

基于焦元信度折扣和概率排序的信息融合决策方法^①佟为明^② 李 方^③ 李中伟 王铁成

(哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院 哈尔滨 150001)

摘 要 针对基于贝叶斯推理的定位方法难于获取节点位置先验信息的问题,提出了一种应用于室内定位的 Dempster-Shafer 信息融合与决策方法。采用 Pignistic 概率反映接入点证据在焦元信度分配上的冲突并根据冲突程度对信度打折,从而实现对冲突证据的预处理。通过合成预处理后的证据可消除定位过程中出现的一票否决和 Zadeh 悖论现象。根据焦元各自信任区间确定的分布函数,分别计算两焦元信度在整个信任区间上降序排列的概率,并将其作为在信任区间发生重叠的焦元间进行决策的依据。算例结果表明,上述方法对冲突证据的合成更加符合证据理论的本质,且收敛速度快,决策风险低。

关键词 室内定位,证据预处理, Pignistic 概率, 信度折扣, 概率排序

0 引 言

如果将接入点看作信源,移动节点接收到的信号强度视为其提供的信息,采用基于贝叶斯法则的不确定推理方法获得最终的位置估计,那么基于位置指纹方法^[1]的定位过程就是一个多源信息的融合过程。然而,贝叶斯推理需要事先获得节点出现在各采样位置的先验概率,且要求概率的分配互斥而完备。但是,面对实际定位过程存在的大量不互斥事件(“分不清”)和不完备事件(“不知道”),贝叶斯推理显得有些力不从心。Dempster-Shafer 证据理论^[2](以下简称 D-S 理论)不需要先验知识,通过在识别框架的幂集上分配基本信任,来解决融合过程中遇到的“分不清”和“不知道”问题,更适合处理具有模糊、不确定特点的信息合成问题。

然而,D-S 理论合成冲突程度较高的证据时会导致悖论的出现。目前,对证据冲突的来源及处理方法的研究上有两方面的观点:部分学者认为证据本身是可靠的,而冲突的产生是由于识别框架的不完备造成的。观点的基础是开放世界假设,如 Smets 提出的可传递置信模型^[3],认为空集是由未知元素构成的集合,其信度可不为 0。但是,在实际应用中很难保证证据完全可靠,而且并非一定存在对识别

框架认知的不完备。另一方认为证据本身就是不可靠的,而冲突恰恰是由于证据的不可靠引起的。因此,研究的重点集中在对冲突的处理上,其思路也分为两种。其一认为合成中的归一化处理是不合适的,解决的办法是将冲突部分按一定分配原则重新赋予各命题^[4-10]。但方法偏离 D-S 理论思想,合成结果受合成顺序影响。其二仍然接受经典 D-S 合成方式,但需要对原信度分配进行一定的预处理,从而在一定程度上缓解证据间的冲突程度^[11-14]。本文结合基于位置指纹方法的室内定位应用背景,提出了一种基于焦元信度折扣和概率排序的 D-S 合成与决策规则。采用对焦元信度打折的证据预处理方式降低证据间的冲突,提高合成结果的正确性。将焦元信度在信任区间上的概率排序作为最终的决策依据。

1 D-S 理论在室内定位中的应用

1.1 D-S 理论

D-S 理论使用集合表示命题,将待识别对象所有可能结果的集合定义为识别框架,记作 Θ 。 Θ 中的元素可穷举且互斥,其所有子集组成的集合称为幂集,记作 2^Θ 。通过向 2^Θ 中的非单元素集合及 Θ 分配信度,可实现对“分不清”和“不知道”问题的表达。

① 国家自然科学基金(51077015)和黑龙江省自然科学基金(E200914)资助项目。

② 男,1964 年生,博士,教授;研究方向:电气智能化理论与技术,工业网络控制系统;E-mail:hello2008@hit.edu.cn

③ 通讯作者,E-mail: hello2008@hit.edu.cn

(收稿日期:2011-04-21)

对于 2^θ 中任意集合 A 信度的分配是由基本概率分配函数(basic probability assignment function, BPA), 即 mass 函数完成的, 且 $m(A)$ 满足 $m(A) \in [0, 1]$, $m(\phi) = 0$, $\sum_{A \in 2^\theta} m(A) = 1$ 。

D-S 理论通过定义信任函数 $Bel: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$, $Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B)$ 和似然函数 $Pls: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$, $Pls(A) = \sum_{B \cap A \neq \phi} m(B)$ 表示证据对命题的支持程度和不否认程度。

D-S 理论还提供了一个合成法则用于多个证据下 BPA 的合成, 合成后的 BPA 可表示为

$$m(A) = (1 - K)^{-1} \times \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i) \quad (1)$$

其中 $K = \sum_{\cap A_i = \phi} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i)$, $m_i(1 \leq i \leq n)$ 表示第 i 个证据的 BPA。

1.2 基于 D-S 理论的室内定位方法

位置指纹法不需要接入点的具体位置和发射功率等信息, 不必安装专用的硬件设备, 灵活性强、成本低, 成为目前主流的室内定位技术。整个定位过程分为两个阶段: (1) 离线采样阶段, 构建一个关于接入点信号强度与采样位置关系的数据库, 即位置指纹数据库; (2) 实时定位阶段, 根据在未知位置实时采集到的信号强度信息, 采用一定的算法将其与位置指纹数据库中的信息比较、匹配, 将最为相似的采样位置作为该未知位置的最终估计^[1, 15]。

本文将定位区域内所有采样位置作为待识别对象, 定义识别框架为 $\Theta = \{L_1, L_2, \dots, L_n\}$, 其中 $L_i (1 \leq i \leq n)$ 表示命题“未知位置是第 i 个采样位置”。在 Θ 的基础上, 定义如下 BPA: $2^\theta \rightarrow [0, 1]$, $m(\phi) = 0$, $\sum_{i=1}^n m(L_i) = 1$, 其中 $m(L_i)$ 表示证据对 L_i 的信度, 可由下式计算得到:

$$m(L_i) = \frac{p(L_i | rss)}{\sum_{j=1}^n p(L_j | rss)} \quad (2)$$

其中 $p(L_i | rss)$ 表示在未知位置采集到接入点信号强度值为 rss 的条件下, 该位置是第 i 个采样位置的概率。接入点信号强度在采样位置 i 的概率分布模型可通过离线采样阶段统计获得。通常情况下使用高斯分布即可较好地描述信号强度的分布形式, 因此有

$$p(L_i | rss) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp\left(-\frac{(rss - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3)$$

其中 μ_i, σ_i 分别表示采样位置 i 处信号强度统计的平均值和标准偏差。当定位区域内可检测到的接入点个数为 l 时, 可生成 l 个证据, 且第 $k (1 \leq k \leq l)$ 个证据的 BPA 可由 m_k 表示。那么, 命题 L_i 最终获得的信度 $m_z(L_i)$ 为

$$m_z(L_i) = \frac{\sum_{\cap L_j = L_i} \prod_{1 \leq k \leq l} m_k(L_j)}{1 - \sum_{\cap L_j = \phi} \prod_{1 \leq k \leq l} m_k(L_j)} \quad (4)$$

1.3 方法存在的问题

1.3.1 一票否决

图 1 为带无线接收节点的移动终端在定位区域内活动的示意图。由于障碍物遮挡, 移动终端在位置 L_1 接收到的接入点 1 的信号强度极低, 导致证据 1 对 L_1 给出很低的信度。从 (4) 式可以看出, $m_z(L_1)$ 的分子项为各证据对 L_1 所分配信度的乘积。因此, 当 $m_1(L_1)$ 的值很小时, 即使证据 2 和证据 3 对 L_1 给出较大的信度支持, 最终 L_1 仍只获得较低的信度。极限情况下: 当 $m_1(L_1) = 0$ 时, $m_z(L_1) = 0$, 即出现一票否决。

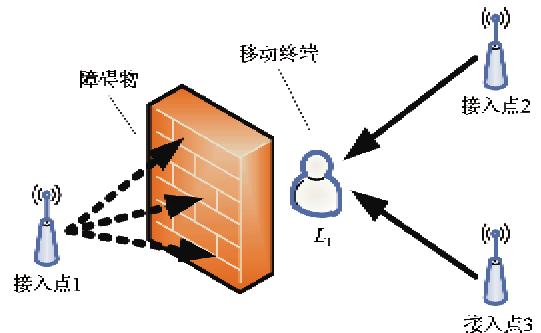


图 1 障碍物遮挡引起的一票否决现象

1.3.2 Zadeh 悖论

当接入点 1、2 对未知位置分别给出如下 BPA: $m_1(L_1) = 0.99$, $m_1(L_2) = 0.01$, $m_2(L_2) = 0.01$, $m_2(L_3) = 0.99$, 合成后 $m_z(L_2) = 1$ 。这意味着合成后证据将全部信度都分配给了命题“未知位置应该是 L_2 ”。而事实上, 接入点 1、2 各自的 BPA 对命题“未知位置应该是 L_2 ”都给出了很低的信度, 合成结果显然与实际情况相悖。

2 基于焦元信度折扣的 D-S 合成规则

本文认为, 室内环境下无线信号的多径效应, 建筑物和人体对信号的吸收、遮挡以及无线收发器的量化误差等因素, 使接入点提供的证据并非完全可

靠,这是引起证据冲突的主要原因。根据 D-S 理论的思想,因证据冲突导致对命题的未知更应该由 $m(\Theta)$ 部分表达,期待进一步融合新的、更加可靠的证据来消除 $m(\Theta)$ 表达的未知,而不是简单地将冲突部分直接分配给各个命题。其实这种思想更加符合人类对事物的认知过程。由于认知水平的差别,不同决策者对新事物的判决结果可能完全相同、完全相悖或部分相同。通常的做法是暂时搁置冲突,并通过寻找专家来解决矛盾。因为专家的观点通常被认为是可信度更高的证据。通过以上分析,本文提出了一种 BPA 预处理方法。采用 Pignistic 概率^[3,16]取代冲突因子 K ,反映不同证据在焦元信度分配上的冲突,并进一步将其作为对焦元信度打折的依据。通过将折扣部分赋予识别框架来降低证据间的冲突程度。

设合成过程中有 m 个证据源提供证据,且不同焦元个数为 n ,证据集 M 可表示为

$$M = \begin{bmatrix} bpa_1^T \\ bpa_2^T \\ \vdots \\ bpa_m^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_1(A_1) & m_1(A_2) & \cdots & m_1(A_n) \\ m_2(A_1) & m_2(A_2) & \cdots & m_2(A_n) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ m_m(A_1) & m_m(A_2) & \cdots & m_m(A_n) \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中 bpa_i 表示证据 $i (1 \leq i \leq m)$ 的基本概率分配函数, $m_i(A_j)$ 表示证据 i 为焦元 $A_j (1 \leq j \leq n)$ 分配的信用。证据集的 Pignistic 概率矩阵 B 可表示为

$$B = \begin{bmatrix} b_1^T \\ b_2^T \\ \vdots \\ b_m^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ b_{m1} & b_{m2} & \cdots & b_{mn} \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中 $B_{ij} = BetPm_i(A_j) = \sum_{A \subseteq \Theta, A_j \in A} \frac{1}{|A|} \frac{m_i(A)}{1 - m_i(\phi)}$ 表示焦元 A_j 在证据 i 下的 pignistic 概率,即从证据 i 得到的全部支持。那么,证据集的冲突矩阵 C 可表示为

$$C = \begin{bmatrix} c_1^T \\ c_2^T \\ \vdots \\ c_m^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mn} \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中 $C_{ij} = \sum_{k=1}^m |B_{ij} - B_{kj}|$ 表示证据 i 对焦元 A_j 的信用与其余 $m - 1$ 个证据分别对其信度的距离和。 C_{ij} 的值越大,表示证据 i 在该焦元信度分配上与整体

的冲突程度越高。因此, $m_i(A_j)$ 的可信程度越低。最终,各焦元信度的折扣矩阵 W 可表示为

$$W = \begin{bmatrix} w_1^T \\ w_2^T \\ \vdots \\ w_m^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ w_{m1} & w_{m2} & \cdots & w_{mn} \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中 $W_{ij} = \frac{\min_{1 \leq k \leq m} (C_{kj})}{C_{ij}}$ 表示证据 i 下焦元 A_j 原信度的折扣系数。打折后证据 i 的 BPA 为

$$\begin{cases} \bar{m}_i(A_j) = W_{ij} \times m_i(A_j) \\ \bar{m}_i(\Theta) = \sum_{j=1}^n (1 - W_{ij}) \times m_i(A_j) \end{cases} \quad (9)$$

3 基于概率排序的 D-S 决策规则

利用 D-S 合成规则得到各命题最终的 BPA 后,一个简单的做法是选择具有较大 Bel 值和较小 Pls 值的命题作为最终的决策结果。因为此时命题具有较大的信度支持,同时它的不确定性 ($Pls - Bel$) 也较小。但是,当不同命题间的信任区间出现相互重叠时(如图 2 所示)就很难使用该方法做出决策。此外,最大 BPA 法在判决条件不成立时不做决策;决策函数法在命题间的点值非常接近时,给出的决策结果存在较大的不可靠性。

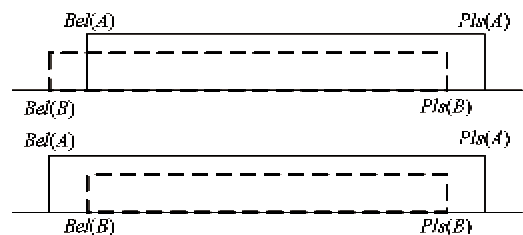


图 2 命题信任区间发生的重叠现象

在概率论中,如果用命题 A 发生的概率 $P(A)$ 表示它获得的支持度,那么其反命题 A^c 获得的支持度 $P(A^c) = 1 - P(A)$ 。然而在 D-S 理论中, A 与 A^c 的支持度分别由 $Bel(A)$ 和 $Bel(A^c)$ 表示,且通常情况下 $Bel(A) + Bel(A^c) < 1$ 。可以看出,虽然 A 与 A^c 的支持度不再满足相加必为 1 的关系,但是可以通过 $Bel(A^c)$ 获得另外一个信息,即证据不否定 A 的程度 $Pls(A) = 1 - Bel(A^c)$,显然 $Pls(A) \geq Bel(A)$ 。因此,对 A 的支持度也不再由 $Bel(A)$ 单独决定,而是通过信任区间 $[Bel(A), Pls(A)]$ 来描

述。其中, $Bel(A)$ 表示对 A 支持程度的下限估计(悲观估计), $Pls(A)$ 表示上限估计(乐观估计)。对于决策者来说,若使用 $Bel(A)$ 作为命题 A 的最终支持度去参与决策是最可靠的,但同时也是最保守的,因为命题 A 完全存在获得更大支持度的可能。若使用 $Pls(A)$ 去参与决策对命题 A 来说是最有利的,但同时也是最危险的,因为越靠近信任区间右端点的值成为命题 A 支持度的概率越低。因此,本文采用高斯分布描述命题信度在信任区间上的分布情况,通过计算两命题信度按由大到小顺序排列的概率来反映命题间的优越度,并将其作为最终的决策依据。

设命题 S 的信任区间为 $[Bel(S), Pls(S)]$, 那么 S 的信度在其信任区间上的概率密度为

$$f_s(x_s) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left(-\frac{(x_s - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (10)$$

其中 $\mu_s = Bel(S)$ 为均值, $\sigma_s = [Pls(S) - Bel(S)]/\sqrt{3}$ 为标准差。现有两命题 A 和 B , 信任区间分别为 $[Bel(A), Pls(A)]$ 和 $[Bel(B), Pls(B)]$ 。将 $Bel(B) < Bel(A) < Pls(B) \leq Pls(A)$ 定义为 case 1; 将 $Bel(A) \leq Bel(B) < Pls(B) < Pls(A)$ 或 $Bel(A) < Bel(B) < Pls(B) \leq Pls(A)$ 定义为 case 2, 则 A, B 和 B, A 分别按信度由大到小排序的概率为

$$P(A \triangleleft B) = \begin{cases} 0, & Pls(A) \leq Bel(B) \\ p(x_A \in [Pls(B), Pls(A)]) + p(x_B \in [Bel(B), Bel(A)]) \\ + p(x_A \in [Bel(A), Pls(B)], x_B \in [Bel(A), x_A]), & \text{case 1} \\ p(x_A \in [Bel(B), Pls(B)], x_B \in [Bel(B), x_A]) \\ + p(x_A \in [Pls(B), Pls(A)]), & \text{case 2} \\ 1, & Pls(B) \leq Bel(A) \end{cases} \quad (11)$$

$$P(B \triangleleft A) = \begin{cases} 0, & Pls(B) \leq Bel(A) \\ p(x_B \in [Bel(A), Pls(B)], x_A \in [Bel(A), x_B]), & \text{case 1} \\ p(x_B \in [Bel(B), Pls(B)], x_A \in [Bel(B), x_B]) \\ + p(x_A \in [Bel(A), Bel(B)]), & \text{case 2} \\ 1, & Pls(A) \leq Bel(B) \end{cases} \quad (12)$$

4 算例分析

通过实例来说明本文方法在合成与决策方面的有效性。

4.1 算例 1

定位实验在一个面积为 $30\text{m} \times 25\text{m}$ 的大厅内进行,场地轮廓如图 3 所示,共布置 4 个发射节点 AP_1, AP_2, AP_3 和 AP_4 。图中实心圆分别代表采样位置 L_1, L_2 和 L_3 ,五角星代表未知位置。实验使用的 ZigBee 无线收发节点为 Microchip 公司开发的 PIC-DEM Z 套件,支持 2.4GHz 下的 IEEE802.15.4 协议。从图中可以看出,由于建筑物的遮挡,未知位置与 AP_2 之间没有视线传播路径。因此,在未知位置接收到的 AP_2 的信号强度极低,实验中大部分时间甚至接收不到 AP_2 的信号。

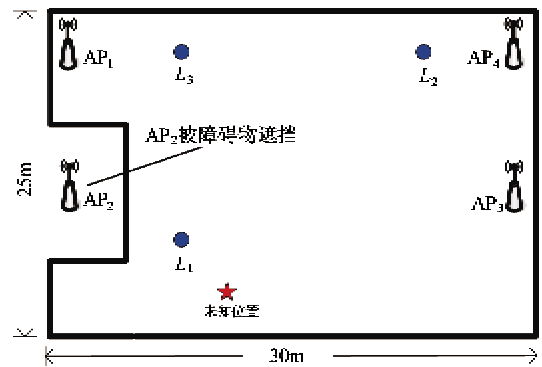


图3 实验场地轮廓图

设识别框架 $\Theta = \{\text{采样位置 } L_1, \text{采样位置 } L_2, \text{采样位置 } L_3\}$ 。根据未知位置处接收到的发射节点信号强度值可得到 4 个接入点的 BPA 如下:

$$\begin{aligned} m_1(L_1) &= 0.5, m_1(L_2) = 0.2, m_1(L_3) = 0.3 \\ m_2(L_1) &= 0.0, m_2(L_2) = 0.9, m_2(L_3) = 0.1 \\ m_3(L_1) &= 0.6, m_3(L_2) = 0.1, m_3(L_3) = 0.3 \\ m_4(L_1) &= 0.8, m_4(L_2) = 0.1, m_4(L_3) = 0.1 \end{aligned}$$

本文方法和几种典型规则的合成结果比较如表 1 所示。在合理性方面,由于证据 2 对 L_1 给出的信度为 0,因此无论后续如何引入支持 L_1 的证据,D-S 合成后 L_1 获得的信度始终为 0,即出现一票否决。同时, L_2 获得较大的信度也与直观不符。Yager 法保证了 L_2 和 L_3 最终获得合理的信度,但未能解决 L_1 的信度分配。同时,随着证据数量的增加 Θ 获得的信度越来越高,这对最终的决策没有帮助。文献[5]虽然使 L_1 获得最大的信度,但优势不够明显。表现为信任区间与 L_2 重叠,不利于最终的决策。文献[6-8]和本文方法都能得到正确的合成结果。由于本文方法使用 Pignistic 概率作为衡量冲突的标准,与冲突因子 K 相比更能反映出证据在焦元信度

表 1 算例 1 在不同组合规则下的合成结果

规则	$m_{1,2}$	$m_{1,2,3}$	$m_{1,2,3,4}$
D-S ^[2]	$m_z(L_1) = 0$	$m_z(L_1) = 0$	$m_z(L_1) = 0$
	$m_z(L_2) = 0.8571$	$m_z(L_2) = 0.6667$	$m_z(L_2) = 0.6667$
	$m_z(L_3) = 0.1429$	$m_z(L_3) = 0.3333$	$m_z(L_3) = 0.3333$
	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$
Yager ^[3]	$m_z(L_1) = 0$	$m_z(L_1) = 0$	$m_z(L_1) = 0$
	$m_z(L_2) = 0.1800$	$m_z(L_2) = 0.0180$	$m_z(L_2) = 0.0018$
	$m_z(L_3) = 0.0300$	$m_z(L_3) = 0.0090$	$m_z(L_3) = 0.0009$
	$m_z(\emptyset) = 0.7900$	$m_z(\emptyset) = 0.9730$	$m_z(\emptyset) = 0.9973$
文献[5]	$m_z(L_1) = 0.1331$	$m_z(L_1) = 0.2448$	$m_z(L_1) = 0.3341$
	$m_z(L_2) = 0.4727$	$m_z(L_2) = 0.2851$	$m_z(L_2) = 0.2304$
	$m_z(L_3) = 0.1364$	$m_z(L_3) = 0.1648$	$m_z(L_3) = 0.1416$
	$m_z(\emptyset) = 0.2578$	$m_z(\emptyset) = 0.3053$	$m_z(\emptyset) = 0.2939$
文献[6]	$m_z(L_1) = 0.0884$	$m_z(L_1) = 0.2865$	$m_z(L_1) = 0.7628$
	$m_z(L_2) = 0.7409$	$m_z(L_2) = 0.4426$	$m_z(L_2) = 0.1472$
	$m_z(L_3) = 0.1658$	$m_z(L_3) = 0.2703$	$m_z(L_3) = 0.0900$
	$m_z(\emptyset) = 0.0049$	$m_z(\emptyset) = 0.0005$	$m_z(\emptyset) = 0$
文献[7]	$m_z(L_1) = 0.1543$	$m_z(L_1) = 0.3912$	$m_z(L_1) = 0.7996$
	$m_z(L_2) = 0.7469$	$m_z(L_2) = 0.5079$	$m_z(L_2) = 0.1752$
	$m_z(L_3) = 0.0988$	$m_z(L_3) = 0.1008$	$m_z(L_3) = 0.0251$
	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$
文献[8]	$m_z(L_1) = 0.2024$	$m_z(L_1) = 0.4419$	$m_z(L_1) = 0.6324$
	$m_z(L_2) = 0.6851$	$m_z(L_2) = 0.3896$	$m_z(L_2) = 0.2427$
	$m_z(L_3) = 0.1125$	$m_z(L_3) = 0.1865$	$m_z(L_3) = 0.1249$
	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$
本文方法	$m_z(L_1) = 0$	$m_z(L_1) = 0.5964$	$m_z(L_1) = 0.8327$
	$m_z(L_2) = 0.8571$	$m_z(L_2) = 0.1465$	$m_z(L_2) = 0.0395$
	$m_z(L_3) = 0.1429$	$m_z(L_3) = 0.2571$	$m_z(L_3) = 0.1278$
	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$	$m_z(\emptyset) = 0$

分配上的冲突情况。同一证据下不同焦元信度的折扣系数根据与自身获得的整体信度冲突程度计算,可避免信度打折过程中的相互影响。本文方法中 L_1 获得了最高的信度(0.8327),合成结果更利于做出决策。

在收敛速度方面,文献[5,6]和[7]均需合成全部 4 个证据后才能得到正确的结果,收敛速度慢。文献[8]和本文方法只需使用前 3 个证据就能有效消除不利证据 2 的影响,使 L_1 获得最大的信度,收敛速度提高 25%。同时,本文方法在合成前 3 个及全部 4 个证据后, L_1 获得的信度分别占总信度的 59.64% 和 83.27%,均大于文献[8]的 44.19% 和 63.24%。

4.2 算例 2

算例 2 的数据来源于文献[17]的样本 3,各命题最终对应的信任区间为 L_1 : [0.4320, 0.4524], L_2 : [0.4411, 0.4663], L_3 : [0.0189, 0.0249], L_4 : [0.0010, 0.0022]。采用文献[18]和[19]得到的决策结果如表 2 所示。

表 2 算例 2 在不同决策规则下的决策结果

命题	文献[18]	文献[19]
L_1	0.4731	0.7008
L_2	0.4918	0.716
L_3	0.0313	0.0496
L_4	0.0037	0.0048

根据本文提出的决策方法而生成的命题间两两排序的概率矩阵为

$$R = \begin{matrix} & \begin{matrix} L_1 & L_2 & L_3 & L_4 \end{matrix} \\ \begin{matrix} L_1 \\ L_2 \\ L_3 \\ L_4 \end{matrix} & \begin{bmatrix} - & 0.0118 & 1 & 1 \\ 0.2809 & - & 1 & 1 \\ 0 & 0 & - & 1 \\ 0 & 0 & 0 & - \end{bmatrix} \end{matrix}$$

其中 $R_{ij} = P(L_i \triangleleft L_j)$ ($1 \leq i \neq j \leq 4$)。通过 4 个命题的信任区间可以直观地判断出最终的决策结果应该在命题 L_1 和 L_2 中产生。从表 2 可以看出,文献[18]和[19]的决策结果都将 L_3 和 L_4 排除。文献[18]给出的 $BetP(L_2) - BetP(L_1)$ 为 0.0187,当阈值 T_1 设置不当使其值大于 0.0187 时,将不做任何判断。文献[19]虽然不受阈值设置的影响,但命题 L_2 对 L_1 的优势(0.0152)并不明显。利用本文提出的决策方法可以分别得到 $P(L_1(L_2)) = 0.0118$, $P(L_2(L_1)) = 0.2809$,与文献[18]和[19]给出的结果一致,且更易于做出决策。

5 结论

(1) 本文提出的基于 D-S 理论的室内定位算法可解决贝叶斯推理法难于获取节点位置先验概率的问题,更适于实际应用。通过向识别框架分配信度并融合证据间的冗余信息,可修正干扰因素引起的后验概率偏差,提高最终推理结果的可靠性。

(2) 本文对同一证据下不同焦元信度按各自与整体信度分配的冲突程度进行打折实现证据的预处理,可避免焦元信度在打折过程中的相互影响,有利于减少识别框架获得的信度分配,降低推理的不确定性。算例结果表明,基于预处理后的证据合成收敛速度快,可有效降低干扰证据对合成结果的影响。

(3) 本文利用高斯分布描述焦元信度在信任区间不同位置取值的可能性,将两焦元信度由大到小排序的概率作为决策的依据。方法兼顾了决策风险和信任区间蕴含的决策信息,可避免单点决策带来的决策风险。

参考文献

- [1] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based location and tracking system. In: Proceedings of the 19th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Tel-Aviv, Israel, 2000. 775-784
- [2] Dempster A P. Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1967, 38(2): 325-339
- [3] Smets P. Decision making in the TBM: the necessity of Pignistic transformation. *International Journal of Approximation Reasoning*, 2004, 38: 133-147
- [4] Yager R R. On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. *Information Science*, 1989, 41(2): 93-137
- [5] 孙全, 叶秀清, 顾伟康. 一种新的基于证据理论的合成公式. *电子学报*, 2000, 28(8): 117-119
- [6] 叶清, 吴晓平, 宋业新. 基于权重系数与冲突概率重新分配的证据合成方法. *系统工程与电子技术*, 2006, 28(7): 1014-1016
- [7] Murphy K. Combining belief functions when evidence conflicts. *Decision Support System*, 2000, 29(1): 1-9
- [8] 郭华伟, 施文康, 刘清坤等. 一种新的证据组合规则. *上海交通大学学报*, 2006, 40(11): 1895-1900
- [9] 杨善林, 罗贺, 胡小建. 基于焦元相似度的证据理论合成规则. *模式识别与人工智能*, 2009, 22(2): 169-175
- [10] 万江文, 陈斌, 冯仁剑等. 基于可靠度和一致强度的冲突证据组合算法. *高技术通讯*, 2009, 19(7): 730-734
- [11] 胡昌华, 司小胜, 周志杰等. 新的证据冲突衡量标准下的 D-S 改进算法. *电子学报*, 2009, 37(7): 1578-1583
- [12] 周皓, 李少洪. GDOP 引出的冲突证据组合新算法. *控制与决策*, 2010, 25(2): 278-286
- [13] 余二永, 王润生, 徐学文. 基于预处理模式的 D-S 证据理论改进方法. *模式识别与人工智能*, 2007, 20(5): 711-715
- [14] 李艳娜, 乔秀全, 李晓峰. 基于证据理论的上下文本体建模以及不确定性推理方法. *电子与信息学报*, 2010, 32(8): 1806-1811
- [15] Zhang M H, Zhang S S, Cao J. A new positioning method for location-based services in wireless LANs. *Chinese Journal of Electronics*, 2008, 17(1): 75-79
- [16] Liu W R. Analyzing the degree of conflict among belief functions. *Artificial Intelligence*, 2006, 170(11): 909-924
- [17] 冯仁剑, 陈斌, 吴银锋等. 基于集合属性和优先度的 D-S 证据决策方法. *高技术通讯*, 2009, 19(11): 1136-1141
- [18] Sudano J J. Pignistic probability transforms for mixes of low and high probability events. In: Proceedings of the 4th International Conference on Information Fusion, Montreal, Canada, 2001. 23-27
- [19] 何兵, 郝爱民, 赵沁平. 一种基于不确定信息的决策方法. *计算机学报*, 2004, 27(2): 281-285

An information fusion and decision method based on belief-discount and probability ranking of focal elements

Tong Weiming, Li Fang, Li Zhongwei, Wang Tiecheng

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract

Considering that it is hard to obtain the prior information of node location using Bayesian inference based positioning methods, a Dempster-Shafer based information fusion and decision method for indoor positioning is proposed in the paper. The Pignistic probability is adopted to reflect the conflict on belief assignment. The evidence pretreatment using belief-discount of the focal elements is implemented according to the conflict degree. The method can eliminate one ballot veto and Zadeh's paradox during positioning by fusing pretreated evidences. According to the distribution functions of two focal elements on their own belief intervals, the probabilities ranking in a descending order on the whole belief interval are calculated respectively and taken as the basis of decision-making for the focal elements interlapping on the belief intervals. The results of the examples indicate that the proposed method is consistent with the essence of evidence theory in the fusion of conflict evidences, especially, it can accelerate the convergence and reduce the decision risk.

Key words: indoor positioning, evidence pretreatment, Pignistic probability, belief-discount, probability ranking