

小样本目标识别问题下的 BN 参数学习

田浩, 高晓光

(西北工业大学电子信息学院, 西安 710129)

摘要: 目标识别问题中存在大量不确定信息, 利用 BN 可以对不确定信息及其相互关系进行学习与推理。但是, 目标识别问题的样本量较小, 在参数学习过程中, 常因观测数据不足产生误差, 需要引入单调性信息等专家经验, 针对这一问题, 提出最小元算法。首先, 利用最小元表达单调性信息, 将其转化为参数学习可以直接利用的先验信息; 然后, 基于保序回归思想, 对参数学习结果进行优化, 消除误差, 得到相对准确的网络参数。以空中目标识别为仿真背景, 与最小子集算法比较, 验证了该算法在准确度与复杂度等方面的优势。

关键词: 目标识别; 参数学习; 参数优化; 最小子集算法; 最小元算法

中图分类号: V271.4; TP181 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)08-0047-03

BN Parameter Learning in Target Recognition of Small Sample

TIAN Hao, GAO Xiao-guang

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129, China)

Abstract: There is a lot of uncertain information in target recognition which can be learned and reasoned by the use of BN. However, the target recognition problem is of small sample size, and there are often some errors due to lack of observational data during parameter learning. Therefore, it is needed to introduce monotonic expertise. Focusing on the above problem, the minimum unit algorithm was proposed. By use of the minimum unit, the monotonic information was translated into priori information, which could be directly used in parameter learning. Then, based on the thinking of isotonic regression, the parameter learning outcomes were optimized and the errors were eliminated. The relatively accurate network parameters were obtained. On the background of aerial target recognition, the advantages of minimum unit algorithm compared with the minimum lower sets algorithm in accuracy and complexity are illustrated.

Key words: target recognition; parameter learning; parameter optimization; Minimum Lower Sets (MLS) algorithm; Minimum Unit (MU) algorithm

0 引言

贝叶斯网络是一个用来表达一组随机变量的联合概率分布的简单模型, 可以灵活应用于很多领域^[1], 如目标识别、威胁评估、任务决策等。但在目标识别领域中, 很难得到参数学习所需的足够的观测数据信息, 因而需要引入专家经验^[2]。一般来说, 目标识别领域专家仅能提供单调性等定性信息, 却很难提供相对准确

的定量信息^[3]。

单调性信息并不能直接用于网络参数学习, 但可以对学习结果进行修正, 提高其准确度^[1]。文献[4]将单调性信息利用接受-拒绝采样方法得到一组样本, 然后基于样本对参数学习结果进行修正; 文献[5]将单调性信息转化为惩罚函数, 加入似然度函数中, 以提高算法准确度; 文献[6]将单调性信息转化为不等式约束, 然后在约束下进行参数学习。上述方法均通过引入单调性信息来提高参数学习算法的准确度, 但是, 均不能保证参数学习结果满足单调性信息。

针对以上问题, 本文提出最小元 (Minimum Units, MU) 算法, 基于保序回归思想^[7-8], 利用单调性信息对参数学习结果进行优化, 使其满足单调性。

收稿日期: 2013-09-04

修回日期: 2013-10-07

基金项目: 全国高校博士点基金(20116102110026)

作者简介: 田浩(1990—), 男, 河北衡水人, 硕士生, 研究方向为先导控制理论及应用。

1 单调性信息及其表达

将网络参数按照单调性所包含的大小关系进行排列,就可将网络单调性信息进行转换,得到网络参数的排序信息,进而直接用于网络参数优化^[9]。

定义1 已知,网络中 $X = (X_1, \dots, X_m)$ 为 Y 的父节点, x_1, \dots, x_l 为除 X_i 外的 X 的所有状态组合, y 为 Y 的任意不为 0 的状态。根据父节点 X_i 对 Y 的单调性,当其他父节点均已知时,将 Y 的相关参数按大小关系进行排列,即可得到 Y 的一个约束元 $U(Y)$, 数学表达式为

$$U(Y) = \{p(y|x_a, x_j), p(y|x_b, x_j)\} \quad (1)$$

式中, $p(y|x_a, x_j) \leq p(y|x_b, x_j)$ 。

以空中目标识别网络为例,根据文献[10]建立真实网络模型,具体如图1所示。

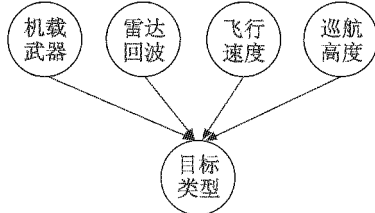


图1 空中目标识别网络模型

Fig.1 The network model of aerial target recognition

图中,识别目标类型包括歼击机、轰炸机两种,巡航高度包含4种状态,其他变量均包含两种状态。

由专家经验知,随着巡航高度增加,目标为歼击机的概率减小,为轰炸机的概率增大。若目标类型节点中,定义歼击机为0,轰炸机为1,则巡航高度对目标类型为单调增约束。同理可得,雷达回波对目标分类为单调增约束,机载武器、飞行速度对目标分类为单调减约束。

然后,利用约束元表达其单调性。如,巡航高度 H 对目标类型 T 的单调增约束用约束元表示为: $p(T=1|H=0, x_j) \leq p(T=1|H=1, x_j)$; $p(T=1|H=1, x_j) \leq p(T=1|H=2, x_j)$; $p(T=1|H=2, x_j) \leq p(T=1|H=3, x_j)$ 。

2 MU 算法思想及其实现

MU 算法可以通过定义最小元,逐个考虑每个参数相关约束元中的排序信息,进而通过保序回归算法来对其进行优化。

定义2 已知,网络中 $X = (X_1, \dots, X_m)$ 为 Y 的父节点, x_1, \dots, x_l 为 X 的所有状态组合, y 为 Y 的任意不为 0 的状态。若网络参数中的最小值为 $p(y|x_i)$, 则所有包含 $p(y|x_i)$ 且 $p(y|x_i)$ 为其中较大值的约束元就为当前情况下的最小元 U_{\min} , 数学表达式为

$$U_{\min} = \{p(y|x_j), p(y|x_i)\} \quad (2)$$

式中: $p(y|x_j) \leq p(y|x_i)$; $p(y|x_i) = \min\{p(y|x_1), \dots, p(y|x_l)\}$ 。

MU 算法具体过程如图2所示。

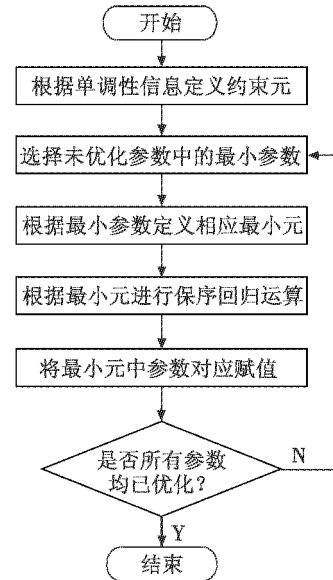


图2 MU 算法流程图

Fig.2 The flow chart of MU algorithm

图中,保序回归算法具体过程如下:检查最小元中的参数,若不满足单调性约束,则将最小元中的参数加权平均。加权平均式为

$$A'_v = \frac{A_{v1} \times \omega_1 + A_{v2} \times \omega_2}{\omega_1 + \omega_2} \quad (3)$$

式中: A_v 代表参数值; ω 代表权值,即观测数据的相应统计量。

3 实验仿真

本文以空中目标识别为例进行仿真实验,对 MU 算法进行分析。首先,根据真实网络观测数据样本进行参数学习,并与最小子集 (Minimum Lower Sets, MLS) 算法比较,在准确度与复杂度两方面进行分析,然后,将其与真实网络进行比较,进一步分析其准确度。

3.1 与 MLS 算法比较

分别选择样本数为 50、60、...、500 时,比较 MLS 与 MU 两种算法在小样本情况下进行参数优化的准确度与复杂度。

两种算法准确度的比较主要基于两种算法对于参数学习结果优化前后的 KL 散度差值,而复杂度的比较主要基于两种算法的运行时间。参数 p'_r 相对于标准参数 p_r 的 KL 散度的计算式为

$$K_L(p_r, p'_r) = \sum_x p_r(x) \times \lg \frac{p_r(x)}{p'_r(x)} \quad (4)$$

当 $p_r(x)$ 时, KL 散度为 0; 当 $p'_r(x) = 0$ 且 $p_r(x) > 0$

时, KL 散度无穷大。

为保证仿真实验的准确性, 采用多次实验并求取平均值的方法, 具体结果如图3、图4所示。

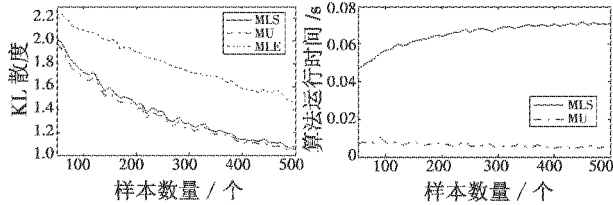


图3 算法准确度比较 图4 算法复杂度比较

Fig.3 The accuracy comparison of the algorithms Fig.4 The complexity comparison of the algorithms

可以发现, 在小样本情况下, 与 MLS 算法相比, MU 算法具有更高的准确度与更低的复杂度。

3.2 与真实网络比较

随机给出 20 组数据, 分别用 MU 算法学习得到的网络与真实网络对其进行目标识别, 比较识别结果, 如图5所示。

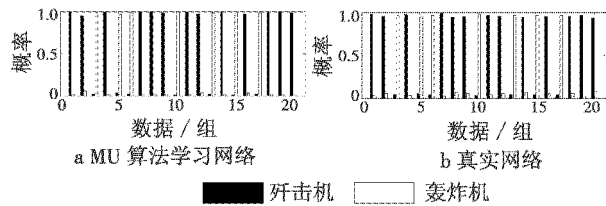


图5 目标识别结果

Fig.5 The results of target recognition

从图中可以发现, 通过 MU 算法学习得到的网络与真实网络基于这些数据对目标的识别结果几乎相同, 从而证明 MU 算法具有很高的准确性, 可以很好地用于空中目标识别。

4 总结

本文将 BN 参数学习运用到目标识别问题中, 基于保序回归思想, 提出 MU 算法, 引入单调性等专家经验, 对参数学习结果进行优化, 消除因观测数据不足产生的误差。

同时, MU 算法还提出一种新的单调性的表达方法, 与经典的 MLS 算法相比, 有效提高了算法的准确度, 降低了其复杂度。

此外, MU 算法只能基于单调性进行参数优化, 算法相对简单, 有待改进。针对这一问题, 可以引入相关优化算法, 进一步优化算法的准确度与复杂度。

参考文献

- [1] DALY R, SHEN Q, AITKEN S. Learning Bayesian networks: Approaches and issues [J]. The Knowledge Engineering Review, 2011, 26(2): 99-157.
- [2] XIAO X H, LEE H B, NG G W. Learning Bayesian network parameters from soft data [J]. International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems, 2009, 17(2): 281-294.
- [3] DRUZDEL M J, VAN DER GAAG L C. Building probabilistic networks: Where do the numbers come from? [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2000, 12(4): 481-486.
- [4] CHANG R, WANG W. Novel algorithm for Bayesian network parameter learning with informative prior constraints [C]//Neural Networks (IJCNN), The 2010 International Joint Conference on IEEE, 2010: 1-8.
- [5] LIAO W, JI Q. Learning Bayesian network parameters under incomplete data with domain knowledge [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 3046-3056.
- [6] TONG Y, JI Q. Learning Bayesian networks with qualitative constraints [C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Conference on IEEE, 2008: 1-8.
- [7] FEELDERS A, VAN DER GAAG L C. Learning Bayesian network parameters under order constraints [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2006, 42(1): 37-53.
- [8] FEELDERS A D, VAN DER GAAG L C. Learning Bayesian network parameters with prior knowledge about context-specific qualitative influences [C]//Proceedings of the 21st Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI, 2005: 193-200.
- [9] YUE K, LIU W Y, YUE M L. Quantifying influences in the qualitative probabilistic network with interval probability parameters [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 1135-1143.
- [10] 任佳, 高晓光, 茹伟. 目标数据缺失下离散动态贝叶斯网络的参数学习 [J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(8): 1885-1890.
REN J, GAO X G, RU W. Parameter learning of discrete dynamic Bayesian network with missing target data [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(8): 1885-1890.