随机集理论及其在信息融合中的应用

彭冬亮　　文成林　　徐晓滨　　薛安克
(杭州电子科技大学信息与控制研究所　杭州　310018)

摘　要　多源信息融合经过近 20 年的发展已经取得了丰富的理论成果和应用成果，但是其理论框架尚未建立。近几年由 Mahler 提出的有限集合统计学(FISST)理论——随机集理论的特例，从概率论角度统一表述了信息融合技术的主要方面。该文对近十几年随机集信息融合技术的发展加以回顾，主要包括随机集理论的产生背景、基本的思想和理论框架，以及当前的应用领域。最后指出了随机集理论将来可能的发展方向。

关键词　信息融合，随机集，有限集合统计学，多目标跟踪，贝叶斯滤波

中图分类号：TP391　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1009-5896(2006)11-2199-06

Random Set and Its Applications in Information Fusion

Peng Dong-liang　　Wen Cheng-lin　　Xu Xiao-bin　　Xue An-ke
(*Institute of Information and Control*, *Hangzhou Dianzi University*, *Hangzhou* 310018, *China*)

Abstract　The theory and method of multi-source information fusion have acquired plenty of the outcomes in the past 20 years. However the theoretical framework of information fusion is not established up to the present. Recently the finite set statistics (FISST) approach, a special random set method, has been proposed by Mahler. FISST provides a fully unified probabilistic foundation for the major aspects of multi-source information fusion. This paper reviews several main aspects of the random set information fusion research that include the background, the key ideas, the theoretical framework and the applications of FISST. Finally several possible future directions of FISST are discussed.

Key words　Information fusion, Random sets, Finite set statistics, Multi-target tracking, Bayesian filtering

1　引言

经过几十年的研究和发展，多源信息融合技术已经被应用于军事、航天、多目标跟踪和识别、惯性导航、遥感、机器人自主导航、医学诊断、工业过程监控、设备故障诊断、网络入侵检测、防止恐怖袭击和评估袭击结果、生物认证、复杂工业过程控制和环境监测等众多军用和民用领域[1-8]。

目前多源信息融合在理论和应用上都取得了长足进展，但就形成一个相对完善的理论框架和广泛的应用而言，多源信息融合还存在很大差距。1994~1996 年由美国Lockheed Martin MS2 Tactical Systems(LMMTS)的Mahler提出，并于近几年加以完善的有限集合统计学理论，为构建信息融合问题的统一框架提供了可能。在 2004 年The 7th International Conference on Information Fusion的第一篇邀请报告中，Mahler对随机集理论进行了系统的综述[9]。目前，随机集理论的不断完善及其在越来越多研究领域的成功应用，使其受到广泛关注。

自 1994 年 Mahler 系统地提出有限集合统计学理论以来，作为随机集理论的一种特例，该方法在信息融合领域的应用大致经历了 3 个阶段。

1994－1996 年(研究起步阶段)　这段时间的研究重点是多传感器多目标跟踪问题。在将一些单传感器和单目标的概念“直接”推广到多传感器多目标系统后，Mahler用单传感器、单目标问题研究中的规范Bayes方法研究多传感器多目标问题。利用规范Bayes方法，有限集合统计学理论对目标状态估计问题进行了重新描述，并证明模糊逻辑、Dempster-Shafer理论、基于准则的推理都是规范Bayes建模方法的推论。这段时期的许多工作经整理后已在 1997 年出版的Mathematics of Data Fusion[10]一书中的 2，4～8 章详细给出。

1997－1999 年(研究发展阶段)　在此期间，Mahler等人主要致力于设计一种更为系统和实际的不确定信息处理和融合方法，并且完善了多目标系统规范Bayes方法的有关内容。这段时间的大部分研究成果已经被纳入随后出版的两部著作中[11,12]。

2000－2004 年(理论研究成果的实现)　有限集合统计学理论与任何“从上到下”的方法一样也存在计算瓶颈。为此，Mahler等试图将单传感器单目标中的近似方法推广到多传感器多目标系统的研究中，主要工作有：(1)在高斯假设条件下，研究了多目标情形下的算法近似问题[11,13]；(2)从统计的角度提出了多目标情况下“一阶矩滤波器”的概念(也称作概率假设密度滤波器——PHD)。Swedish Defense Research Agency的Sidenbladh将粒子滤波方法和有限集合统计学理论有效结合提出了一种近似算法，并应用于数目不定的地面移动目标

2005-05-10 收到，2006-01-03 改回
国家自然科学基金重点项目(60602049, 60434020)资助课题

的跟踪问题[14]。University of Melbourne的Vo研究小组利用Sequential Monte Carlo (SMC)方法建立了基于随机集理论的多目标跟踪最优滤波器，不但将Mahler提出的PHD滤波方法进行了推广[15]，而且也将多目标跟踪的随机集理论应用到不同声音环境下说话者人数和方位的估计问题中[16]。

本文第 2 节中讨论了相关研究方法与有限集合统计学的关系，第 3 节介绍了随机集的基本思想及其理论框架，第 4 节和第 5 节分别就随机集理论的应用和将来可能的研究方向进行了分析，最后是结束语。

2 相关方法与有限集合统计学的关系

2.1 专家系统

Orlov和Hohle首先指出了随机集理论和模糊集理论的关系，随后Goodman进一步系统地探讨了这一问题[17]。1978年，Nguyen将随机集理论和Dempster-Shafer证据理论联系在一起。Mahler提出的随机集方法是从概率角度对基于规则的信息进行建模的有效手段，由随机集理论可以推导出Dempster-Shafer理论的有关基本概念，如Dempster-Shafer理论中的信任函数就是随机集理论中信任质量函数的特殊形式[10]。一些研究者把随机集理论看作是专家系统理论统一的基础[18,19]。

2.2 “Plain-vanilla”贝叶斯方法

Mahler称他 2004 年所发表论文[20]的匿名评阅人主张的Bayes方法为plain-vanilla Bayes方法。该评阅人认为，使用有限集合统计学理论将单传感器单目标情形下的Bayes统计学方法推广到多传感器多目标情形不但复杂，而且没有必要。认为之前的联合多目标概率[21]、跳跃扩散[22]等方法可以研究多目标检测和跟踪问题，并已取得比有限集合统计学更好的结果。最近Mahler在 2004 年的一个国际会议上发表论文，反驳了这种观点，并指出此方法在一些基本概念上存在问题，甚至错误，plain-vanilla Bayes方法不仅是“启发式”的，而且从本质上讲是难以应用的[23]。

2.3 粒子滤波方法

粒子滤波(particle filtering)亦称为Sequential Monte Carlo (SMC)，该方法与有限集合统计学关系密切。目前粒子滤波方法是多目标跟踪问题中一阶矩滤波器的一种有效近似方法。开展这方面研究的代表性人物有Agate[24]，Ballantyne[25]，Doucet[26]，Sidenbladh[14]和Vo[15,16]等。

3 随机(有限)集的基本思想和理论框架[9,10,12,23,27]

有限集合统计学理论为多源、多目标和多平台信息融合的许多问题提供了统一、科学的概率基础。这些问题包括：(1)基于 Bayes 滤波和估计方法的多源信息融合(即目标检测、识别和跟踪)；(2)基于控制理论思想的传感器管理；(3)基于信息论的融合系统性能评价；(4)专家系统理论方法的统一描述(模糊逻辑、Dempster-Shafer 证据理论、基于规则的推理等)；(5)分布式信息融合；(6)态势/威胁评估。

这一节简单描述了有限集合统计学的基本概念和主要内容。首先将多传感器多目标系统的状态空间和观测空间用有限随机集表示，在此基础上讨论了多目标信任质量函数和密度函数的概念以及集合微积分学，接着介绍了如何将单传感器单目标规范 Bayes 建模方法推广到多传感器多目标情形，最后介绍了不确定信息的规范建模方法。

3.1 状态空间和测量空间的随机集表示

用随机有限集合 $X=\{\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n\}$ 来描述多目标系统。其中 n 是目标数目，$\boldsymbol{x}_1,\boldsymbol{x}_2,\cdots,\boldsymbol{x}_n$ 是不同目标对应的状态。n=0 表示没有目标出现的情况(记为 $X=\varnothing$)。在 Bayes 方法中，未知状态是一个随机量，k 时刻系统的未知状态集合是一个随机变化的有限集合 $\varXi_k$。

类似分析也适用于观测集合。用有限随机集合 $Z=\{\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\cdots,\boldsymbol{z}_m\}$ 表示系统的观测，其中 m 是观测数目，$\boldsymbol{z}_1,\boldsymbol{z}_2,\cdots,\boldsymbol{z}_m$ 是所有传感器对所有目标进行观测得到的观测向量(通常 $\boldsymbol{z}$ 包括一个观测所对应传感器的标识)。当没有观测产生时，记 $Z=\varnothing$。

3.2 多目标信任质量函数和密度函数

假设在某个空间 $\boldsymbol{Y}$ (如目标状态空间或传感器测量空间)中有一个随机有限子集 $\varPsi$。$\varPsi$ 的统计特性可用概率质量函数(也称作概率测度) $\Pr(\varPsi\in O)$ 表示。Choque-Matheron 定理指出：可加性概率测度 $p_{\varPsi}(O)=\Pr(\varPsi\in O)$ 等价于如下非可加性测度：

$$\pi_{\varPsi}(S)=\Pr(\varPsi\cap S\neq\varnothing) \tag{1}$$

其中 S 为通常单目标状态空间的一个子集。因此，$p_{\varPsi}(O)$ 也与下式等价

$$\beta_{\varPsi}(S)=1-\pi_{\varPsi}(S^C)=1-\Pr(\varPsi\cap S^C\neq\varnothing)=\Pr(\varPsi\subseteq S) \tag{2}$$

出于工程目的，可以用 $\beta_{\varPsi}(S)$ 代替 $p_{\varPsi}(O)$。类似 $p_{\varPsi}(O)$，称 $\beta_{\varPsi}(S)$ 为随机有限集合 $\varPsi$ 的信任质量函数(也称为信任测度)。

在单目标问题中，经常使用 $p_Y(S)$ 的密度函数 $f_Y(y)$，而不是 $p_Y(S)$ 本身。两者之间的关系为

$$p_y(S)=\int_S f_y(\mathrm{y})\mathrm{d}y \tag{3}$$

在这种情况下，$f_y(y)$ 称为 $p_y(S)$ 的Radon-Nikodym导数[10]。

在多目标应用中，同样更愿意使用 $\beta_{\varPsi}(S)$ 的多目标密度函数 $f_{\varPsi}(Y)$，而不是 $\beta_{\varPsi}(S)$ 本身。与式(3)类似，两者间关系如下：

$$\beta_{\varPsi}(S)=\int_S f_{\varPsi}(Y)\delta Y \tag{4}$$

注意到，如果没有一种恰当的积分定义，上述集合积分方程式(4)是没有意义的。

3.3 集合积分和集合微分[9,10]

记 $f(Y)$ 是有限集合变量 $Y\subseteq\boldsymbol{Y}$ 的实值函数，对于任意 $n\geq 0$，只要存在 $y_i=y_j(i\neq j)$，就约定 $f(\{y_1,\cdots,y_n\})=0$；并假设 $f(\{y_1,\cdots,y_n\})\mathrm{d}y_1\cdots\mathrm{d}y_n$ 是无量纲的。从而在区域

$S \subseteq Y$ 内 $f(Y)$ 的集合积分可以定义为

$$\int_S f(Y)\delta Y = f(\varnothing) + \sum_{n=1}^{\infty}\frac{1}{n!}\int_{S^n} f(\{y_1,\cdots,y_n\})\mathrm{d}y_1\cdots\mathrm{d}y_n \tag{5}$$

对于有限集合变量 S 的任意函数和不同的 $y_1,\cdots y_n$，可以定义如下集合导数：

$$\left.\begin{aligned}&\frac{\delta F}{\delta y}(S) = \lim_{\nu(E_y)\to 0}\frac{F(S\cup E_y)-F(S)}{\nu(E_y)}\\&\frac{\delta \beta}{\delta Y}(S) = \frac{\delta^n \beta}{\delta y_n\cdots\delta y_1}(S) = \frac{\delta}{\delta y_n}\frac{\delta^{n-1}\beta}{\delta y_{n-1}\cdots\delta y_1}\end{aligned}\right\} \tag{6}$$

其中 E_y 是 y 的一个小邻域；$\nu(S)$ 是集合 S 的超体积(即 Lebesgue 测度)。

集合导数满足如下性质：

$$\frac{\delta}{\delta Y}(a_1\beta_1(S)+a_2\beta_2(S)) = a_1\frac{\delta\beta_1(S)}{\delta Y}+a_2\frac{\delta\beta_2(S)}{\delta Y}\ (\text{和规则}) \tag{7}$$

$$\frac{\delta}{\delta Y}(\beta_1(S)\beta_2(S))=\sum_{W\subseteq Y}\frac{\delta\beta_1}{\delta W}(S)\frac{\delta\beta_2}{\delta(Y-W)}(S)\quad(\text{积规则}) \tag{8}$$

$$\begin{aligned}&\frac{\delta}{\delta y}(f(\beta_1(S),\cdots,\beta_n(S)))\\&\quad=\sum_{i=1}^{n}\frac{\partial f}{\partial\beta_i}(\beta_1(S),\cdots,\beta_n(S))\frac{\delta\beta_i}{\delta y}(S)(\text{链规则})\end{aligned} \tag{9}$$

$$\frac{\delta}{\delta Y}K = 0\ (\text{常数规则}) \tag{10}$$

$$\begin{aligned}&\frac{\delta}{\delta Y}p(S)^n\\&=\begin{cases}\dfrac{n!}{(n-k)!}p(S)^{n-k}f_p(y_1)\cdots f_p(y_k), & k\le n\\ 0, & k>n\end{cases}(\text{幂规则})\end{aligned} \tag{11}$$

由此可得多目标信任质量函数和密度函数分别为

$$\beta_\Psi(S) = \int_S\frac{\delta\beta_\Psi}{\delta Y}(\varnothing)\delta Y,\ f_\Psi(Y) = \frac{\delta\beta_\Psi}{\delta Y}(\varnothing) \tag{12}$$

3.4 规范 Bayes 建模方法

(1)单传感器单目标规范Bayes建模方法　对于单传感器单目标问题，可以传感器的测量模型和目标运动模型：

$$\boldsymbol{z}_k = \boldsymbol{h}_k(x)+\Delta\boldsymbol{z}_k,\qquad \boldsymbol{x}_{k+1} = \boldsymbol{g}_k(x)+\Delta\boldsymbol{x}_k \tag{13}$$

其中 $\Delta\boldsymbol{z}_k,\Delta\boldsymbol{x}_k$ 是具有某种统计分布特性的随机噪声向量。

在上述模型给定的前提下，利用如下 Bayes 递推滤波器方程

$$f_{k+1|k}(\boldsymbol{x}|Z^k) = \int f_{k+1|k}(\boldsymbol{x}|\boldsymbol{w})f_{k|k}\left(\boldsymbol{w}|Z^k\right)\mathrm{d}\boldsymbol{w} \tag{14}$$

$$f_{k+1|k+1}(\boldsymbol{x}|Z^{k+1}) \propto f_{k+1}(\boldsymbol{z}_{k+1}|\boldsymbol{x})f_{k+1|k}(\boldsymbol{x}|Z^k) \tag{15}$$

就可以解决单传感器单目标的跟踪、检测和识别等问题。$f_{k|k}\left(\boldsymbol{x}|Z^k\right)$ 是递推的 Bayes 后验概率分布；$Z^k:\boldsymbol{z}_1,\cdots,\boldsymbol{z}_k$ 是测量值时间序列；Bayes 标称化因子为

$$f_{k+1}(\boldsymbol{z}_{k+1}|Z^k) = \int f_{k+1}(\boldsymbol{z}_{k+1}|\boldsymbol{x})f_{k+1|k}(\boldsymbol{x}|Z^k)\mathrm{d}\boldsymbol{x} \tag{16}$$

显然，后验概率 $f_{k|k}\left(\boldsymbol{x}|Z^k\right)$ 中包含了 k 时刻目标状态的所有信息，目标状态可由如下后验期望估计器或最大后验概率估计器求出。

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} = \int \boldsymbol{x}f_{k|k}(\boldsymbol{x}|Z^k)\mathrm{d}\boldsymbol{x},\qquad \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} = \arg\sup_{\boldsymbol{x}} f_{k|k}(\boldsymbol{x}|Z^k) \tag{17}$$

(2)多传感器多目标规范Bayes建模方法　随机有限集合统计学理论的基本目标之一就是将上述的规范建模方法推广到多传感器多目标情形。从概念上讲，可以将传感器组(sensor suite)视为一个全局传感器(global sensor)，目标集视为一个全局目标(global target)，传感器组在相同时刻提供的观测认为是一个全局观测(global observation)

(3)多目标测量模型

$$Z = h(X)+\Delta Z \tag{18}$$

(所有观测＝目标产生的观测+非目标产生的观测)

其中 $h(X)$ 描述了由目标产生的观测，但考虑了观测丢失和传感器观测范围等因素；而 ΔZ 描述了非目标产生的观测(如虚警、杂波和电子对抗 ECM 等)。

(4)多目标运动模型

$$X = g(X_0)+\Delta X \tag{19}$$

(所有目标＝事先存在的目标+新出现的目标)

其中 $g(X_0)$ 描述了已经存在的所有目标的当前状态，但考虑了任一给定目标可能消失的概率；ΔX 描述了场景中所出现的新目标状态。

多传感器多目标的跟踪、检测和识别问题可以利用式(20)和式(21)求解。

$$f_{k+1|k}(X|Z^{(k)}) = \int f_{k+1|k}(X|W)f_{k|k}(W|Z^{(k)})\delta W \tag{20}$$

$$f_{k+1|k+1}(X|Z^{(k+1)}) \propto f_{k+1}(Z_{k+1}|X)f_{k+1|k}(X|Z^{(k)}) \tag{21}$$

其中 Bayes 标称化因子为

$$f_{k+1}(Z_{k+1}|Z^{(k)}) = \int f_{k+1}(Z_{k+1}|X)f_{k+1|k}(X|Z^{(k)})\delta X \tag{22}$$

式中 $f_{k|k}(X|Z^{(k)})$ 是多目标后验概率分布；$Z^{(k)}:Z_1,\cdots,Z_k$ 是多源测量集合的时间序列。

基于信任质量函数和集合导数的概念，可给出一种将单传感器单目标情形下的规范 Bayes 建模方法推广到多传感器多目标的方法。构造多目标情况下规范的测量模型和规范的运动模型。

$$\Sigma_k = T_k(X)\cup C_k(X),\qquad \Xi_k = D_k(X)\cup B_k(X)$$

从而可以构造其相应的信任质量函数：

$$\beta_k(S|X) = \Pr(\Sigma_k\subseteq S|X),\ \beta_{k+1|k}(T|X) = \Pr(\Xi_{k+1|k}\subseteq T|X) \tag{23}$$

最后从式(12)可以构造出多目标似然函数和多目标 Markov 密度函数：

$$f_k(Z|X) = \frac{\delta\beta_k}{\delta Z}(\varnothing|X),\qquad f_{k+1|k}(Y|X) = \frac{\delta\beta_{k+1|k}}{\delta Y}(\varnothing|X) \tag{24}$$

3.5 不确定信息的规范建模

有限集合统计学理论可以上述确定性信息的建模方法推广到不确定信息的表示。信息源的不确定性主要是由两个原因引起的：第一，信息源本身的不确定，例如自然语言表述，从传感器信息中提取的特征，基于知识的规则等；第二，数据本身是确定的，但是由于实际对象的复杂性，使这些数据对应的似然函数不能被精确构造，如 SAR 图像的产生。

对于第一类不确定数据的处理，有限集合统计学理论有

3 个步骤：(1)将这些信息用其所在测量空间的一个随机闭子集Θ表示；(2)用一些建模方法，如模糊逻辑，Dempster-Shafer理论和基于规则的方法等构造Θ；(3)通过基于不确定性数据模型和数据-模型匹配技术的广义似然函数$\rho(\Theta|x)$概念来描述数据和数据产生过程中的不确定性。对于第二类不确定数据的处理，可采用广义似然函数$\rho(z|x)$对已知数据产生过程建模，同时抑制未知数据产生过程引起的不确定性。一旦不确定信息进行了如上处理，就可按照规范 Bayes 方法的实现步骤融合。而$\rho(\Theta|x)$，$\rho(z|x)$或$f(z|x)$是针对不同数据类型的 3 种似然函数表示形式。

4 随机有限集方法在信息融合中应用

4.1 信息融合算法的科学评价

信息融合方法的研究中存在一个非常突出的矛盾，各种信息融合的方法层出不穷的同时也缺乏有效的手段对其评价。另外，现有的一些评价方法都是针对融合系统的某些性能指标的局部评价，而缺乏对系统的整体评价标准。因此，有人提出了一些综合性能指标，如局部性能的加权平均，但实际中这些加权是主观的。Mahler使用有限集合统计学理论研究了多传感器多目标跟踪算法的性能评估问题，提出了基于信息论的评价方法[10,28]和多目标偏差距离的评价方法[29]。

4.2 SAR 图像的自动目标识别

合成孔径雷达(SAR)提供的图像数据本身是确定的，但是成像条件的不确定性是其应用必须考虑的问题。这些不确定性(如地表的潮湿程度、地形的变化、成像设备的排列等等)使得SAR图像发生亮度特征的变化。这些不确定性称为“扩展工作条件”(Extended Operating Conditions, EOCs)，从统计角度刻画EOCs是不可能的[30]。考虑EOCs情况下的SAR图像的自动目标识别问题称为“鲁棒辨识”问题。利用有限随机集的建模方法研究这个问题，已取得了初步的结果[31]。

4.3 群目标跟踪

有限随机集合方法中将群目标系统用一对状态(g, X)表示。其中g是描述群目标整体的状态，X是描述群中目标的状态组。例如g可以表示为$g=(\boldsymbol{x},\boldsymbol{v},N,\tau,\gamma)$的形式，这里$\boldsymbol{x}$是几何质心；$\boldsymbol{v}$是质心的运动速度；$N$是目标的数目；$\tau$是目标类型；$\gamma$是目标的一些几何特征参数。类似地，一个由几个不同的群目标组成的系统的状态显然就是一个有限状态对组$\varXi=\{(g_1,X_1),\cdots,(g_e,X_e)\}$。基于这样的状态描述，群目标(组)的跟踪问题理论上可采用Bayes递归滤波方法求解，得到多目标系统的后验分布$f_{k|k}(\varXi\,|\,Z^{(k)})$。通常采用近似方法求解上述滤波问题，如假设密度滤波器(PHD滤波器)[32]、粒子滤波方法[14-16]。

4.4 传感器管理

传感器管理问题本质上讲是一个非线性控制问题[33]，但是又不同于一般意义下的随机多目标优化问题。传感器管理问题中涉及到的目标、传感器、观测数据和传感器的搭载平台都可能是随机变化的集合。另外，传感器管理算法必须能根据目标的战术重要程度重新将传感器定位在适当位置，这就要求在算法中考虑目标重要性的因素。随机有限集合统计学理论是处理随机变化集合的有力数学工具，因此可以将目标的属性信息引入到传感器管理的目标函数中[34]。

5 今后发展方向和展望

随机集理论经过 10 年的研究和发展已经取得了令人瞩目的学术成果，但是也存在一些理论上未解决的学术问题和相关的应用问题。

(1) 随机集理论的近似实现　从前面的描述可知随机集理论虽然具有统一信息融合诸多方面的优点，但是其在数学表示上是比较复杂的，尤其是多源多目标情况下的集合微积分实现，这也为进一步研究随机集理论的近似实现提出了新的问题。

(2) 随机集理论与粒子滤波的关系　目前Mahler基于随机集理论提出的概率假设密度滤波器可以通过粒子滤波的方法近似[14-16]，并且已取得较好的效果。随机集理论和粒子滤波方法是从不同角度研究随机现象的新方法(随机集的研究对象是取值为集合的随机变量，粒子滤波是以序列重要性抽样为研究对象)。进一步深入研究两者之间的联系和有机的结合是一件非常有意义的工作。

(3) 信息不确定性的随机集表示　利用随机集理论可以表示一些不同类型的不确定信息(例如模糊信息、基于规则的信息、证据等)，从而给出一种异类信息的统一表示方法(异类信息的统一表示是信息融合的难点之一)[10-12]。实际系统中获得的信息类型是很多的，如何运用随机集理论表示更加广泛的数据类型是一个值得进一步研究的课题。

(4) 系统不确定性的随机集表示　系统的不确定性体现了人们对客观事物认识的局限性，这使人们在描述物理系统时不可能做到完全精确。对于系统的这类未建模特性，是否也可以利用随机集这种数学工具来处理将是一个值得探讨的问题(控制理论中系统的不确定性的研究属于“鲁棒控制”的范畴)。我们将其称之为“鲁棒多源信息融合”问题。

(5) 随机集合理论与条件/关系事件代数的关系　随机集理论的经典文献[10]中介绍了两部分内容：随机集理论和条件/关系事件代数，并指出了两者在一些问题上可以相互表示，而且条件/关系事件代数对于规则类信息的表示和处理十分方便。进一步探讨两种方法之间的关系并设法将其统一起来是一个很有价值的学术问题，这将对多源异类信息的统一表示提供一种有效的方法。

(6) 随机集理论与可能性理论(possibility theory)的结合　这两个理论都可用来处理信息的不确定性，而且是目前信息融合问题研究的两种新方法。模糊集合理论和Dempster-Shafer证据理论的一些概念均可用随机集理论和可

能性理论进行解释[10,17,35]，这是否意味着两者之间存在某种联系呢？如果答案是肯定的，这必将为信息融合理论的发展和不确定性的处理起到积极的推动作用。

(7) 基于随机集理论的统一信息融合算法　有限随机集合统计学方法可以将多源信息融合的几个主要部分统一在一个理论框架下，进一步的研究工作是在这个理论框架下设计具体的信息融合算法、性能评估方法和传感器管理算法等。

(8) 随机集理论的应用　还应该继续拓宽随机集理论的应用领域。除了本文上述内容中涉及到的应用以外，随机集理论在电子反对抗[11]、传感器时间和空间基准[9,36]、威胁/势态评估等[34]方面也有广阔的应用前景。

6　结束语

随机集理论为信息融合诸多方面的统一提供了一种有效的工具。随机集理论不仅为推广经典单传感器单目标的点变量统计学到多传感器多目标统计学提供了一种手段，而且为不同专家系统对不确定性的处理给出了一种通用的理论框架。这些优点必将强有力地推动信息融合理论和应用的发展。

本文就(有限)随机集理论的产生、发展和当前的研究现状进行了比较详细的综述，并提出了随机集理论将来可能的研究方向，这将为我国信息融合等领域的研究人员开展相关研究提供方便。但也应该注意到基于随机集理论的多源信息融合研究还在进一步深入和完善，本文不可能将其全面概括，感兴趣的读者可以参考本文列出的有关文献。

参 考 文 献

[1] Varshney P K. Multisensor data fusion. *J. Eclec. Commu. Eng.*, 1997, 9(6): 245−253.

[2] Dasarathy B V. Industrial applications of multi-sensor multi-source information fusion. Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology, Goa, India, 2000: 5−11.

[3] Jain A, Ross A. Information fusion in biometrics. *Pattern Recognition Letters*, 2003, 24(13): 2115−2125.

[4] Dasarathy B V. Intrusion detection. *Information Fusion*, 2003, 4(4): 243−245.

[5] Dasarathy B V. Information fusion——An arrow in the anti-terrorist quiver. *Information Fusion*, 2001, 2(2): 241−242.

[6] 王耀南, 李树涛. 多传感器信息融合及其应用综述. 控制与决策, 2001, 16(5): 518−522.

[7] Appriou A, Ayoun A, Benferhat S. Fusion: General concepts and characteristics. *International Journal Intelligent Systems*, 2001, 16(10): 1107−1134.

[8] 潘泉, 于昕, 程咏梅等. 信息融合理论的基本方法与进展. 自动化学报, 2003, 29(4): 599−615.

[9] Mahler R. Random sets: Unification and computation for information fusion——A retrospective assessment. The 7th International Conference on Information Fusion, Stockholm, Sweden, 2004: 1−20.

[10] Goodman I, Mahler R, Nguyen H. Mathematics of Data Fusion. Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1997, Chapter 2, 4−8.

[11] Mahler R. An introduction to multisource-multitarget statistics and its applications. Technical Monograph. Lockheed Martin, Eagan MN, 2000.

[12] Mahler R. Random Set Theory for Target Tracking and Identification. Hall D L, Llinas J eds. Handbook of Multisensor Data Fusion. Boca Raton FL: CRC Press, 2002, Chapter 14.

[13] R. Mahler. Multitarget motion models. *SPIE*, 1999, vol. 3720: 47−57.

[14] Sidenbladh H, Wirkander S L. Tracking random sets of vehicles in terrain. IEEE Workshop on Multi-Object Tracking, Madison, Wisconsin, USA, 2003: 221−228.

[15] Vo B N, Singh S, Doucet A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets. http://www-sigproc.eng.cam.ac.uk/~sss40/publications.htm.(Submitted to *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*).

[16] Vo B N, Singh S, Ma W K. Tracking multiple speakers using random sets. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Montreal, Quebec, Canada, 2004: 357−360.

[17] Goodman I. Fuzzy Sets as Equivalence Classes of Random Sets. Yager R, ed.. Fuzzy Sets and Possibility Theory: Recent Developments, New York: Permagon Press, 1982: 327−343.

[18] Quinio P, Matsuyama T. Random Closed Sets: A Unified Approach to the Representation of Imprecision and Uncertainty. Symbolic and Quantitative Approaches to Uncertainty, New York: Springer-Verlag, 1991, Chapter3.

[19] Hestir K, Nguyen H, Rogers G. A Random Set Formalism for Evidential Reasoning. Goodman I, Gupta M eds.. Conditional logic in expert systems, Amsterdam. North-Holland, 1991: 309−344.

[20] Mahler R. “Statistics 101” for multisensor, multitarget data fusion. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, 19(1): 53−64.

[21] Kastella K. Joint multitarget probabilities for detection and tracking. SPIE, 1997, vol. 3086: 122−128.

[22] Lanterman A D, Miller M I. Jump-diffusion processes for the automated understanding of FLIR scenes. SPIE, 1994, vol. 2234: 416−427.

[23] Mahler R. Bayesian versus 'plain-vanilla Bayesian' multitarget statistics. SPIE, 2004, vol. 5429: 1−12.

[24] Agate C, Sullivan K. Particle filtering algorithm for tracking multiple road-constrained targets. SPIE, 2003, vol. 5096: 256−266.

[25] Ballantyne D, Chan H, Kouritzin M. A branching particle-based

nonlinear filter for multi-target tracking. The 4th International Conference on Information Fusion, Montreal, Canada, 2001, (1): 3–10.

[26] Doucet A, Vo B, Andrieu C. Particle filtering for multi-target tracking and sensor management. The 5th International Conference on Information Fusion, Washington D.C, USA, 2002, (1): 474–481.

[27] Mahler R. Formal versus heuristic modeling for multitarget Bayesian filtering. SPIE, 2004, vol. 5428: 342–351.

[28] El-Fallah A, Perloff M. Multisensor- multitarget sensor management with target preference. SPIE, 2004, vol. 5429: 222–232.

[29] Hoffman J, Mahler R. Multitarget miss distance via optimal assignment. *IEEE Trans. Syst., Man, and Cybernetics—Part A*, 2004, 34(3): 327–336.

[30] Hoffman J, Mahler R, Ravichandran B. Robust SAR ATR by hedging against uncertainty. SPIE, 2002, vol. 4720:187–198.

[31] Hoffman J, Mahler R. Robust SAR ATR via set-valued classifiers: New results. SPIE, 2003, vol. 5096: 139–150.

[32] Mahler R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments. *IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152–1178.

[33] Mahler R. Multisensor-multitarget sensor management: A unified Bayesian approach. SPIE, 2003, vol. 5096: 222–233.

[34] Mahler R. Target preference in multitarget sensor management: A unified approach. SPIE, 2004, vol. 5429: 210–221.

[35] Nguyen H T. On random sets and belief functions. *J. Math. Anal. Appl.*, 1978, 65(12): 531–542.

[36] Mahler R. Multitarget Sensor Management of Dispersed Mobile Sensors. Grundel D, Murphey R, Paralos P, eds. Theory and algorithms for cooperative systems, Singapore: World Scientific, 2005: 239–310.

彭冬亮： 男，1977 年生，博士，副教授, 主要研究方向为多源信息融合、机器人视觉与图像处理.

文成林： 男，1963 年生，博士后，教授，博士生导师, 主要研究方向为为多源同步和异步信息的多尺度建模理论与多尺度据融合技术、动态系统的安全检测、监控与故障诊断技术.