

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201210057  
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20130515.0921.004.html>

# 采用 MSBN 多智能体协同推理的智能农业车辆环境识别

郭文强<sup>1</sup>,高晓光<sup>2</sup>,侯勇严<sup>1</sup>,周强<sup>1</sup>

(1.陕西科技大学 电气与信息工程学院,陕西 西安 710021; 2.西北工业大学 电子信息学院,陕西 西安 710129)

**摘 要:**为了解决智能农业车辆对所处复杂农田环境的识别信度定量分析困难的问题,提出了基于多连片贝叶斯网(MSBN)多智能体协同推理的目标识别算法.该方法把多智能体图像采集系统的局部信息表征在 MSBN 模型中,在观测不完备条件下,虽然单个智能体仅拥有目标的局部观测信息,但利用重叠子域信息的更新可以进行子网间消息的传播.利用 MSBN 局部推理和子网间信度通信的全局推理对多源信息进行融合,以提高识别性能.实验结果表明,与传统神经网络或 BN 方法相比,基于 MSBN 目标识别算法有效地对多源信息进行了补充,可以提高农业车辆在复杂环境进行识别的准确性.

**关键词:**智能农业车辆;MSBN;多智能体;协同推理;环境识别

**中图分类号:** TP391   **文献标志码:** A   **文章编号:** 1673-4785(2013)05-0453-06

中文引用格式:郭文强,高晓光,侯勇严,等.采用 MSBN 多智能体协同推理的智能农业车辆环境识别[J]. 智能系统学报, 2013, 8(5): 453-458.

英文引用格式:GUO Wenqiang, GAO Xiaoguang, HOU Yongyan, et al. Environment recognition of intelligent agricultural vehicles based on MSBN and multi-agent coordinative inference[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2013, 8(5): 453-458.

## Environment recognition of intelligent agricultural vehicles based on MSBN and multi-agent coordinative inference

GUO Wenqiang<sup>1</sup>, GAO Xiaoguang<sup>2</sup>, HOU Yongyan<sup>1</sup>, ZHOU Qiang<sup>1</sup>

(1.College of Electrical and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China; 2.School of Electronics and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

**Abstract:**In order to solve the problem existing in the agricultural environment recognition of intelligent vehicles, due to the difficulty of conducting quantitative analysis of the reliability of such recognition, a target recognition algorithm for multi-agent cooperative inference based on the multiply sectioned Bayesian network (MSBN) has been proposed. This method characterizes local information of the multi-agent image acquiring system with MSBN model. In the circumstance of incomplete observations, although each single agent may only capture some local observation information from the target, the message propagation among subnets can be achieved by information update in the overlapping sub-domains. By combining the local inference and global inference of reliability communication between subnets in MSBN, the multi-source information was merged to enhance recognition performance. By comparing the traditional neural network and BN method, experimental results illustrate that, the target recognition algorithm based on MSBN can effectively supplement multi-source information, and thus, can improve the recognition accuracy of agricultural vehicles in the complicated environment.

**Keywords:**intelligent agricultural vehicle; multiply sectioned Bayesian network (MSBN); multi-agent; coordinative inference; environment recognition

自动驾驶系统是现代智能农业车辆的重要组成

部分.将机器视觉应用于农业车辆自动驾驶系统,可大大提高农业生产的自动化水平.对于具有自动驾驶系统的农业车辆,针对其所处的不同环境而采取不同的路径规划方法,可以提高系统的响应速度和可靠性<sup>[1-3]</sup>.农业车辆所处环境的图像会随照明、阴

收稿日期:2012-10-27. 网络出版日期:2013-05-15.  
基金项目:国家自然科学基金资助项目(90205019, 60774064);陕西科技大学博士科研启动基金资助项目(BJ12-03);陕西省教育厅科研计划资助项目(2013JK1114).  
通信作者:郭文强. E-mail: guoweiqiang@sust.edu.cn.

影等的变化而改变.另外,即使在单一的环境中,图像也有许多内部和边界的灰度变化,从而影响自动导航系统对环境识别的准确性.农田环境的识别是一个典型的目标识别问题.随着电子和信息系统的飞速发展,在较短的时间内可以收集大量的目标原始数据.然而,在不确定和动态的环境中,如何快速、准确、定性、定量地进行目标识别是智能农业车辆自动导航系统中的关键技术之一.

针对农用车辆所处的不同环境,文献[4]研究了霍夫变换对不同目标进行识别的方法,但这种方法运算量大、计算代价昂贵.文献[5]提出了用人工神经网络的方法来识别环境的类型.然而,经典的神经网络方法尚存在模型解释性差的缺点,更不能在模型输入数据不完备时完成识别推理.

有机结合了图论和概率论的贝叶斯网络(Bayesian network, BN)适合解决不确定性和不完备信息问题,是目前一种有效的目标识别方法<sup>[6-7]</sup>.将问题域表达为 BN 模型后,现有的许多 BN 推理算法可以支持网络信度的更新和目标识别节点的概率查询.但是,在传统 BN 模型的研究中,其推理机需收集观测域内所有观测(证据),即通过单个中心推理机进行集中式推理.随着 BN 模型节点数量的增加,整个网络信度更新的计算量会呈指数增长<sup>[8-9]</sup>.这种传统的 BN 模型推理还会因为传输成本昂贵、传输延迟等问题,导致其实时性、可靠性较差.

智能车辆、机器人及其子系统均可以被视为智能体.本文将多智能体采集的局部目标特征信息表征为多连片贝叶斯网(multiply sectioned Bayesian network, MSBN),利用单个智能体进行局部推理,然后利用分布式多智能体重叠子域间紧凑的消息传播,实现了多智能体协同推理,避免了传统 BN 方法需要将所有观测值送给集中处理器,提高了系统实时推理和准确识别目标的能力.

## 1 目标特征信息及其 MSBN 表征

单个智能体的推理能力往往是有限的.一个自然的解决方案是利用多个智能体共享资源,协同完成所需任务.针对目标识别的推理,首先需进行特征数据的提取及相应推理机的建模.

### 1.1 农业环境图像的特征数据及其离散化

文献[5]将农业车辆所处的导航环境分为 4 种类型,即强光、普通、杂草和阴影.用于导航的图像常用 RGB 模型表示,其中, $R$ 、 $G$  和  $B$  反映了图像红、绿、蓝分量灰度级别的变化,其灰度方差和均值受多种因素(如光照、阴影及拍摄角度等)的影响.因此,对目标图像可采取 6 个特征参数表征,即  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分

量的均值(分别表示为  $E_R$ 、 $E_G$  和  $E_B$ )和方差(分别表示为  $D_R$ 、 $D_G$  和  $D_B$ ).

从不同的 4 个典型环境图像选择 80 幅图像(每种类型选用 20 幅),可计算出不同环境下农田图像的特征数据,如表 1 所示<sup>[5]</sup>.

表 1 农业环境图像的特征数据

环境 类型	均值			方差		
	$E_R$	$E_G$	$E_B$	$D_R$	$D_G$	$D_B$
强光	223	227	240	44	43	34
普通	193	193	217	37	37	38
杂草	171	179	201	39	39	40
阴影	127	124	112	54	54	46

为了加快 BN 模型的推理,利用阈值函数将图像特征数据离散为 3 个值,即“大”、“中”和“小”.本文使用 2 个阈值对数据进行离散,即均值阈值取 200 和 175,方差阈值取 39 和 45.将表 1 中数据按照阈值函数映射,得到相应的目标离散特征数据,如表 2 所示.

表 2 农业环境图像的离散特征数据

Table 2 Discrete characteristic data of agricultural environment images

环境 类型	均值			方差		
	$E_R$	$E_G$	$E_B$	$D_R$	$D_G$	$D_B$
强光	大	大	大	中	中	小
普通	中	中	大	小	小	小
杂草	小	中	大	中	中	中
阴影	小	小	小	大	大	大

### 1.2 MSBN

**定义 1**<sup>[9]</sup> MSBN 多连片贝叶斯网(MSBN)  $M$  是一个三元组  $(V, G, P)$ . 其中,  $V = \cup_i V_i$ ,  $V_i (i = 0, 1, \dots, n)$  是第  $i$  个子域里的变量集.  $G = \cup_i G_i$  是一个具有超树(hypertree)结构的多连接有向无环图,每个子图  $G_i$  的节点用  $V_i$  表示.在  $G$  中,  $x$  是一个节点,  $\pi(x)$  是  $x$  的全部父节点.对每个  $x$  的势,仅有一个包含  $\{x\} \cup \pi(x)$  的子图  $G_i$  对其赋值为  $P(x|\pi(x))$ ,而其他  $G_j$  包含  $x$  的势均赋予均匀分布.  $P = \prod_i P_i$  是联合概率分布,其中  $P_i$  是  $G_i$  中相关节点的势函数之积(product of the potentials).每个三元组  $S_i = (V_i, G_i, P_i)$  被称为  $M$  的一个子网.如果  $G_i$  和  $G_j$  在超树中是相邻的,则 2 个子网  $S_i$  和  $S_j$  被称为是相邻的.

图 1 为文献[10]中的一个 MSBN 示意图.图 1

中  $S_0, S_1, S_2$  构成具有超树结构的一个 MSBN,且 MSBN 中重叠子域的任一节点仅有一个子网包含其全部父节点.如节点  $J$  的全部父节点集  $\{D, V\}$  仅被子网  $S_1$  包含.图 1(b)、(c) 分别为图 1(a) 所示 MSBN 对应的超树和链化连接森林(linked junction forest, LJF).

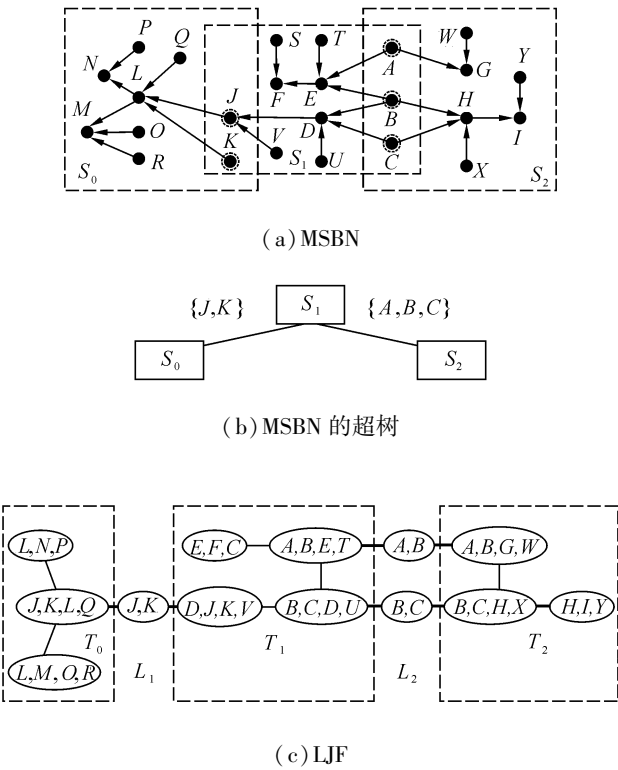


图 1 MSBN 示意图

Fig.1 Schematic diagram of the MSBN

根据 MSBN 定义可知,若以目标识别类型节点(隐节点)作为重叠子域,各 BN 子网可构建为一个完整的 MSBN.因而 MSBN 可视作传统贝叶斯网络的一种扩展模型,从 BN 模型推理出发可对多智能体系统进行协同求解.

2 MSBN 推理

MSBN 推理可分为 2 个阶段:各连接树内局部推理和连接树间全局推理<sup>[10-11]</sup>.其中局部推理可采用连接树算法完成,它是 MSBN 推理的基础.该算法不但可以解决单连通网络下的推理,也可以完成多连通网络下的推理计算.

贝叶斯网表示的联合概率分布满足:

$$P(V) = \prod_c \psi_c / \prod_{S \in S_{sep}} \phi_S.$$

式中: $\psi_c, \phi_S$  分别为贝叶斯网对应连接树中簇(cluster)  $C$ 、分隔集(separator)  $S_{sep}$  的势函数.

2.1 MSBN 中的局部推理

假设已知连接树中 2 个相邻的叶节点-簇  $C_i$  和

$C_j$ ,以及它们之间的分隔集  $S_{sep,ij}$ ,设它们相对应的势函数分别为  $\phi_{C_i}, \phi_{C_j}$  和  $\phi_{S_{sep,ij}}$ ,从消息传递的角度  $C_i$  到  $C_j$  的传递(也称收集证据,collect evidence)包含 3 个步骤:

1)更新  $\phi_{C_i}$ :令  $C_i$  中包含输入证据的簇似然度为  $L^{new}$ (初始值  $L^{new} = 1$ ),则

$$\phi_{C_i}^{new} = \phi_{C_i} L^{new};$$

2)  $S_{sep,ij}$  吸收消息:

$$\phi_{S_{sep,ij}}^{new} = \sum_{C_i \in S_{sep,ij}} \phi_{C_i}^{new};$$

3)  $\phi_{C_j}$  吸收消息:

$$\phi_{C_j}^{new} = \phi_{C_j} \phi_{S_{sep,ij}}^{new} / \phi_{S_{sep,ij}}.$$

类似,可得到从  $C_j$  到  $C_i$  的消息传递(也称发散证据,distribute evidence).

连接树中的新证据可通过这种方式进行消息传播,最终再次达到连接树内的全局一致性(global consistence).

2.2 MSBN 中的全局推理

MSBN 的整体信度更新主要采用信度通信算法(CommunicateBelief)完成.每个智能体局部的推理通过子网连接树的消息传播达到局部一致性.多个智能体通过智能体之间子网的共享链树进行消息传播,达到多智能体系统的全局一致性.

定理 1 令  $F$  为智能体对应 MSBN 中关于节点  $V$  的 LJF,对应的 MSBN 联合概率分布为  $P(V)$ .所有智能体完成局部观测证据更新,通过信度通信算法后,则  $F$  为全局一致,且每个局部连接树中每个簇  $C$  的势函数满足:

$$\psi_c = K \cdot \sum_{V \in C} P(V | x).$$

式中: $K$  为一个非负值的常数, $x$  为 MSBN 的观测值.

有关定理 1 的证明,请参阅文献[9].

MSBN 在多智能体系统框架下将一个复杂系统分解成若干有重叠子域的多个小规模 BN,使每一个 BN 子网可自主局部推理,虽然单个智能体仅拥有目标的局部知识,但利用重叠子域信息的更新进行子网间消息的传播,实现了多源信息的相互补充.当子网依赖的结构稀疏时,推理计算可高效进行<sup>[12]</sup>.

因此,MSBN 框架下的分布式推理可以确保信度的更新是按照贝叶斯概率理论的精确推理来实现,从而为多智能体系统中任意节点的概率查询提供了支持.

3 基于 MSBN 多智能体协同推理的目标识别算法

每个智能体可以用一个 BN 子网表示,多个 BN



子网构成一个完整的 MSBN,可以解决快速、准确的目标识别问题。

多智能体协同目标识别算法主要采用信度通信算法进行整个 MSBN 的信度更新,从而完成待识别目标在相应的 MSBN 中“目标类型”隐节点概率查询的支持,达到目标识别的目的。

假设目标类型有  $m$  个待识别类别,有  $n$  个智能体可利用  $i$  个不同的传感器系统从不同方位、途径对目标进行观测,但是受资源所限,每个智能体都只能观测有限的  $q$  个局部特征信号( $1 \leq q \leq i$ ),各传感器系统局部特征信号观测值分为  $k$  个值域。本文提出的基于 MSBN 多智能体协同推理的目标识别算法步骤如下。

1) 设置目标识别信度阈值参数  $\theta^*$ ,确定智能体个数  $n$ 。 $\theta^*$  范围一般取  $[0.7, 0.8]$ ,  $n$  值常取为 3~5;

2)  $n$  个智能体分别根据各自的  $i$  个传感器系统捕获  $q$  个目标特征数据( $1 \leq q \leq i$ ),每个目标特征数据有  $k$  个观测值,  $k$  值常取 3 或 4;

3) 建模判断,若目标识别系统尚未构建目标识别 MSBN 的链化连接森林,执行 4),完成相应模型的构建;否则,跳转执行 7);

4) 对第  $j$  个智能体( $1 \leq j \leq n$ ),用目标类型作为父节点  $S_j$ ,  $S_j$  有  $m$  个取值事件,即有  $m$  个待识别类别,  $m$  常取值为 3 或 4,以其  $q$  个目标特征数据作为子节点,用有向边分别连接父节点和各个子节点,即依次连接父节点  $S_j$  和子节点 1、父节点  $S_j$  和子节点 2……直至父节点  $S_j$  和子节点  $q$ ,每条有向边箭尾为父节点,箭头指向子节点。这样,可建立  $n$  个独立的 BN 子网结构, BN 子网模型各节点间的信度条件概率参数采用 EM 算法进行学习或专家知识获取;

5) 用有向边将  $n$  个 BN 子网的父节点(目标识别类型节点)单向连接,即有向边从父节点  $S_1$ (箭尾)指向父节点  $S_2$ (箭头),再从父节点  $S_2$ (箭尾)指向父节点  $S_3$ (箭头)……直至父节点  $S_{n-1}$ (箭尾)指向父节点  $S_n$ (箭头),构建得到 MSBN;

6) 利用文献[9]的链树(linkage tree)构建法将 MSBN 构建成链化连接森林;

7) 各 BN 子网模型中,输入各自的目标特征数据作为观测证据,利用连接树算法进行信度推理,从而完成  $n$  个子 BN 的目标识别类型节点  $S_j$  的信度  $\theta_j$  ( $1 \leq j \leq n$ )的更新;

8) 基于步骤 7) 获得  $\theta_j$  的更新,利用信度通信算法完成 MSBN 网内的全局推理,更新 MSBN 模型目标识别类型节点  $S_j$  的信度  $\theta_j$  ( $1 \leq j \leq n$ )。

9) 按式(1)计算目标识别信度  $\theta$ :

$$\theta = \sum_{j=1}^n (w_j \times \theta_j). \tag{1}$$

式中:  $w_j$  ( $0 < w_j < 1$ ) 为加权系数,且  $\sum_j w_j = 1, 1 \leq j \leq n$ 。加权系数常取算术平均加权,即  $w_j = 1/n$ 。

10) 若  $\theta > \theta^*$ ,按式(2)计算目标识别类型节点,输出结果,目标识别过程停止;否则,继续通过传感器系统捕获目标特征数据,以观测目标,并返回 2)。

目标识别类型节点  $x_s$  的目标类型可由式(2)获取:

$$x_s^* = \sum_{j=1}^n w_j \operatorname{argmax}_l (P(x_s^{j,l} | x_E^{j,1}, x_E^{j,2}, \dots, x_E^{j,q})). \tag{2}$$

式中:  $x_E^{j,q}$  为第  $j$  个智能体的第  $q$  个目标特征数据( $1 \leq j \leq n, 1 \leq q \leq i$ );  $x_s^{j,l}$  为第  $j$  个智能体目标识别类型节点  $S_j$  取值为  $l$  的事件( $1 \leq l \leq m$ );  $w_i$  ( $0 < w_i < 1$ ) 为加权系数,取值方法同步骤 9)。

### 4 实验仿真

为了验证基于 MSBN 多智能体协同推理的目标识别算法的正确性和有效性,本文进行了以下实验。设置车辆所处的实际环境是“杂草”,实验运行的硬件环境为 2 GB 内存、2.5 GHz Pentium(R) Dual-core CPU 的计算机, MSBN 推理软件采用 WebWeaver IV<sup>[8]</sup>, WebWeaver IV 中采用浮点型数值表示节点信度。

#### 4.1 参数设置与特征数据预处理

设置目标识别信度阈值参数  $\theta^*$ ,确定智能体个数  $n$ 。此处  $\theta^* = 75\%$ ,  $n$  值取为 3,加权系数  $w_j = 1/n = 1/3$  ( $j = 1, 2, 3$ )。

待识别目标环境离散化特征证据如表 3 所示, 3 个智能体可观测目标特征个数  $q$  亦列入表 3。其中  $[*, *, *]$  表示目标特征观测证据,“真”取“1”,否则取“0”;“ $\Phi$ ”表示相应观测子系统中未获得该目标特征节点信息;“—”表示相应模型中,由于某些不确定因素(如通信传输延迟等),暂时未能获得该目标特征节点信息。其特征节点参数将按先验条件概率取值进行推理。

注意到在本实施用例中,由于没有一个智能体捕捉到目标的所有 6 个特征数据,尤其是  $D_G$ 、 $D_B$  数据均未获得,即模型输入数据不完备。因此,若采用传统的神经网络建模方法,且不使用数据修补等剧增推理运算复杂度技术,目标识别推理将不可进行。然而进行数据修补工作,势必会增加目标识别任务所需的时间消耗。

表 3 目标特征证据  
Table 3 Target characteristic evidences

智能体	目标特征证据						$q$
	$E_R$ [大,中,小]	$E_G$ [大,中,小]	$E_B$ [大,中,小]	$D_R$ [大,中,小]	$D_G$ [大,中,小]	$D_B$ [大,中,小]	
$G_1$	[0,0,1]	[0,1,0]	—	$\Phi$	$\Phi$	$\Phi$	3
$G_2$	[0,0,1]	$\Phi$	$\Phi$	[0,1,0]	$\Phi$	—	3
$G_3$	[0,0,1]	$\Phi$	[1,0,0]	$\Phi$	$\Phi$	$\Phi$	2

4.2 推理机建模

本例中有 3 个智能体对同一目标,即农业车辆所处的实际环境进行观测、推理和识别.对目标图像采取 6 个特征参数表征,即  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量的均值和方差.在推理机建模阶段,3 个智能体推理子网分别用目标类型  $S_1$ 、 $S_2$  和  $S_3$  作为父节点,相应目标特征数据  $E_{R,j}$ 、 $E_{G,j}$ 、 $E_{B,j}$ 、 $D_{R,j}$ 、 $D_{G,j}$  和  $D_{B,j}$  作为子节点( $j=1,2,3$ ).根据提出的目标识别算法,得到的农业车辆环境识别 MSBN 模型如图 2 所示,用链树构建法将 MSBN 构建成相应的链化连接森林,如图 3 所示.

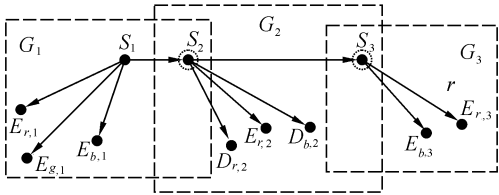


图 2 农业车辆环境识别 MSBN

Fig.2 Environment recognition MSBN for agricultural vehicle

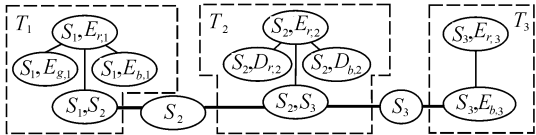


图 3 MSBN 推理机的链化连接森林

Fig.3 Linked junction forest for MSBN inference engine

4.3 目标识别结果

输入如表 3 所示的有限证据,MSBN 推理结果如表 4 所示.设智能体子系统的个数为  $n$ ,局部连接树中最大簇个数为  $m$ ,最大簇的基数为  $q$ ,链树中的最大链树个数为  $r$ ,每个结点最多有  $k$  个取值,则 MSBN 推理的计算复杂度为  $O(n(m+2r)k^q)^{[9]}$ .由于 MSBN 重叠子域为稀疏拓扑结构,即通常  $m \gg r$ ,此时计算复杂度可等效为  $O(nmk^q)$ .而同规模的单个 BN 推理采用连接树算法的计算复杂度也为  $O(nmk^q)$ .比较可知,MSBN 与 BN 2 种模型推理在计算复杂度方面相当.

表 4 MSBN 和 BN 方法进行目标识别推理结果( $\theta^*=75\%$ )

Table 4 Target recognition inference results by MSBN and BN method ( $\theta^*=75\%$ )

推理方法	目标类型	环境类型信度				目标识别信度 $\theta/\%$	识别结果
		强光	普通	杂草	阴影		
BN	$S_1$	0.011 080 333	0.290 858 720	0.542 936 300	0.155 124 660	59.22	待定
	$S_2$	0.047 297 300	0.101 351 360	0.662 162 200	0.189 189 200		
	$S_3$	0.040 816 330	0.306 122 450	0.571 428 600	0.081 632 660		
MSBN	$S_1$	0.009 612 318	0.009 931 096	0.942 007 300	0.038 449 276	94.20	杂草
	$S_2$	0.009 612 316	0.009 931 096	0.942 007 300	0.038 449 284		
	$S_3$	0.009 612 314	0.009 931 099	0.942 007 300	0.038 449 280		

由表 4 可知,MSBN 法进行目标识别推理结果为“杂草”的概率为 94.20%.由于识别信度阈值参数  $\theta^*$  为 75%,因此可判定出车辆所处环境为“杂草”.为了便于比较,使用传统 BN 方法进行目标识别推理的结果也列在表 4 中,推理结果为“杂草”的概率为 59.22%,远低于识别信度阈值,因此此时不能判定出车辆所处环境.

实验结果表明,本文提出的方法与传统神经网络

方法相比,即使模型输入数据不完备,采用的 MSBN 方法无需智能体进行更长耗时的更多特征数据的观测,依然能完成识别推理,说明提出的方法较神经网络方法更为有效;而与传统 BN 方法相比,在不增加目标识别算法计算复杂度的条件下,采用 MSBN 方法可以在传统 BN 方法不能给出识别结果的情况下,显著提高识别信度,提升了目标识别系统的准确性能.

## 5 结束语

为了有效、准确地识别出智能农业车辆所处的环境类型,提出了基于 MSBN 多智能体协同推理的目标识别算法,并将其应用于基于机器视觉的车辆自动导航系统。MSBN 将不同的局部观测证据融入贝叶斯网,采用局部推理和全局推理相结合的方法,对多源信息进行融合,提高了推理的有效性和准确性。实验结果表明,基于 MSBN 多智能体协同推理的目标识别算法可以在嘈杂的、不确定的复杂环境中提高农业车辆对所处环境进行目标识别的能力。这种基于 MSBN 的目标识别方法也可以被广泛应用在工业机器人和农业生产等其他相关领域,为进一步的自主决策任务提供支持。

## 参考文献:

- [1] BAKKER T, WOUTERS H, ASSELT K, et al. A vision based row detection system for sugar beet[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(1): 87-95.
- [2] GOTTSCHALK R, BURGOS-ARTIZU X P, RIBEIRO A, et al. Real-time image processing for the guidance of a small agricultural field inspection vehicle[J]. International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications, 2010, 8(1): 434-443.
- [3] 王典,刘晋浩,王建利.基于系统聚类的林地内采育目标识别与分类[J].农业工程学报, 2011, 27(12): 173-177.  
WANG Dian, LIU Jinhao, WANG Jianli. Identification and classification of scanned target in forest based on hierarchical cluster[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2011, 27(12): 173-177.
- [4] ROVIRA-MA F, ZHANG Q, REID J F, et al. Hough-transform-based vision algorithm for crop row detection of an automated agricultural vehicle[J]. Journal of Automobile Engineering, 2005, 219(8): 999-1010.
- [5] 赵博,王猛,毛恩荣,等.农业车辆视觉实际导航环境识别与分类[J].农业机械学报, 2009, 40(7): 166-170.  
ZHAO Bo, WANG Meng, MAO Enrong, et al. Recognition and classification for vision navigation application environment of agricultural vehicle[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(7): 166-170.
- [6] PEARL J. Causality: models, reasoning and inference[M]. 2nd ed. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2009.
- [7] TANG Zheng, GAO Xiaoguang. Research on the self-defence electronic jamming decision-making based on the discrete dynamic Bayesian network[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(4): 702-708.
- [8] XIANG Y, SMITH J, KROES J. Multiagent Bayesian fore-

casting of structural time-invariant dynamic systems with graphical models[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2011, 52(7): 960-977.

- [9] XIANG Yang. Probabilistic reasoning in multiagent systems: a graphical models approach[M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2002.
- [10] 田凤占,张宏伟,陆玉昌,等.多模块贝叶斯网络中推理的简化[J].计算机研究与发展, 2003, 40(8): 1230-1237.  
TIAN Fengzhan, ZHANG Hongwei, LU Yuchang, et al. Simplification of inferences in multiply sectioned Bayesian networks[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(8): 1230-1237.
- [11] 郭文强,高晓光,侯勇严.复杂系统的图模型多智能体协同故障诊断[J].计算机应用, 2010, 30(11): 2916-2919.  
GUO Wenqiang, GAO Xiaoguang, HOU Yongyan. Graphical model-based multi-agent coordination fault diagnosis for complex system[J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(11): 2916-2919.
- [12] XIANG Yang, JENSEN F V, CHEN Xiaoyun. Inference in multiply sectioned Bayesian networks: methods and performance comparison[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part B: Cybernetics, 2006, 36(6): 546-558.

### 作者简介:



郭文强,男,1971年生,副教授,硕士生导师,主要研究方向为电子信息、智能系统.参与国家自然科学基金项目2项,发表学术论文18篇,其中被EI、ISTP检索11篇。



高晓光,女,1957年生,教授,博士生导师,中国宇航学会光电技术专业委员会委员,享受国务院政府特殊津贴,主要研究方向为先进控制理论及其在复杂系统中的应用.承担国家211项目国家自然科学基金、国家“973”计划、国防科技预研项目、国家教委基金、国防预研基金、航空科学基金及国家重点型号工程相关研究项目等30余项.发表学术论文100余篇,其中被EI、ISTP检索40余。



侯勇严,女,1972年生,副教授,主要研究方向为智能控制.参与多项省部级科研项目,发表学术论文12篇,其中被EI、ISTP检索6篇。