相应的值见表 4, 分母 $p(s_i^{(1)})$ 和 $p(a_i^{(1)})$ 的值见表 2, $p(t_k^{(1)})$ 的值为 {1/3, 1/3, 1/3}. 可以得到, 在时间片 1 得到相应证据时 $p(t_k^{(1)} | s_i^{(1)}, a_i^{(1)})$ 的值. 根据时间片 1 的结果和时间片 2 得到的证据, 可得到时间片 2 的后验概率

$$\begin{aligned}
 & p(t_k^{(2)} | s_i^{(2)}, u_i^{(2)}, b_i^{(2)}) = \\
 & \frac{p(t_k^{(2)}, s_i^{(2)}, u_i^{(2)}, b_i^{(2)})}{p(s_i^{(2)}, u_i^{(2)}, b_i^{(2)})} = \\
 & \frac{p(s_i^{(2)}, u_i^{(2)}, b_i^{(2)} | t_k^{(2)}) p(t_k^{(2)})}{p(s_i^{(2)}) p(u_i^{(2)}) p(b_i^{(2)})}.
 \end{aligned}$$

采用相同的分解方法, 可以得到 $p(t_k^{(2)} | s_i^{(2)}, u_i^{(2)}, b_i^{(2)})$ 的值, 其中 $p(t_k^{(2)})$ 的值为在时间片 1 得到的结果. 将时间片 2 得到的结果作为时间片 3 的先验信息, 重新进行分解, 可得到最终的 $p^{(3)}(t_k)$ 值. 经 500 次仿真后取不同仿真结果的平均值, 可得到相应的识别结果如图 4 所示.

由图4可以看出,得到最后的决策结果为“敌”。根据相应的信息进行主观判断,估计是敌的可能性最大,这说明通过动态贝叶斯网络进行推断得到的结果符合人的主观思维。同时,动态贝叶斯网络将前一时刻推理和学习来的经验与知识进行有效的保存和处理,如在本例中时间片1和时间片2的识别结果是“敌”的概率已经大于任一属性的其他概率,这使得在时间片3时识别的先验概率不再是平均分配,从而随着时间的推移,获得的证据和有效信息越来越多,能够不断地提高推理的精确性,有效地降低推理的不确定性。

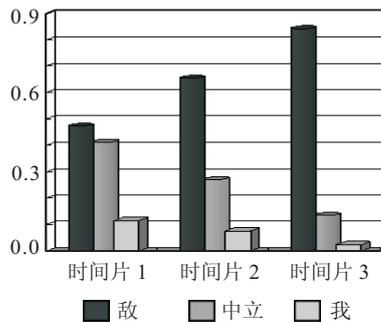


图4 动态贝叶斯网络识别结果

6 结 论

本文利用动态变结构贝叶斯网络对综合敌我识别进行建模,提出采用随机模糊原理对条件概率表进行学习。这种思想集贝叶斯网络和随机模糊思想的优点于一体,仿真表明具有良好的实用性和价值。然而,这种方法需要先验信息较多,尤其是确定网络结构时需对整个问题的认识,由此降低了方法的泛化性,这些问题尚需进一步解决。

参考文献(References)

- [1] Liggins M E, Hall D L, Linas J. Handbook of multisensor data fusion theory and practice[M]. 2nd ed. Boca Raton: Chemical Rubber Company Press, 2008: 12-15.
- [2] Krauthausen P, Hanebeck U D. Intention recognition for partial-order plans using dynamic Bayesian network[C]. 12th Int Conf on Information Fusion. Seattle, 2009: 444-451.
- [3] Gosliga S P, Jansen I H. A Bayesian network for combat identification[Z]. Hague: TNO Physics and Electronics Laboratory, ADA428330, 2004.
- [4] Saenko K, Livescu K, Glass L. Multistream articulatory feature based models for visual speech recognition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(9): 1700-1707.
- [5] Cho H C, Fadali M S, Yeo D Y. Nonlinear network induced time delay system with online dynamic Bayesian learning[C]. Int Joint Conf. Fukuoka, 2009: 4200-4205.
- [6] Lähdesmäki H, Shmulevich I. Learning the structure of dynamic Bayesian networks from time series and steady state measurements[J]. Machine Learning, 2008, 71(2/3): 185-217.
- [7] Liu Y K, Liu B. Random fuzzy programming with chance measures define by fuzzy integrals[J]. Mathematical and Computer Modeling, 2002, 36(4/5), 509-524.
- [8] Murphy K P. Dynamic Bayesian networks: Representation inference and learning[D]. Berkeley: Doctoral Dissertation of University of California, 2002: 125-128.

(上接第442页)

- [5] Wu Z J, Xie X J, Zhang S Y. Adaptive backstepping controller design using stochastic small-gain theorem[J]. Automatica, 2007, 43(4): 608-620.
- [6] 李武全, 井元伟, 张嗣瀛. 一类高阶随机非线性系统的输出反馈镇定[J]. 控制与决策, 2010, 25(1): 126-129.
(Li W Q, Jing Y W, Zhang S Y. Output-feedback control of a class of high-order stochastic nonlinear systems[J]. Control and Decision, 2010, 25(1): 126-129.)
- [7] Li W Q, Xie X J. Inverse optimal stabilization for stochastic nonlinear systems whose linearizations are not stabilizable[J]. Automatica, 2009, 45(2): 498-503.
- [8] Xie X J, Li W Q. Output-feedback control of a class of high-order stochastic nonlinear systems[J]. Int J of Control, 2009, 82(9): 1692-1705.
- [9] Qian C J, Lin W. Non-Lipschitz continuous stabilizers for nonlinear systems with uncontrollable unstable linearization[J]. Systems and Control Letters, 2001, 42(3): 185-200.
- [10] Polendo J, Qian C J. A generalized framework for global output feedback stabilization of nonlinear systems[C]. Proc of the 44th IEEE Conf on Decision and Control. Seville, 2005: 2646-2651.