

# 基于D-S证据理论的多传感器多特征目标识别

冯立杰<sup>1</sup>, 樊瑶<sup>2</sup>

1. 武警工程大学信息工程系, 西安 710086
2. 西藏民族学院信息工程学院, 咸阳 712082

**摘要** 传统多传感器环境下的目标识别方法主要有两种:利用多传感器获得的数据进行数据融合、利用每个传感器信号的特征向量进行特征融合。但这两种方法均存在目标识别精度不高的问题。针对这一问题,本文提出了一种基于D-S证据理论两次组合规则的融合方法。该方法在提出多传感器目标识别系统模型的基础上,运用D-S证据理论对单传感器的多特征信息进行数据融合;根据传感器接收信号信噪比来确定传感器可信度,将该可信度作为D-S证据理论组合规则中的证据权值,以此来完成目标识别。本文提出的方法综合考虑了传感器的多特征信息和传感器的可信度,克服了传统的D-S证据理论对证据冲突处理能力有限的缺陷。实验结果表明,该方法具有较高的正确性和有效性,提高了目标识别的精度。

**关键词** 多传感器;D-S证据理论;目标识别;数据融合

**中图分类号** TP212

**文献标志码** A

**doi** 10.3981/j.issn.1000-7857.2014.15.003

## Target Identification Using Multiple Sensors Based on D-S Evidence Theory Characteristics

FENG Lijie<sup>1</sup>, FAN Yao<sup>2</sup>

1. Information Engineering Department, Engineering University of China Armed Police Force, Xi'an 710086, China
2. College of Information Engineering, Tibet College of Nationalities, Xianyang 712082, China

**Abstract** The traditional target recognition based on multi-sensor environment has two methods. On the one hand, the data obtained from the multi-sensor are used for data fusion, on the other hand the signal obtained from each sensor is used for feature fusion. The two methods both have the problem that the target recognition accuracy is not high. In order to solve this problem, this paper presents a fusion method based on D-S evidence theory. On the basis of a multi-sensor target recognition system model, D-S evidence theory is used for data fusion based on the multi-feature information of a single sensor. According to the sensor signal-noise ratios of the received signal the credibility is determined, which is taken as the weight of evidence of the weighted combination of D-S evidence theory rule to complete the target recognition. This method considers many characteristics information of the sensor and the reliability of the sensor, overcomes the defect that evidence conflict management ability is limited by the traditional D-S evidence theory. Experimental results show the correctness and validity of this method, as well as the improved accuracy of target recognition.

**Keywords** multiple sensors; D-S evidence theory; target identification; data fusion

在目标识别领域,通常利用多传感器信息进行目标识别。通过对多传感器的合理使用,可将同类或不同类的传感器提供的信息进行融合,以便克服单一传感器的局限性<sup>[1]</sup>。

多传感器信息融合通常分为3个层次,即数据级融合,特征级融合和决策级融合<sup>[2]</sup>。一方面,由于多传感器系统中的数据往往含有一定的不确定性和模糊性,甚至由于传感器位置的

收稿日期:2013-09-30;修回日期:2014-03-25

基金项目:国家自然科学基金项目(60940007)

作者简介:冯立杰,副教授,研究方向为嵌入式系统、数字信号处理,电子信箱:fengljje@126.com

引用格式:冯立杰,樊瑶.基于D-S证据理论的多传感器多特征目标识别[J].科技导报,2014,32(15):32-36.

差异,对同一个目标,不同位置的传感器获得的数据也不相同。因此,通过对多传感器获得的数据进行处理,即数据融合,可以提高目标的识别能力;另一方面,对于同一传感器的数据,从不同角度分析,表现为不同特征,通过对来自每个传感器信号的特征向量进行处理即特征融合,也可以提高目标识别能力。目前,以上两种方法的独立研究工作已有较多结果<sup>[3]</sup>,但将两种方法结合进行二次融合研究则较少见报道。

D-S证据理论是多传感器信息融合中最常用的一种不精确推理方法,是目前用于信息融合的有效方法,它具有较强的理论基础,具备综合处理可能由于随机性、模糊性等因素造成的不确定性信息的能力。针对传统的D-S证据理论对证据冲突处理能力有限的缺陷,文献[4]、[5]进行了改进。本文针对多传感器的目标识别问题,提出了一种基于D-S证据理论两次组合规则的融合方法。该方法首先将单传感器的多特征信息,运用D-S证据理论进行数据融合,再根据传感器接收信号信噪比确定传感器可信度,将该可信度体现为加权D-S证据理论组合规则中的证据权值完成目标识别。此方法克服了传统的D-S证据理论对证据冲突处理能力有限的缺陷,此外,本文通过基于振动传感器阵列的目标识别系统试验,证明了该方法具有较高的有效性和可靠性。

## 1 D-S证据推理的合并法则

D-S证据理论又称信任(Belief)函数理论,是经典概率理论的扩展。D-S证据理论作为数据融合的一种方法,为不确定信息的表达和推理提供了强有力的方法,特别适应于决策级信息融合。

若定义代表某一事件的参数为 $\theta$ ,它的所有可能值的集合为 $\Theta$ ,则称 $\Theta$ 为识别框架, $\Theta$ 的所有子集所构成的集合就是 $\theta$ 的幂集,记为 $2\theta$ 。证据理论的一个基本策略是将证据集合划分成两个或多个不相关的部分,并利用它们分别对辨识框架独立进行判断,然后用 Dempster 合并规则将它们组合起来。在同一个识别框架下有两个信任度函数  $Bel_1$  和  $Bel_2$ ,  $m_1$  和  $m_2$  分别是相应的基本可信度分配,二者的焦点元素为  $A_1, A_2, \dots, A_k$  和  $B_1, B_2, \dots, B_k$ 。则 Dempster 合并规则可表示为

$$m(C) = \begin{cases} 0 & C = \emptyset \\ \frac{\sum_{i,j=1}^n m(B_i)m(A_j)}{1-K} & \forall C \subset U, C \neq \emptyset, A \cap B = \emptyset \end{cases} \quad (1)$$

其中  $K$  为规范数,且有

$$K = \sum_{i,j=1}^n m(B_i)m(A_j) < 1 \quad (2)$$

式中  $K \neq 1$ , 则  $m$  确定一个基本概率赋值,表示两组信息  $m_1$  和  $m_2$  一致或仅部分信息冲突。规范数  $K$  的引进,实际上是把空集所丢弃的正交和按比例补到非空集上,使  $m(C)$  仍然满足

$$\sum_{C \in \Theta} m(C) = 1 \quad (3)$$

如果所有交集为空集,即  $K=1$ ,则认为  $m_1$  和  $m_2$  矛盾,不能

对基本概率赋值进行组合。Dempster 组合规则满足交换率和结合率,因此,对于多个证据数据融合,可采用 Dempster 组合规则进行两两组合,且融合的结果和各组证据数据融合的次序无关<sup>[6]</sup>。

D-S推理用于多传感器数据融合时,由各传感器获得的识别目标信息,并由此产生对该目标的特征度量,就构成了该理论中的证据。利用这些证据构造相应的基本概率分布函数,对所有的命题(包括识别框架)赋予一个可信度,完成多特征一次融合推理。同时每个传感器就相当于一个数据体,而多传感器数据融合的实质就是在同一个识别框架下,利用 Dempster 合并规则将各个证据体合并成一个总体的基本可信度分配,而产生的新证据体表示了融合所得的信息,然后根据设定的决策规则进行目标的分类决策<sup>[7]</sup>。

## 2 识别模型

基于证据理论进行目标识别融合,首先是获取基本概率赋值。设  $O_1$  表示人员,  $O_2$  表示小汽车,  $O_3$  表示大卡车,  $U$  表示不确定,目标识别框架为  $V = \{O_1, O_2, O_3, U\}$ 。识别分别基于对信号分析时提取的过零数(C-Z)特征、信号持续时间(SW)特征、功率谱(PSD)特征。识别的过程分为单传感器多特征的数据融合识别和多传感器的二次数据融合识别两个步骤(图1)。

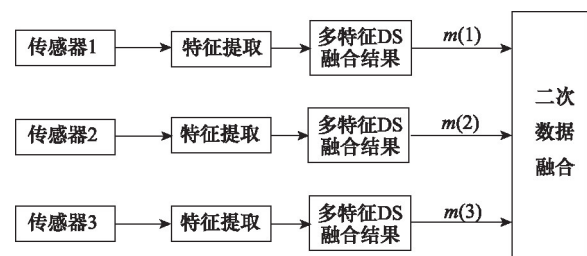


图1 融合识别模型

Fig. 1 Fusion recognition model

## 3 多特征数据融合

### 3.1 单传感器多特征数据融合

人员、车辆等在地面上运动时会引起地面振动,产生地震动信号。特征分析就是对信号进行分析和处理,常用方法有时域分析法、频域分析法和时频域分析法<sup>[8-10]</sup>,利用这些方法找出不同类型信号的特征参数之间的区别,从中提取出能够有效分辨目标类型的信息。

特征分析是地振动信号识别工作中的关键技术,特征提取的结果直接影响着系统识别的可靠性和计算的复杂程度。合理高效的信号处理方法可以提取出能够充分反映目标特性的特征信息,为目标识别提供可靠的依据<sup>[11-13]</sup>。本文选用样本序列的过零数、信号持续时间、功率谱等参数,作为目标识别特征。单传感器多特征的数据融合如图2所示。

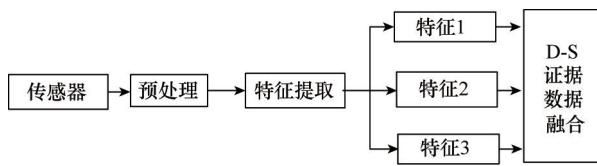


图2 多特征融合识别框图

Fig. 2 Diagram of multiple feature fusion recognition

### 3.2 多传感器多特征二次数据融合

多传感器的数据融合也是融合的必要过程,其融合过程如图3所示。因为在单传感器对目标特征一次融合之后,必然面临对多传感器的数据融合问题,也叫二次融合。给不同传感器以不同的信任度,既保证了数据的准确性,又保证了识别目标时对于干扰的剔除。传感器在真正布局时振源距离传感器的远近和环境的干扰要求对不同传感器的信任度不一样,距离振源较近振动较明显的传感器信号信任度大。反之,传感器接收到的信号太弱或者信噪比过小,一般是降低它的信任度或者信任度设为零,因而可以最大限度地剔除干扰,更加准确地识别目标的类型<sup>[4]</sup>。

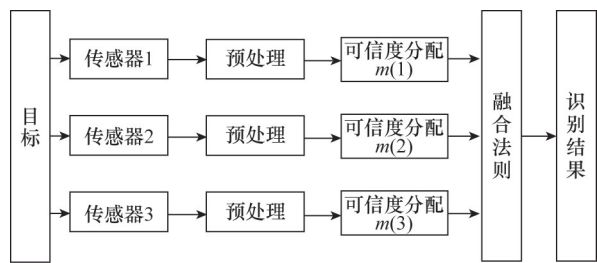


图3 多传感器数据融合框图

Fig. 3 Diagram of multi-sensor data fusion

#### 3.2.1 传感器可信度分配函数的确定

在多传感器系统中,信号源可形式化表述为过程函数  $y(x,t)$ 。其中  $(x,y)$  为坐标,  $t$  为时间,  $y(x,t)$  在时空域变化,可简化为零均值的随机平稳过程。设在时刻  $t_0$ , 信号源位于  $(x_0, y_0)$  时,有  $k$  个传感器感知到信号,传感器  $i (1 \leq i \leq N)$  的观测值为<sup>[4]</sup>

$$\hat{y}(x_i, t_0) = y(x_i, t_0) + n(x_i, t_0) \quad (4)$$

其中,  $(x_i, y_i)$  为传感器  $i$  的空间坐标,  $n(x_i, t_0)$  为观测噪声,是独立于源信号的零均值高斯过程。该观测信号与源信号的相关系数为

$$\rho_{i0}(\Delta x_{i0}, 0) = \frac{r_{yy}(\Delta x_{i0}, 0)}{\text{var}(y)} \quad (5)$$

其中,  $\Delta x_{i0}$  和  $\Delta y_{i0}$  分别为传感器  $i$  与信号源在 2 个坐标方向的距离差。

由式(5)可以得到,当  $\Delta x_{i0} \rightarrow 0$  时,有  $\rho_{i0} \rightarrow 1$ ,表明距离信号源近的传感器能更好地感知信号,其决策可信度较高。由于传感器接受信号的强度与传感器距离信号源的远近有关,因

此传感器的可信度可以由其信噪比确定。为简化系统实现,假设有  $k$  个传感器,信号到达第  $i$  个传感器时接收信号平均幅值为  $V_{si}$ , 信号噪声平均幅值为  $V_{ni}$ , 可信度分配函数为

$$m(i) = \frac{V_{si}}{V_{ni}} / \sum_{i=1}^k \frac{V_{si}}{V_{ni}} \quad (6)$$

#### 3.2.2 融合数据组合规则

多传感器数据融合的基本概率赋值来自单传感器多特征数据融合,假设  $m_k(O_i)$  为第  $k$  个传感器多特征融合判定为目标  $O_i$  的概率,  $m(O_i)$  为多传感器融合后判定为目标  $O_i$  的概率,则有

$$m(O_i) = m(1)m_1(O_i) + m(2)m_2(O_i) + \dots + m(k)m_k(O_i) \quad (7)$$

对得到的  $m(O_i)$  做归一化处理,则得到多传感器融合后的识别概率为

$$m'(O_i) = \frac{m(O_i)}{\sum_{i=1}^k m(O_i)} \quad (8)$$

## 4 实验验证

### 4.1 实验条件

本实验的硬件平台为阵列式振动防入侵探测系统,该系统的通信节点如图4所示。图中微处理器是 ARM 系列的 STM32F103RCT6, 传感器为电磁式振动传感器 SN7C, 3 个传感器按正三角形排列间距 8 m。实验场地为未耕作的良好土质干燥路面,温度约 25℃,天气晴朗,风力约 1~2 级。

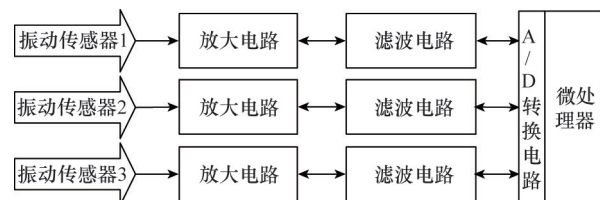


图4 基于振动传感器阵列的节点电路

Fig. 4 Vibration node circuit based on sensor array

从实验采集的信号中分别随机抽取小汽车、人员走动、大卡车的振动信号各 20 个,作为实验样本。对样本信号分别提取其过零数、信号持续时间、功率谱特征,统计处理后作为识别样本库。

### 4.2 单传感器多特征数据融合实验

现有一辆小汽车振动,3 个传感器获取的样本序列分别是  $X_1(n)$ 、 $X_2(n)$ 、 $X_3(n)$ ,对传感器 1 将  $X_1(n)$  提取其过零数、信号持续时间、功率谱特征,分别用于目标识别得到 3 种特征的基本概率赋值,如表 1 所示,其中  $U$  表示不确定。

按 D-S 证据融合规则,融合结果与组合顺序无关,因此将依次先将 mPSD、mCZ 进行融合,再将它们的融合结果与 mSW 进行融合。根据 mCZ、mPSD 两种证据融合的情况列于表 2。其中  $\varphi$  表示融合结果不确定的概率<sup>[9]</sup>。

表1 传感器1基于3种特征的基本概率赋值

Table 1 Sensor 1 based on basic probability assignment of the four kinds of characteristics

特征	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$U$
mC-Z	0.35	0.40	0	0.25
mPSD	0.20	0.45	0.3	0.05
mSW	0	0.45	0.3	0.25

表2 mPSD与mCZ两种证据进行融合的情况

Table 2 Fusion of two kinds of evidences of mPSD and mCZ

	mCZ( $O_1$ )	mCZ( $O_2$ )	mCZ( $O_3$ )	mCZ( $U$ )
mPSD( $O_1$ )	$O_1(0.0700)$	$\emptyset(0.0800)$	$\emptyset(0)$	$O_1(0.0500)$
mPSD( $O_2$ )	$\emptyset(0.1575)$	$O_2(0.1800)$	$\emptyset(0)$	$O_2(0.1125)$
mPSD( $O_3$ )	$\emptyset(0.1050)$	$\emptyset(0.1200)$	$O_3(0)$	$O_3(0.0750)$
mPSD( $U$ )	$O_1(0.0175)$	$O_2(0.0200)$	$O_3(0)$	$\varphi(0.0125)$

根据表2中的数据,由式(3)计算可得,mPSD、mCZ这两类证据的规范数 $K=0.4625$ 。可以得到证据mCZ和证据mPSD融合后的概率赋值为

$$mCZ \cdot PSD(O_1) = (0.07 + 0.0175 + 0.05) / 0.5375 = 0.2558$$

$$mCZ \cdot PSD(O_2) = (0.18 + 0.1125 + 0.02) / 0.5375 = 0.5814$$

$$mCZ \cdot PSD(O_3) = 0.075 / 0.5375 = 0.1395$$

$$mCZ \cdot PSD(U) = 0.0125 / 0.5375 = 0.0233$$

同理,将证据mC-Z和证据mPSD融合后的结果再与证据mSW融合,得到mSW、mPSD、mC-Z融合后的概率赋值。

按上述方法,分别得到3个传感器的融合结果(表3)。

表3 3个传感器3种特征(mSW·PSD·CZ)的融合结果

Table 3 Fusion results of three sensors and three features (mSW·PSD·CZ)

传感器	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$U$
1	0.2123	0.6482	0.1213	0.0182
2	0.0220	0.4802	0.4833	0.0145
3	0.0960	0.7050	0.2016	0

#### 4.3 多传感器多特征二次数据融合过程

多传感器多特征二次数据融合过程为:

1) 确定传感器信号的信噪比。由传感器1、2、3获得的 $X_1(n)$ 、 $X_2(n)$ 、 $X_3(n)$ 序列,可得其信噪比<sup>[15]</sup>分别为12、3和30。

2) 由式(6)求每个传感器的可信度赋值。

3) 由式(7)组合规则得融合结果,如表4所示。

从表3的融合结果可以看出,随着多个证据的融合,对目标识别的不确定度下降<sup>[16]</sup>。其中,由传感器1、3判定为 $O_2$ 的概率最高达到0.705,远大于判定为其他目标的概率;但传感

器2判断是目标 $O_2$ 、 $O_3$ 的概率很接近。由表4可看出,虽然传感器2结论模糊,但经过多传感器的二次融合后,降低了信噪比差的传感器2的影响,提高了目标识别的可靠性。

按照上述实验方法,对人走动、小汽车、大卡车分别实验,结果如表5所示。

表4 二次融合结果

Table 4 The second fusion results

目标	传感器可信度	目标概率结果
$O_1$	0.267	0.122
$O_2$	0.067	0.670
$O_3$	0.667	0.202
$U$	0	0

表5 多传感器数据融合识别

Table 5 Multi-sensor data fusion

实际目标	传感器	人员	小汽车	大卡车	不确定	识别结果
人员	1	0.4952	0.3860	0.0684	0.0504	不确定
	2	0.4543	0.4428	0.0703	0.0526	不确定
	3	0.5194	0.4283	0.0190	0.0333	小汽车
小汽车	融合	0.7128	0.2843	0.0026	0.0003	人员
	1	0.2123	0.6482	0.1213	0.0182	小汽车
	2	0.0220	0.4802	0.4833	0.0145	不确定
	3	0.0960	0.7050	0.2016	0	小汽车
大卡车	融合	0.1220	0.6701	0.2016	0	小汽车
	1	0.1123	0.1652	0.6804	0.0421	大卡车
	2	0.1014	0.4161	0.4430	0.0395	不确定
	3	0.1165	0.5045	0.3358	0.0432	小汽车
	融合	0.0182	0.2760	0.7054	0.0004	大卡车

## 5 结论

在采用多传感器的目标识别系统中,需要对多个传感器所提供的证据进行融合并实现对目标的快速、准确地识别。本文提出的基于D-S证据理论的融合算法包括对多特征1次融合和对多传感器按可信度的2次融合,该方法不但克服了传统方法对证据冲突处理能力有限的缺陷,且该方法收敛性高,能够有效地提高系统的识别能力。

1) 基于D-S证据理论两次组合规则的融合算法包括对多特征1次融合和对多传感器按可信度的2次融合。该方法不但克服了传统方法对证据冲突处理能力有限的缺陷,而且在多传感器的目标识别系统中,对多个传感器所提供的证据可进行融合。

2) 实验证明, 基于D-S证据理论两次组合规则的融合算法收敛性高, 可实现对目标的快速、准确地识别, 能够有效地提高系统的识别能力。

#### 参考文献 (References)

- [1] 万树平. 多传感器目标识别的改进灰关联度法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 25-27.  
Wan Shuping. Method of improved grey relational degree for multi-sensor target recognition[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(24): 25-27.
- [2] Algridas A, Laprie J C, Randell B, et al. Basic concepts and taxonomy of dependable and Secure computing[J]. IEEE Transactions on Dependable and Secure Computing, 2004, 1(1): 11-33.
- [3] 李琼, 杨晓祥. 多传感器数据融合模型的研究[J]. 计算机与现代化, 2013(4): 158-161.  
Li Qiong, Yang Xiaoxiang. Research on multi-sensor data fusion model[J]. Computer and Modernization, 2013(4): 158-161.
- [4] 王宁, 郭立, 金大胜, 等. 遗传算法在多传感器多目标静态数据关联中的应用[J]. 数据采集与处理, 1999, 60(1): 18-21.  
Wang Ning, Guo Li, Jin Dasheng, et al. Application of genetic algorithm in multi sensor multi target static data association[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 1999, 60(1): 18-21.
- [5] 王俊林, 张剑云. 基于统计证据的Mass函数和D-S证据理论的多传感器目标识别[J]. 传感技术学报, 2006, 212(3): 862-864.  
Wang Junlin, Zhang Jianyun. Multisensor target identification based on mass function of statistical evidence and D-S evidence theory[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2006, 212(3): 862-864.
- [6] 孙勇, 景博, 张吉力. 最优加权与递推最小二乘法相结合的多传感器信息融合[J]. 传感技术学报, 2004, 156(4): 630-634.  
Sun Yong, Jing Bo, Zhang Jili. Multi-sensor information fusion based on the combination of optimal weight and recursive least square algorithm[J]. Journal of Translucation Technology, 2004, 156(4): 630-634.
- [7] Bogler, Shafer-Dempster R L. Reasoning with application to multi-sensor target identification system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 2003, 202(4): 133-136.
- [8] Arinivas M S, Andrew H S. Identifying significant features for network forensic analysis using artificial intelligent techniques[J]. International Journal of Digital Evidence, 2003, 189(6): 63-69.
- [9] 刘源, 谢维信, 杜文吉, 等. 基于多传感器多目标特征信息的模糊数据关联算法[J]. 系统工程与电子技术, 1998, 128(12): 18-23.  
Liu Yuan, Xie Weixin, Du Wenji, et al. Fuzzy data association algorithm based on multisensor and features of targets[J]. Systems Engineering and Electronics, 1998, 128(12): 18-23.
- [10] 刘付显, 邢清华. 基于D-S融合证据的决策新方法[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(7): 125-131.  
Liu Fuxian, Xing Qinghua. New decision making method based on D-S fusion evidence[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2009, 29(7): 125-131.
- [11] 李特, 冯琦, 张堃. 基于熵权灰色关联和D-S证据理论的威胁评估[J]. 计算机应用研究, 2013, 1(2): 380-382.  
Li Te, Feng Qi, Zhang Kun. Threat assessment based on entropy weight grey incidence and D-S theory of evidence[J]. Application Research of Computers, 2013, 1(2): 380-382.
- [12] Zhu J M, Yang S B. A grid&p2p trust model based on recommendation evidence reasoning[J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(5): 797-803.
- [13] Hu R, Liu J X, Liu X F. A trustworthiness fusion model for service cloud platform based on D-S evidence theory[C]//11th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing, Newport Beach, 2011: 566-571.
- [14] 袁禄来, 曾国荪, 王伟. 基于Dempster-Shafer证据理论的信任评估模型[J]. 武汉大学学报, 2006, 52(5): 627-630.  
Yuan Lulai, Zeng Guosun, Wang Wei. Trust evaluation model based on Dempster-Shafer evidence theory[J]. Journal of Wuhan University, 2006, 52(5): 627-630.
- [15] Wang Yingming, Yang Jianbo. The evidential reasoning approach for multiple attribute decision analysis using interval belief degrees[J]. European Journal of Operational Research, 2006, 175(1): 35-66.
- [16] Abdu-l Rahman A, Hailes S. Supporting trust in virtual communities [C]//Proceedings of the 33rd Hawaii International Conference on System Sciences. Washington, DC: IEEE Computer Society Press, 2000: 6007-6016.

(编辑 季超)

#### ·学术动态·



### 《科技导报》学术沙龙2014年第1期

### 探讨“热疗技术创新突破与助推行业发展新模式的建立”

2014年4月29—30日, 由科技导报社主办, 主题为“热疗技术创新突破与助推行业发展新模式的建立”的《科技导报》学术沙龙2014年第1期在北京召开。

本期沙龙由清华大学教授唐劲天领衔组织, 北京大学肿瘤医院、中国科学院上海高等研究院、清华大学玉泉医院、广西中医学院附属瑞康医院、杭州市肿瘤医院、江苏省人民医院、清华大学医疗新技术研究室、福州浩联医疗科技有限公司、南京航空航天大学生物医学工程系等40余位专家与会, 9位专家就热疗技术的创新突破等热点问题做专题报告。与会人员围绕热疗技术研发的基础理论与关键技术、研究现状及存在问题、临床应用及产业化等议题进行了充分交流与探讨。结合本次沙龙研讨内容, 《科技导报》将组织出版“热疗技术研究与发展”专题期刊。