

文章编号: 1004-9037(2005)02-0150-06

基于不确定性的数据融合系统性能评估

刘严岩, 吴秀清

(中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 合肥, 230027)

摘要: 提出了一种基于不确定性的数据融合系统性能评估方法。数据融合的目的是为了提高融合后的信息量, 信息不确定度的降低就相当于信息量的增加, 本文从广义信息论出发度量信息不确定度, 通过比较融合前后系统信息的不确定度来度量融合系统的性能。给出多目标系统中计算信息不确定度归一化变化的方法, 实现了融合系统性能的定量评估。

关键词: 数据融合; 性能评估; 不确定性; D-S 证据理论

中图分类号: TP311.56

文献标识码: A

Evaluation for Data Fusion System Based on Uncertainty

L IU Yan-yan, W U X iu-qing

(Department of Electronic Engineering and Information Science,

University of Science and Technology of China, Hefei, 230027, China)

Abstract: The evaluation for the data fusion system is presented based on uncertainty. The purpose of the data fusion is to increase information. Thus the decrease of the uncertainty is equated to the increase of information. This paper uses the generalized information theory to measure information uncertainty. This method evaluates the performance of the data fusion system by measuring the changes of the information uncertainty after the fusion. Finally a method for measuring the information uncertainty of multi-objects system is given and the data fusion system is quantitatively evaluated.

Key words: data fusion; performance evaluation; uncertainty; D-S theory of evidence

引 言

多源信息融合技术在军事和民用领域的有广阔的应用前景^[1]。目前, 国内外对多源信息融合策略与评估的研究没有形成完整的理论体系、模型和方法。数据融合系统的评价方法主要有单因素评价方法, 包括评价图像的标准偏差^[2]、利用光谱信息定义评价指标^[3]以及用空间分辨力作为评价指标^[4]等, 模糊积分^[5], D-S 证据理论^[6]以及以信息量^[7]为标准的评价方法。经典的基于信息量的评价方法得到的是基于概率测度的信息量, 对于D-S理论和模糊测度都不能适用。

数据融合的一个目的是为了系统信息的质量, 系统信息不确定性的减少是信息质量提高的

一个方面。Klir 和 Folger 提出了广义信息论以及基于不确定性的信息测度^[8]。本文从广义信息论出发, 测度基于D-S理论和可能性理论的系统的信息不确定性, 比较融合前后信息不确定性的改变, 以不确定性的归一化改变量作为评价融合系统性能的指标。这种方法度量融合前后系统信息量的变化, 评价了融合系统的性能, 并推广了经典信息论中不确定性测度的方法, 普适性更强。

1 基于不确定性的融合系统性能评估

不确定性的物理意义是广义信息熵, 如果信息的不确定性由概率表示, 则广义信息熵退化为香农熵。当信息的不确定性由D-S证据结构和模糊测度表示时, 需要有新的熵测度信息不确定度。不确

基金项目: 国家高技术研究发展计划(“863”计划)(2002AA 0783055)资助项目。

收稿日期: 2004-05-19; 修订日期: 2005-01-04

定性的主要类型有: 随机性、模糊性、互斥性和不明确性。在不同的情况下, 熵的物理意义也不一样。对于概率测度, 熵是其信息量, 表示信息的随机性; 对于 D-S 证据结构, 熵表示其互斥性和不明确性; 对于模糊测度, 熵是其模糊度, 表示信息的模糊性。

1.1 不确定测度的相关理论

1.1.1 D-S 证据理论

D-S 证据理论给出信息的信任测度和似然测度。基本概率赋值为一个函数 $m: 2^X \rightarrow [0, 1]$, 其中 X 是事件所有可能结果的集合, 2^X 是 X 的幂集, 基本概率赋值函数满足下面两个条件:

- (1) $m(\emptyset) = 0$;
- (2) $\sum_{A \subseteq X} m(A) = 1$

其中所有满足 $m(A) > 0$ 的子集 A 称为 m 的焦元。证据可以区分焦元, 基本概率赋值和它对应焦元的序偶叫作证据体, 记作 F, m 。给出全集 X 上的一组证据体 F, m , 可以定义 D-S 证据理论中的信任函数 Bel 和似然函数 Pl

$$Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$$
$$Pl(A) = \sum_{B: A \subseteq B} m(B)$$

(1)

Bel 和 Pl 的一个关键性质是可以从同一个基本概率赋值得出: $Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A})$, 并对所有满足条件 $A \subseteq X$ 的 A 有 $Bel(A) + Pl(\bar{A}) = 1$ 。

1.1.2 可能性理论

可能性理论基于集合函数。在很大程度上, 它与概率论很相似。它与概率论的不同之处在于它使用一对集合函数(可能性和必要性测度)代替单一的概率测度^[9]。

可能性理论与 D-S 证据理论密切相关。可能性理论与证据理论中的嵌套信任函数等同。证据理论的嵌套信任函数使用嵌套子集的观点。一组全集 X 的子集可以按一个包含另一个的方式排列。在 D-S 证据理论中, 一组嵌套焦元 F 的信任和似然函数有如下性质

- (1) $Bel\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = \min\{Bel(A_1), Bel(A_2), \dots, Bel(A_n)\}$
- (2) $Pl\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \max\{Pl(A_1), Pl(A_2), \dots, Pl(A_n)\}$

对于所有的 $A, B \subseteq X$ 。

Bel 和 Pl 在可能性理论中对应的函数为 Pos 和 Nec , 为可能性和必要性测度。

给定一个可能性测度 Pos, X 上的可能性分布函数定义为 $r(x) = Pos(\{x\})$ 。该方程通过式(2)惟一确定可能性测度

$$Pos = \sup_{x \in A} r(x) \text{ for all } A \subseteq 2^X$$

(2)

给定一个可能性测度, 就存在一个必要性测度, 对于所有的 $A \subseteq 2^X$ 有 $Nec(A) = 1 - Pos(\bar{A})$ 。

1.2 信息的不确定性测度

经典信息理论的基础是不确定性测度, 包括 Shannon 提出的概率不确定测度(Shannon 熵)和 Hartley 提出的可能性不确定测度(Hartley 熵), 其物理意义分别为互斥性和不明确性^[8]。经典的不确定性测度是对概率不确定性的测度, 系统信息表示为证据理论和模糊测度时, 对系统信息的不确定性测度需要对经典的不确定测度进行推广。

1.2.1 Hartley 熵及其推广

考虑一个有限集合 X , 在给定的情况下只取其中一个值。假设根据给定证据, 正确选项在集合 E 当中。可以看出, 集合 E 越大, 证据的明确性越小, 可以选择到集合中正确选项的不确定性越大。这时信息不确定性是由证据的不明确性决定的。测度不明确性的惟一有效的方法是 H 方程

$$H(Pos_E) = \log_2 |E|$$

(3)

Higashi 和 Klir 提出了 Hartley 在可能性理论中的推广, 由正规模糊集 F 导出的可能性分布函数 r_F 定义

$$U(r_F) = \int_0^1 \log_2 |F^\alpha| d\alpha$$

(4)

式中 F^α 为 F 的 α 截集。Hartley 测度在 D-S 证据理论的推广由 Dubois 和 Prade 提出, 方程 U 定义为

$$U(m) = \sum_{A \subseteq X} m(A) \log_2 |A|$$

(5)

式(5)是一个证据体内 Hartley 测度的加权平均, U 的物理意义是测度不明确性的广义 Hartley 熵。可以证明, 该测度满足次可加性。

1.2.2 Shannon 熵及其推广

某一证据的概率 $p(x), x \in X$ 是明确的, 由于每次只有其中的一种情况是真实的, 这些概率之间互斥。香农熵表示了给定的概率分布的证据之间的互斥值的加权平均, 即证据之间的互斥性。定义为

$$S(p(x) | x \in X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log_2 p(x)$$

(6)

近年来, 人们提出了一些香农熵的推广, 但是它们都不能满足次可加性。Klir 和 W i e m a 提出了总的不确定性测度 AU ^[18], 既包括了互斥性也包括了不明确性, 定义为

$$AU(Bel) = \max_{p_{Bel}} \left\{ - \sum_{x \in X} p(x) \log_2 p(x) \right\}$$

(7)

式(7)在所有的 $p(x)$ 中取值以获得 AU 的最大值, 其中 $p(x)$ 满足

- $p(x) \in [0, 1], \quad x \in X$
- $\int_X p(x) dx = 1$
- $Bel(A) = \int_X p(x) dx, \quad 1 - Bel(\bar{A}) = A \subseteq X$

测度 AU 满足所有的数学要求, 包括次可加性。测度互斥性的推广香农熵 GS 可以通过 AU 和 U 来确定

$$GS = AU - U \quad (8)$$

尽管测度 AU 既包括互斥性又包括不明确性, 但是由于它具有集合体的特性, 所以它对证据体的改变不敏感, 不能满足要求, 因此提出了总不确定度 TU 。

1.2.3 总不确定度

总不确定度 TU 定义为^[10]

$$TU = (U, GS) \quad (9)$$

TU 可以满足所有的数学要求, 包括次可加性而且对于证据体的改变也比较敏感。

1.3 融合前后系统的不确定度改变

设 $U_j, GS_j, AU_j, j = 1, \dots, M$ 为融合前 M 个单数据源信息的不明确性、互斥性和总不确定度, $U_{fused}, GS_{fused}, AU_{fused}$ 为融合后系统信息的不明确性、互斥性和总不确定度, 式(10, 11)给出数据经过融合处理信息的变化 $FCI-TU$ 和 $FCI-AU$

$$FCI-TU_i = (FCI-U_i, FCI-GS_i) \quad (10)$$

式中

$$\begin{aligned} FCI-U_i &= \frac{\sum_{j=1}^M (U_j)_i - (U_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M (U_j)_i} \\ FCI-GS_i &= \frac{\sum_{j=1}^M (GS_j)_i - (GS_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M (GS_j)_i} \\ FCI-AU_i &= \frac{\sum_{j=1}^M (AU_j)_i - (AU_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M (AU_j)_i} \quad (11) \end{aligned}$$

其物理意义为: 当 $(FCI-U + FCI-GS)$ 近似为 0 (由设定的阈值 τ 决定) 时, 系统稳定, 没有大的信息损失和获取。当 $(FCI-U + FCI-GS) > |\tau|$ 时, 系统信息确定度有所增加。当 $(FCI-U + FCI-GS) <$

$|\tau|$ 时, 系统变的更加模糊, 意味着信息的丢失。

对于多目标系统来说, 其总的归一化不确定度变化为

$$FCI-totalTU = (FCI-totalU, FCI-totalGS) \quad (12)$$

式中

$$\begin{aligned} FCI-totalU &= \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (U_j)_i - \sum_{i=1}^N (U_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (U_j)_i} \\ FCI-totalGS &= \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (GS_j)_i - \sum_{i=1}^N (GS_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (GS_j)_i} \\ FCI-totalAU &= \frac{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (AU_j)_i - \sum_{i=1}^N (AU_{fused})_i}{\sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N (AU_j)_i} \quad (13) \end{aligned}$$

式中 N 为目标个数。

2 数据融合系统

数据融合系统是以 D-S 证据理论为基础, 实现特征层数据融合。该融合系统的数据源是两个波段的 Spot5 可见光机场图像, 系统的目标是识别已知机场区域中的飞机目标。分别对两个波段的图像进行预处理, 对可疑目标进行特征提取, 并将特征值转换为基本概率赋值, 第 i 个可疑目标在单源图像获得的特征向量及其基本概率赋值组成的证据体为 $((F_j)_i, (m_j)_i), j = 1, 2; i = 1, 2, \dots, N, N = 100$ 。其中: N 表示输入数据集中多可疑目标的数目, $(F_j)_i = \{(A_j)_i, (B_j)_i, (A_j, B_j)_i\}, j = 1, 2$, 其中 $(A_j)_i$ 代表根据特征第 j 个信号源中第 i 个可疑目标是目标; $(B_j)_i$ 表示根据特征第 j 个信号源中第 i 个可疑目标不是目标; $(A_j, B_j)_i$ 表示根据特征第 j 个信号源中第 i 个可疑目标是否是目标未知。表示为

$$m_j(A_i) = x_{ij}, m_j(B_i) = y_{ij}$$

$$m_j(A_i, B_i) = 1 - x_{ij} - y_{ij}$$

$$j = 1, 2; i = 1, 2, \dots, N$$

融合规则为经典 D-S 合成规则

$$m_{12}(C) = \frac{m_1(A) m_2(B)}{1 - \sum_{A \cap B = \emptyset} m_1(A) m_2(B)} \quad (14)$$

融合后的基本概率赋值函数为

$$m_{12}(A_i) = x_{fi}, m_{12}(B_i) = y_{fi}$$

$m_{12}(A_i, B_i) = 1 - x_{fj} - y_{fj}$

其中, $i = 1, 2, \dots, N$ 。

判决规则是基本概率赋值最大的命题为真。

3 数据融合系统性能评估

融合系统性能评估的步骤如下:

(1) 由式(5~ 9)得到单源图像中单目标信息不确定度为

$$U_j(m_i) = \frac{m_j(E_i) \log_2 |(E_j)_i|}{1 - x_{ij} - y_{ij}}, \quad j = 1, 2$$
$$AU_j(B_{eli}) = \begin{cases} 1 & x_{ij} = 0.5, y_{ij} = 0.5 \\ -x_{ij} \log_2 x_{ij} - (1 - x_{ij}) \log_2 (1 - x_{ij}) & x_{ij} = 0.5 \\ -y_{ij} \log_2 y_{ij} - (1 - y_{ij}) \log_2 (1 - y_{ij}) & y_{ij} = 0.5 \end{cases}$$
$$TU_j(m_i) = (U_j(m_i), (AU_j(m_i) - U_j(m_i)))$$

(2) 由式(5~ 9)得到融合后系统单目标信息不确定度

$$sm_i = m_{12}(A_i) + m_{12}(B_i) + m_{12}(A_i, B_i)$$
$$U_{12}(m_i) = sm$$

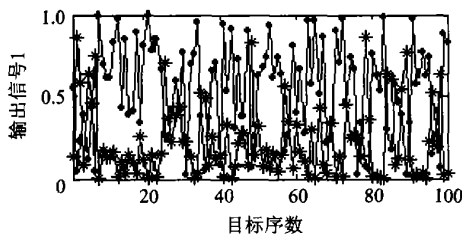


图 1 数据源 1 单目标特征匹配概率赋值

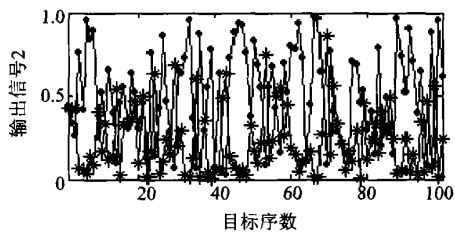


图 2 数据源 2 单目标特征匹配概率赋值

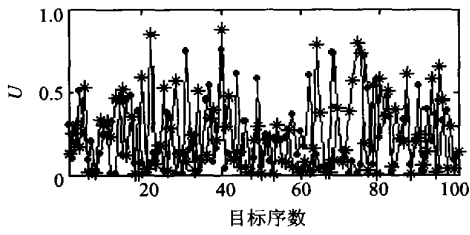


图 3 两数据源的广义 Hartley 熵值

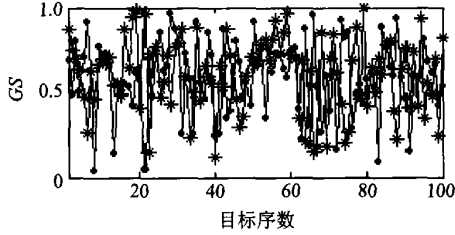


图 4 两数据源广义 Shannon 熵

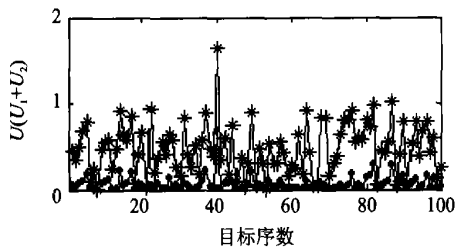


图 5 融合前后广义 Hartley 熵值

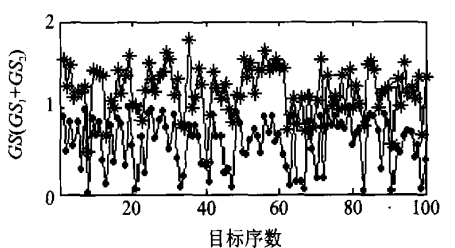


图 6 融合前后广义 Shannon 熵

$$AU_{12}(m_i) = \begin{cases} sm_i & x_{fi} = sm_i/2, y_{fj} = sm_i/2 \\ -x_{fi} \log_2 x_{fi} - (sm_i - x_{fi}) \log_2 (sm_i - x_{fi}) & x_{fi} = sm_i/2 \\ -y_{fj} \log_2 y_{fj} - (sm_i - y_{fj}) \log_2 (sm_i - y_{fj}) & y_{fj} = sm_i/2 \end{cases}$$
$$TU_{12}(m_i) = (U_{12}(m_i), (AU_{12}(m_i) - U_{12}(m_i)))$$

(3) 由式(10, 11)得到单目标不确定度归一化变化 $FCI-AU_i$ 和 $FCI-TU_i$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 。

(4) 由式(12, 13)得到系统总不确定度归一化变化 $FCI-totalAU$ 和 $FCI-totalTU$ 。

单源图像中单目标特征匹配的基本概率赋值如图 1, 2 所示, 其中“·”表示 $m(A)$, “*”表示 $m(B)$ 。图 3, 4, 8 分别表示数据源 1 和数据源 2 的广义 Hartley 熵、广义 Shannon 熵以及总不确定度, 其中“·”表示数据源 1, “*”表示数据源 2。图 5, 6, 9 分别为融合前后的广义 Hartley 熵、广义 Shannon 熵以及总不确定度, “*”表示融合前, “·”表示融合后, 图 7, 10 为融合前后不确定度归一化变化, 图 7 中“·”表示广义 Hartley 熵, “*”表示广义 Shannon 熵。

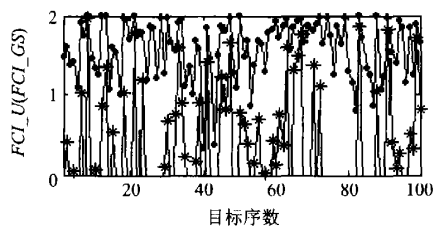


图 7 融合前后的 Hartley 熵和 Shannon 熵变化

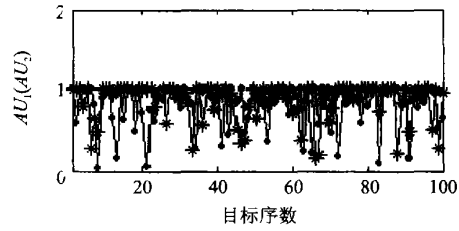


图 8 两数据源总不确定度

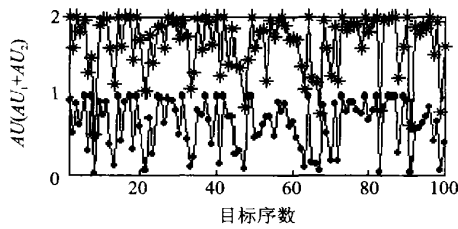


图 9 融合前后的总不确定度

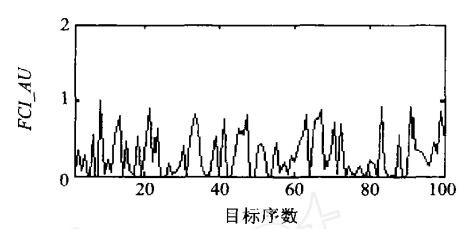


图 10 融合前后的总不确定度变化

试验数据的数字特征见表 1。

表 1 试验数据数字特征表

	$m_1(A)$	$m_1(B)$	$m_2(A)$	$m_2(B)$	AU_1	AU_2	AU	FCI_{AU}
均值	0.528 6	0.214 4	0.531 2	0.254 9	0.843 4	0.843 4	0.657 4	0.633 0
标准差	0.281 8	0.183 8	0.271 5	0.216 3	0.225 7	0.238 1	0.306 8	0.142 8

	U_1	U_2	U	FCI_{U}	GS_1	GS_2	GS	FCI_{GS}
均值	0.2570	0.223 4	0.070 7	0.886 7	0.586 4	0.620 0	0.586 7	0.519 6
标准差	0.220 6	0.179 4	0.100 1	0.091 2	0.202 8	0.207 2	0.270 1	0.209 3

多目标系统归一化不确定度变化为 $FCI_{totalAU} = 0.610\ 3$, 不明确性的归一化变化为 $FCI_{totalU} = 0.852\ 8$, 互斥性的归一化变化为 $FCI_{totalGS} = 0.513\ 7$, 系统总归一化不确定度变化表示为 $FCI_{totalTU} = (0.852\ 8, 0.513\ 7)$ 。

图 5, 6, 9 给出融合前后系统不确定度, 包括不明确性和互斥性, 从图中可以看出通过融合处理系统的不确定度减少了, 由计算结果可以得出, 不明确度 U 减少了 85.28%, 互斥性 GS 减少了 51.37%, 总不确定度 AU 减少了 61.03%。本例通过比较融合前后系统的不确定度, 定量评价了融合系统对系统信息不确定度减少, 即信息量的提高。

4 结束语

本文讨论了一种定量评估数据融合系统性能的方法。通过测度信息的不明确性和互斥性得到信息的总的不确定性。比较融合前后信息不确定度的归一化变化, 将信息不确定性测度用于定量表示融

合后系统性能的改善, 实现了融合系统性能的定量评估, 为融合系统的设计, 融合策略的选择提供了依据。实验表明该方法量的评价了融合前后系统不确定度的减少, 是评价融合系统性能的一种有效方法。

参考文献:

[1] Wang Q iang, Shen Yi, Zhang Ye A fast method to evaluate the performances of image fusion techniques and its error analysis[A] IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference[C]. 2003 823 ~ 826

[2] O laf H. An alternative paradigm for data evaluation in remote sensing using multisensor data fusion[A] IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium [C] 1999 299~ 301.

[3] Zhang Z, Blum R S. A categorization of multi-scale-decomposition based image fusion schemes with a performance study for a digital camera application [A] Proceeding of the IEEE [C] 1999, 87 (8):

- 1315~ 1326
- [4] Norah P S, Kruk R V. Evaluation of algorithms for fusing infrared and synthetic imagery [A]. Proc of SPIE [C]. 2000, 4023: 127~ 138
- [5] 杨 桓, 裴继红, 杨万海. 基于模糊积分的融合图像评价方法[J]. 计算机学报, 2001, 8: 815~ 818
- [6] Martin G O, Douglas J K, Nelson M J. Performance assessment of data fusion systems [A]. IEEE Data Fusion Symposium, ADFS [C]. 1996 36~ 41.
- [7] Tian Jie, Chen Jie. The research of test and evaluation for multisensor data fusion systems [A]. IEEE Proceeding of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation [C]. 2002 2104~ 2108
- [8] Geogre J K, Richard M S. Recent developments in generalized information theory [J]. International Journal of Fuzzy Systems, 1999, 1: 1~ 13
- [9] Didier D, Henri P. Possibility theory and its applications a retrospective and prospective view [A]. The IEEE International Conference on Fuzzy Systems [C]. 2003 3~ 11.
- [10] Geogre J K. An update on generalized information theory [A]. ISIPTA [C]. 2003 321~ 334
- 作者简介: 刘严岩 (1978-), 博士研究生, 研究方向: 多源信息融合, E-mail: lemonlyy@mail.ustc.edu.cn; 吴秀清 (1944-), 教授, 研究方向: 智能信息处理。

www.cnki.net