

两种数据融合方法在一个目标识别问题上的应用^{*}

郑 援^{1,2} 胡成军² 李启虎¹

(1 中国科学院声学研究所 北京 100080)

(2 海军潜艇学院 青岛 266071)

2002 年 6 月 14 日收到

摘要 本文将贝叶斯模型和 TBM 模型这两种数据融合方法分别应用于一个水下目标识别问题, 并对应用效果进行了分析比较。

关键词 数据融合, 目标识别, 贝叶斯模型, TBM

Applying two data fusion methods to single target identification problem

ZHENG Yuan^{1,2} HU Chengjun² LI Qihu¹

(1 Institute of Acoustics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(2 Navy Submarine Academy, Qingdao 266071)

Abstract The Bayesian model and the transferable belief model (TBM) are applied separately to solve an underwater target identification problem. Results from the two data fusion methods are analyzed and compared.

Key words Data fusion, Target identification, Bayesian model, TBM

1 引言

数据融合^[1] 又称信息融合, 是利用计算机技术对按时序获得的若干传感器的观测信息在一定准则下加以自动分析、综合以完成所需的决策和估计任务而进行的信息处理过程。数据融合作为一种数据综合和处理技术, 实际上是许多传统学科和新技术的集成和应用, 涉及模式识别、决策论、不确定性推理、估计理论、最优化技术等, 并在上述技术基础上建立其基

础理论以及多种算法和模型。数据融合技术已在军事和民用的多个领域得到广泛应用。

水下目标识别过程中, 通过数字信号处理, 通常可以提取多个特征, 为了获得客观的识别结果, 有必要对多个特征进行数据融合以便获得较为精确的识别结果。这是一个不确定推理的过程, 解决这一问题的数据融合方法有多种, 贝叶斯模型和 TBM 模型 (Transferable Belief Model) 是最常用的两种。本文将这两种数据融合方法分别应用于 T 类水下目标的

^{*} 海装青年基金项目, 海装装备科研项目和总装技术基础项目资助

识别问题, 并对两种方法的应用结果进行了比较分析。

2 两种数据融合方法

TBM^[2-4] 是针对信任度的量化表示而提出的一种模型, 是对著名的 Dempster-Shafer 证据理论的解释, 已经成为数据融合领域的一个重要流派。TBM 对 Dempster-Shafer 证据理论的贡献, 除了 TBM 的基本原理, 还包括开放世界概念 (Open World Concept)、GBT 法则 (General Bayesian Theorem)、教条级 (Credal Mental Level) 和对等级 (Pignistic Mental Level) 两种不同的信任度、最小提交原理 (Least Commitment Principle)、组合的

析取规则 (Disjunctive Rules of Combinations) 等。TBM 不仅能够以静态方式表示量化的信任度, 而且能以动态的方式表示信任度的变化: 利用组合规则组合不同传感器收集来的数据; 当数据来自不太可靠的数据源时, 进行一定程度上的折扣; 用 GBT 法则对不同目标集上的信任度进行转换; 为了决策, 将信任度赋值转换为对等的概率等。其应用于识别的基本工作流程如图 1 所示。

贝叶斯模型^[5,6] 建立在概率论和条件独立的基础上, 在由原因和结果构成的概率关系网中进行推理, 这种网也称为贝叶斯网。令 $V_1, V_2 \dots V_k$ 是贝叶斯网中的节点, 贝叶斯网规定每个节点 V_i 条件独立于任何由其兄弟或它的后代节点构成的节点子集, 有 D 分离和条

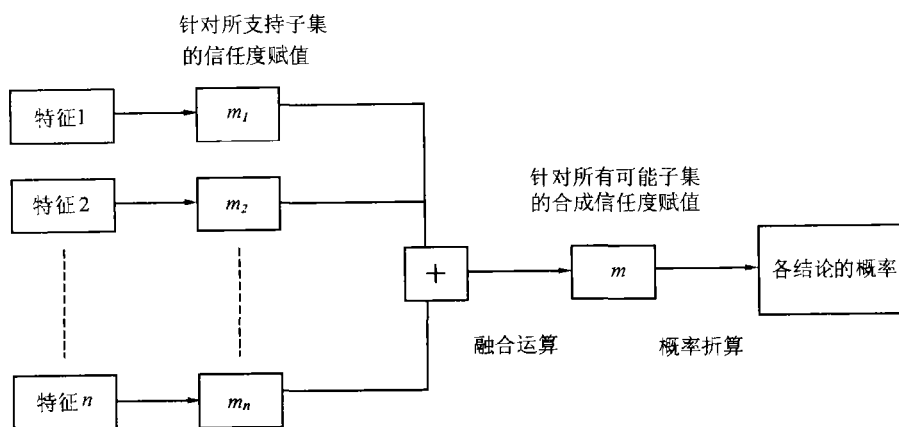


图 1 TBM 模型的基本工作流程

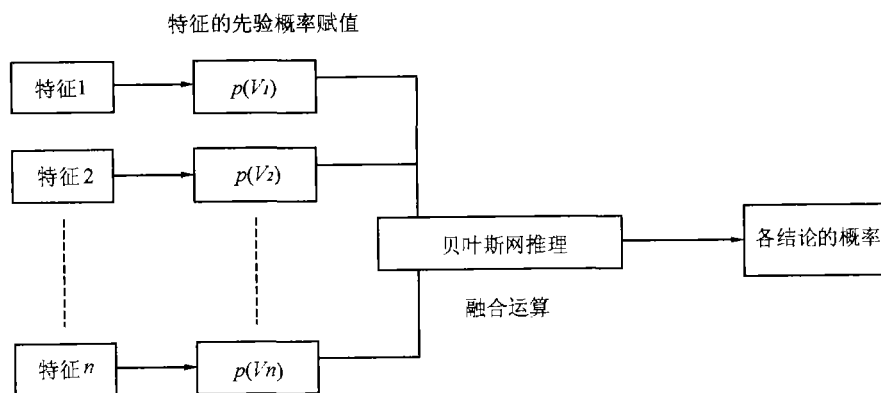


图 2 贝叶斯模型的基本工作流程

件独立存在。贝叶斯网最重要的运算法则就是贝叶斯法则, 即: $p(V_i|V_j) = \frac{p(V_j|V_i)p(V_i)}{p(V_j)}$ [5]。

另外, 假设 $P(V_i)$ 是 V_i 的直接双亲, 给定条件独立性假设, 可得出网中所有节点的联合概率为: $p(V_1, V_2, \dots, V_k) = \prod_{i=1}^k p(V_i|P(V_i))$ [5]。贝叶斯网有三种推理模式: 因果推理、诊断推理、辩解。其应用于识别的基本工作流程如图 2 所示。

由于这两种模型均可用于解决不确定性问题, 其效果往往取决于具体问题, 很难从理论上给出定量的比较。本文通过这两种数据融合方法在一类目标识别问题中的应用确定其解决问题的有效性, 并对这两种方法进行比较。

3 目标识别问题描述

本文的目标识别问题是根据来自声呐的跟踪听测波束信号, 判别是否有 T 类目标存在。在对信号进行数字采样、信号分析后, 可以得到如下相互独立的特征 [7]:

- (1) Hpe : 双谱图中是否有峰值存在?
- (2) Hph : 双谱图中最高峰值位置是否较高?
- (3) Dh : 信号的信噪比变化是否较快?
- (4) Rh : 对应螺旋桨转速的调制谱频率是否较高?

第一个特征主要用于确定是否存在信噪比较高的目标, 对于信噪比较低的信号, 后 3 个特征很难有实际意义。

根据信号处理得到的上述特征, 我们需要判定这段信号中是否有 T 类目标存在。容易看出仅通过单一特征难以做出最后的判决, 必须对上述多个特征进行数据融合。

下文中, 我们把 TBM 模型和贝叶斯模型用于对上述 4 个相互独立的特征进行数据融合, 介绍具体计算方法, 给出仿真结果及分析结论。

4 采用贝叶斯模型进行数据融合

贝叶斯模型解决这一识别问题的关键一步在于找到特征 (证据) 同结论之间正确的推理网络关系, 以及其中各节点之间的条件概率关系。针对 T 类目标的识别问题, 我们给出图 3 所示的贝叶斯网。图中, 中间节点 Ta 表示信号中是否存在信噪比较高的目标; 中间节点 Tg 表示信号是否具有 T 类目标辐射噪声的主要特点。

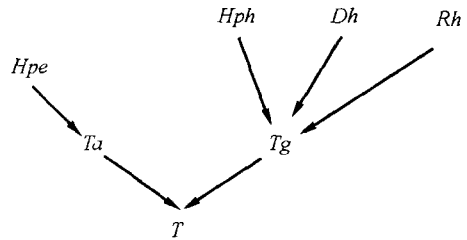


图 3 用于 T 类目标识别的贝叶斯网

根据上述网络结构可知, 要在这样的贝叶斯网中进行推理, 必须事先已知下述 14 个条件概率。按照已有的统计数据和专家的识别经验, 并考虑每个特征本身的可靠程度、在最后判决中所占权重, 我们按下面的数值给出这 14 个条件概率:

$$\begin{aligned}
 p(Ta|Hpe) &= 0.98; \\
 p(Ta|\neg Hpe) &= 0.0; \\
 p(Tg|Hph, Dh, Rh) &= 1.0; \\
 p(Tg|\neg Hph, Dh, Rh) &= 0.85; \\
 p(Tg|Hph, \neg Dh, Rh) &= 0.92; \\
 p(Tg|\neg Hph, \neg Dh, Rh) &= 0.36; \\
 p(Tg|Hph, Dh, \neg Rh) &= 0.96; \\
 p(Tg|\neg Hph, Dh, \neg Rh) &= 0.45; \\
 p(Tg|Hph, \neg Dh, \neg Rh) &= 0.54; \\
 p(Tg|\neg Hph, \neg Dh, \neg Rh) &= 0.0; \\
 p(T|Ta, Tg) &= 1.0;
 \end{aligned}$$

$$p(T|\neg Ta, Tg) = 0.0;$$

$$p(T|Ta, \neg Tg) = 0.05;$$

$$p(T|\neg Ta, \neg Tg) = 0.0;$$

上式中，“ $\neg$ ”的含义是“非”，则 $p(Ta|\neg Hpe) = 0.0$ 的意义是：在 Hpe 不发生的情况下， Ta 发生的概率是 0.0，即双谱图中无峰值存在的情况下，有信噪比较高的目标存在的概率是 0.0。

根据信号分析的结果，我们能够得到 Hpe 、 Hph 、 Dh 、 Rh 的先验概率，并计算出 $\neg Hpe$ 、 $\neg Hph$ 、 $\neg Dh$ 、 $\neg Rh$ 的概率 $1 - p(Hpe)$ 、 $1 - p(Hph)$ 、 $1 - p(Dh)$ 、 $1 - p(Rh)$ 作为输入，通过贝叶斯模型计算“是否存在目标 T ”这一判决的概率。基本运算公式如下：

$$p(Ta) = \sum_{Hpe} p(Ta|Hpe) \times p(Hpe) \quad (1)$$

$$p(\neg Ta) = 1 - p(Ta) \quad (2)$$

$$p(Tg) = \sum_{Hph, Dh, Rh} p(Tg|Hph, Dh, Rh) \times p(Hph, Dh, Rh)$$

$$= \sum_{Hph, Dh, Rh} p(Tg|Hph, Dh, Rh) \times p(Hph) \times p(Dh) \times p(Rh) \quad (3)$$

$$p(\neg Tg) = 1 - p(Tg) \quad (4)$$

$$p(T) = \sum_{Ta, Tg} p(T|Ta, Tg) \times p(Ta, Tg)$$

$$= \sum_{Ta, Tg} p(T|Ta, Tg) \times p(Ta) \times p(Tg) \quad (5)$$

公式 (1)、(2) 根据 Hpe 的概率，以及 Hpe 同 Ta 的条件概率关系计算中间节点 Ta 发生、不发生的概率。公式 (3)、(4) 根据 Hph 、 Dh 、 Rh 的概率、条件独立性以及同 Tg 的条件概率关系计算中间节点 Tg 发生、不发生的概率。公式 (5) 根据 Ta 、 Tg 的概率、条件独立性以及同 T 的条件概率关系计算最终结果 T 类目标存在的概率。

部分仿真结果如表 1 所示。

表 1 中 $T?$ 栏是该组数据对应的正确结果， $p(T)$ 栏是采用贝叶斯模型对该组数据进

表 1 贝叶斯模型部分仿真结果

$p(Hpe)$	$p(Hph)$	$p(Dh)$	$p(Rh)$	$p(T)$	$T?$
0.0	1.0	0.0	1.0	0.0000	否
0.5	1.0	1.0	1.0	0.4900	否
0.7	1.0	1.0	1.0	0.6860	是
1.0	1.0	1.0	1.0	0.9800	是
1.0	0.0	1.0	1.0	0.8403	是
1.0	1.0	0.3	1.0	0.9279	是
1.0	1.0	1.0	0.0	0.9428	是
1.0	0.5	1.0	0.5	0.8078	是
1.0	1.0	0.0	0.0	0.5517	否
1.0	0.5	0.4	1.0	0.7510	否
1.0	0.1	0.1	0.1	0.1746	否
1.0	0.3	0.3	0.3	0.4190	否
1.0	0.5	0.5	0.5	0.6402	否
1.0	0.7	0.7	0.7	0.8211	是
0.7	0.7	0.7	0.7	0.5748	是
0.5	0.5	0.5	0.5	0.3201	否
0.5	0.8	0.5	0.5	0.3815	否
0.8	0.6	0.5	0.7	0.5863	否
0.2	0.9	0.2	0.2	0.1279	否
0.9	0.9	0.2	0.2	0.5754	否

行计算得出的 T 类目标存在的概率。以 0.6 为门限，采用贝叶斯模型对上述 20 组数据的正确识别率为 85%。从表中数据可知，特征 Hpe 、 Hph 、 Dh 、 Rh 对结论的支持程度是不同的，很多情况下甚至是矛盾的，难以直接采用以做最后的判决，但采用贝叶斯模型仍得到了比较令人满意的结果。

5 采用 TBM 模型进行数据融合

使用 TBM 模型不需要给出条件概率，但必须给出可能判定结果的全集，对本文的识别问题而言，判决的全集 $H = \{T, O, N\}$ ，其中 T 代表 T 类目标， O 代表其他类目标， N 代表没有任何目标。

这样，对于每种特征，它所支持的基本信任度赋值只针对 H 的某些子集。根据信号分析结果得到的 Hpe 、 Hph 、 Dh 、 Rh 的先验概率，我们进行如下的基本信任度赋值：

(1) 对于特征 Hpe ，其基本信任度赋值为：

$$m1(\{T, O\}) = p(Hpe);$$

$$m1(\{N\}) = 1 - p(Hpe); \quad \forall A \subseteq H \quad (9)$$

(2) 对于特征 Hph , 其基本信任度赋值为:

$$m2(\{T, N\}) = p(Hph);$$

$$m2(\{O, N\}) = 1 - p(Hph);$$

(3) 对于特征 Dh , 其基本信任度赋值为:

$$m3(\{T, N\}) = p(Dh);$$

$$m3(\{O, N\}) = 1 - p(Dh);$$

(4) 对于特征 Rh , 其基本信任度赋值为:

$$m4(\{T, N\}) = p(Rh);$$

$$m4(\{O, N\}) = 1 - p(Rh);$$

考虑到每种特征在基本信任度赋值上存在的不同可靠程度 α , 需要按照下面的 TBM 模型的折算信任度公式^[3] 对各基本信任度赋值进行折算:

$$m^*(A) = \alpha \times m(A), \quad \forall A \neq H \quad (6)$$

$$m^*(H) = 1 - \alpha + \alpha \times m(H) \quad (7)$$

在本文的问题中, 根据统计数据, 得到 $\alpha_1 = 0.98$ 、 $\alpha_2 = 0.9$ 、 $\alpha_3 = 0.75$ 、 $\alpha_4 = 0.6$ 。这样, 我们计算出折算后的基本信任度赋值 $m1^*$ 、 $m2^*$ 、 $m3^*$ 、 $m4^*$ 。

下面, 利用 TBM 模型的合取公式^[2,3], 对来自不同特征的基本信任度赋值进行数据融合:

$$m_{1(\cap)2}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C), \quad \forall A \subseteq H \quad (8)$$

我们得到 4 个特征融合后的基本信任度赋值: $m = m1^*(\cap)m2^*(\cap)m3^*(\cap)m4^*$ 。

最后, 为了确定 T 类目标存在的概率, 还需利用下面的 TBM 模型的 BetP 公式^[3] 将信任度赋值折算到对等的概率:

$$BetP^H(A) = \sum_{X \subseteq H} \frac{|A \cap X|}{|X|} \frac{m^H(X)}{(1 - m^H(\phi))},$$

表 2 的仿真条件和实验数据同表 1 相同, 但为采用 TBM 模型进行融合后得到的结果。该表内容同表 1 唯一不同的就是 $p(T)$ 栏是采用 TBM 模型对该组数据进行计算得出的 T 类目标存在的概率。以 0.6 为门限, 采用 TBM 模型对上述 20 组数据的正确识别率也达到 85%。

表 2 TBM 模型部分仿真结果

$p(Hpe)$	$p(Hph)$	$p(Dh)$	$p(Rh)$	$p(T)$	$T?$
0.0	1.0	0.0	1.0	0.0025	否
0.5	1.0	1.0	1.0	0.4975	否
0.7	1.0	1.0	1.0	0.6925	是
1.0	1.0	1.0	1.0	0.9851	是
1.0	0.0	1.0	1.0	0.4562	是
1.0	1.0	0.3	1.0	0.9195	是
1.0	1.0	1.0	0.0	0.9165	是
1.0	0.5	1.0	0.5	0.7808	是
1.0	1.0	0.0	0.0	0.4562	否
1.0	0.5	0.4	1.0	0.6437	否
1.0	0.1	0.1	0.1	0.0285	否
1.0	0.3	0.3	0.3	0.1700	否
1.0	0.5	0.5	0.5	0.4842	否
1.0	0.7	0.7	0.7	0.8045	是
0.7	0.7	0.7	0.7	0.4594	是
0.5	0.5	0.5	0.5	0.1590	否
0.5	0.8	0.5	0.5	0.2387	否
0.8	0.6	0.5	0.7	0.4303	否
0.2	0.9	0.2	0.2	0.0438	否
0.9	0.9	0.2	0.2	0.4095	否

6 结语

针对本文的 T 类目标识别问题, 从数值结果上看:

(1) 采用贝叶斯模型和 TBM 模型进行目标识别, 能够解决采用单一特征难以判决的问题, 并且判决准确性都比较高;

(2) 尽管两种数据融合方法在 T 类目标识别问题上得到的识别率相同, 但单次识别结果 $p(T)$ 之间的平均距离为 0.1032, 存在一定差距, 所以识别率的相同应视作巧合。

另外, 从数据融合过程本身来看:

(1) 贝叶斯模型涉及的条件概率个数同特征、中间节点数目和贝叶斯网络结构有关, 当贝叶斯网络规模较大时容易发生组合爆炸; 而 TBM 模型的基本概率赋值只针对有限子集, 能够有效避免这一问题;

(2) 贝叶斯模型中的贝叶斯网络结构、条件概率和 TBM 中的可靠性折扣都需要根据以往经验性结果得出, 直接影响融合结论的有效性, 如果这些数值选择不当, 数据融合的效果甚至不如不采用数据融合的好;

(3) 由于贝叶斯模型可从输入先验概率直接到达结论的概率, 更直观, 容易控制, 在确信不发生组合爆炸的情况下, 贝叶斯模型更容易实现;

(4) 贝叶斯模型在缺少已知条件概率的情况下难以奏效; 而 TBM 模型在缺少足够的条件概率的情况下, 仍可以给出比较满意的结果。

根据本文的数据融合结果, 我们认为采用数据融合方法利用多个特征对目标进行识别是

可行的, 但需要根据问题的规模、能否得到足够的先验知识选择适当的数据融合方法, 不能简单地认为哪种数据融合方法在任何情况下都优于另一种。

参 考 文 献

- 1 刘同明, 夏祖勋, 解洪成编著. 数据融合技术及其应用. 北京: 国防工业出版社, 1998. 1-16.
- 2 Philippe Smets. What is Dempster-Shafer's model? In: Advances in the Dempster-Shafer Theory of Evidence, New York: Wiley, 1994. 5-34.
- 3 Philippe Smets. Data Fusion in the Transferable Belief Model. In: Proc. 3rd International Conference Information Fusion, France: Paris, 2000. 21-33.
- 4 Philippe Smets, Robert Kennes. Artificial Intelligence, 1994, 66(2): 191-234.
- 5 Nils J. Nilsson 著, 郑扣根, 庄越挺译, 潘云鹤校. Artificial Intelligence A New Synthesis, 人工智能. 北京: 机械工业出版社, 2000. 197-213.
- 6 张尧庭, 陈汉峰编著. 贝叶斯统计推断. 北京: 科学出版社, 1991. 1-16.
- 7 杨日杰. 鱼雷报警声纳合成环境的研究. 西北工业大学博士学位论文. 西安, 1999. 11-43.

(上接第 8 页)

$\phi(x) = 1$ 时, 如图 6、图 7 所示, 分辨率有很大提高. 对于距离大于 2mm 的横通孔基本可以分辨出来. 当进一步改变 $\psi(x)$ 和 $\phi(x)$, 使 $\psi(x) = e^x$, $\phi(x) = x$ 和 $\psi(x) = Xe^x$, $\phi(x) = x$ 时, 图像分辨率进一步提高, 对于距离大于 2mm 的横通孔都可以很清晰地分辨出来。

6 结 论

论文介绍了合成孔径聚焦超声成像的基本原理. 同时, 为了进一步提高成像系统分辨率, 在合成孔径聚焦基本原理的基础上, 设计了基于信号相关性分析的非线性 SAFT 算法. 然后利用延时叠加 SAFT 超声成像算法和非线性 SAFT 超声成像算法对有机玻璃试块进行成像实验, 实验结果表明:

与延时叠加 SAFT 成像算法相比, 基于相

关性分析的非线性 SAFT 超声成像算法有效地提高了超声成像的分辨率, 改善了图像质量, 同时不同的非线性系数函数对成像结果也有较大的影响。

由基于信号相关性分析的非线性 SAFT 算法的设计理念, 可以预见该算法会有一定抑制原始信号信噪比影响的能力。

参 考 文 献

- 1 孙宝申, 沈建中. 应用声学, 1993, 12(3):43-48.
- 2 Osetrov A V. Ultrasonics, 2000, (38): 739-744.
- 3 Chang Y F, Cheng-I H. IEEE Transaction on Ultrasonics, Ferroelectrics, and frequency control, 2002, 49(6): 776-783.
- 4 孙宝申, 张凡, 沈建中. 应用声学, 1993, 12(5): 39-44.
- 5 朱勇华, 邵淑彩, 孙毓玉. 应用数理统计. 武汉: 武汉水利电力大学出版社, 2000. 310-336.
- 6 马兴瑞, 陶良, 黄文虎等. 弹性波反演方法及其应用. 北京: 科学出版社, 1999. 359-375.