

文章编号: 1001-0920(2010)02-0278-04

GDOP 引出的冲突证据组合新算法

周 皓, 李少洪

(北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

摘 要: 基于无源定位中精度几何稀释度(GDOP)的概念, 定义了证据理论中命题稀释度的概念. 利用命题的稀释度调整各证据的未知度和命题的支持度, 并利用 DS 组合公式完成证据组合, 以解决冲突证据的合成问题. 分析表明, 该算法更加符合人们的认识规律. 经算例对比, 该算法显示出良好的性能.

关键词: 证据理论; 冲突证据; 精度几何稀释度; DS 规则; 数据融合

中图分类号: TP274 **文献标识码:** A

New combination algorithm of conflict evidences introduced by GDOP

ZHOU Hao, LI Shao-hong

(School of Electronics and Information, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China.
Correspondent: ZHOU Hao, E-mail: zhouhao@ee.buaa.edu.cn)

Abstract: Based on the concept-GDOP of passive position, the proposition dilution of evidence theory is defined and used to adjust the support degrees of the propositions and ignorance of every evidence. The evidence combination is finished by using the DS rule. Thus, the combination of conflict evidences is solved. Analysis reveals that this algorithm is more in accord with the cognitive law of human beings. Compared with the current main algorithms through examples, this algorithm shows excellent performance.

Key words: Evidence theory; Conflict evidence; GDOP; DS rule; Data fusion

1 引 言

DS(Dempster-Shafer)证据组合中存在以下问题:冲突证据组合、积化性和敏感性,其中冲突证据组合问题尤为突出. 当前解决该问题主要有基于封闭世界和基于开放世界两类思想^[1]. 开放世界思想并非解决这一问题的最佳方案,因此本文仅考虑在封闭世界框架下解决这一问题.

基于封闭世界框架的改进算法主要有两种^[2]:修改模型法和修改规则法. 修改模型法认为冲突证据的产生原因在于某些证据源受到了干扰,因此该方法保持 DS 组合规则不变,通过重新调整原始证据的基本概率分配(BPA)来解决冲突证据的组合问题,如文献[1, 3-5]等算法;修改规则法不改变 BPA,而是通过建立新的证据组合规则来解决冲突证据的合成问题,如文献[6-8]等算法.

Haenni^[2]论述了修改规则法的不合理性. 另外,DS 证据合成公式可由随机集理论^[9]推证. 本文也认为,改变 DS 合成规则的方法并不可取,因为证

据原型的不合理或错误而寄希望于组合规则,以消除这些不合理因素或错误是不现实的,而强行组合必然导致组合结果的异常,使证据原型中不合理因素或错误进一步延伸.

证据理论基于封闭世界的思想,识别框架 Θ 的 BPA 值 $m(\Theta)$ 蕴含了对命题的支持度,通过 DS 规则可从中提取出对具体命题的支持度;空集 \emptyset 的 BPA 值 $m(\emptyset)$ 表示不含对任何命题的支持度,将其规定为 0. 证据合成中会出现 $m(\emptyset) \neq 0$ 的情况,修改规则法一般都是强行将这部分不为 0 的 $m(\emptyset)$ 重新分配给各命题,这不符合证据理论体系.

两冲突证据相遇会出现较大的未知是符合人们的认识规律的. 文献[1, 6, 7]均考虑为互相冲突的证据增加未知,只是增加的程度各异. 文献[8]将命题的局部冲突按比例全部分配回产生冲突的各命题,是效果较好的修改规则法,但它存在以下两个问题:1) 对于含有复合命题的冲突证据,效果较差甚至会得出错误的结论;2) 没有生成未知度,这不符

收稿日期: 2009-03-23; 修回日期: 2009-05-25.

作者简介: 周皓(1970—),男,沈阳人,博士生,从事目标属性识别、数据融合的研究;李少洪(1939—),男,浙江富阳人,教授,博士生导师,从事目标跟踪、数据融合等研究.

合人们的认识过程.

文献[3,4]的修改模型法对 n 条证据求平均或加权平均,再将平均证据按 DS 规则组合 $n-1$ 次,但这两种方法存在证据合成的积化性,使证据合成缺乏实际意义,并且没有生成未知.文献[5]的修改模型法可确定出与其他证据相冲突的证据,但算法需要设置证据相容性门限,而这个门限目前还不易确定.

本文算法属于修改模型法的范畴,借鉴无源定位系统中精度的几何稀释度(GDOP)^[10]的物理含义,提出了命题稀释度的概念,并用它调整各证据的 BPA 值,最终完成 DS 组合.以往的修改模型法^[3-5]都是对证据体进行加权处理.本文算法则对各证据体中的命题进行加权.

2 DS 组合规则

设 m_1, m_2, \dots, m_n 是识别框架 Θ 上不同证据的基本概率分配,则它们的合成证据 m 为

$$m(\emptyset) = 0, \emptyset \text{ 为 空 集}; \quad (1)$$

$$m(A) = (1-K)^{-1} \sum_{\cap A_i = A} \prod_{j=1}^n m_j(A_j), A \neq \emptyset. \quad (2)$$

其中 $K = \sum_{\cap A_i = \emptyset} \prod_{j=1}^n m_j(A_j)$ 称为冲突因子.

3 证据理论中命题稀释度的概念

3.1 精度的几何稀释度

无源定位系统中(如 GPS)精度的几何稀释度,表示由于基站的分布给定位精度带来的损失.这一概念表达了这样的信息:虽然各基站测定结果合成了目标的位置,但它们自身的相对几何位置将导致对测量误差的放大,即所谓对精度的稀释.

3.2 GDOP 与证据合成的关系

无源定位是一种数据合成方法,与证据合成有相似之处.若将无源定位中不同的基站与证据合成中不同的证据源对应起来,无源定位过程便与证据合成过程建立起对应关系.无源定位中各基站几何位置对定位精度的影响,对应于证据合成中不同证据对合成证据的影响.

无源定位确定的是一个点,即目标的位置.其误差(测量误差、定位误差)有双重含义:1)反映了定位的精度,误差越小,定位精度越高;2)反映了被测点可能出现的范围,即被测点的未知范围.由于各基站几何位置的影响,无源定位系统的定位误差为测量误差乘以 GDOP,而 GDOP 与基站的几何位置相关.若将定位误差折算回各基站,则 GDOP 所起的作用就是:放大各基站对被测点的未知范围,降低各

基站的测量(定位)精度.

本文将这一过程类比于证据合成过程.对应于 GDOP,定义命题的稀释度来表达证据源的不同对证据合成的影响.

3.3 证据的统计特性

由于外界的干扰和测量条件的不同,各传感器对目标的测量数据具有统计特性.这些数据虽然被转换为证据,但仍没有摆脱其自身所固有的统计性质,且在转化过程中还可能增加新的不确定因素.因此,各证据源对同一框架的 BPA 值一般是不同的,各证据对同一命题的支持度也具有统计特性.

3.4 证据理论中的稀释度

不同证据对同一命题的支持度具有统计特性,它们对同一命题支持度的方差便反映了该命题支持度的分散程度.本文将各不同证据对同一命题支持度的标准差定义为某一命题的稀释度.

与 GDOP 的作用相似,命题的稀释度一方面表明不同证据间的相互影响而导致各命题支持度的损失,另一方面表明由于证据间的相互影响而导致对命题未知度的增加,即它稀释了各证据中命题的支持度.

当某一命题的稀释度较大时,各证据对该命题的冲突必然较大,反之亦然.不同于 DS 合成中的冲突因子,稀释度衡量的是各条证据关于某一命题的冲突程度,它更精细地刻画了证据间冲突的细节.

4 基于稀释度的证据组合方案

设有 n 条证据,命题 a 的稀释度为 σ_a .由稀释度的定义易证,它是一个不大于 1 的量.参照无源定位中的作法,可得出由命题稀释度导致的各证据未知度的增加和命题支持度的下降.具体作法如下:

对于第 i 条证据,命题 a 的 BPA 值为 $m_i(a)$,由稀释度所引起的新增未知度为 $\sigma_a m_i(a)$,余下的支持度 $(1-\sigma_a)m_i(a)$,成为考虑稀释度后第 i 条证据中命题 a 的新的 BPA 值.当证据关于 a 存在冲突时,由于 σ_a 的存在,使 $\sigma_a m_i(a)$ 取走了 $m_i(a)$ 的一部分份额,补充到第 i 条证据的识别框架,从而增大了未知度;余下的 $(1-\sigma_a)m_i(a) < m_i(a)$,从而降低了 a 的支持度.此处的操作符合前文的讨论.

综上所述,可得出基于稀释度的证据组合方案如下:

- 1) 计算识别框架中各命题的稀释度;
- 2) 用各命题的稀释度来调整各证据中相应命题的支持度,得出各证据中每一命题所贡献的未知度和每一命题的新支持度;
- 3) 根据 2) 的结果重新调整各证据的 BPA 值;
- 4) 利用 DS 规则完成证据组合.

现以如下算例说明上述过程. 设识别框架 $\Theta = \{a, b, c\}$, 有 5 条证据进行合成, 分别为

$$m_i(a), m_i(b), m_i(c), m_i(\Theta), i = 1, 2, \dots, 5.$$

命题 a 的全部支持度为

$$m_1(a), m_2(a), m_3(a), m_4(a), m_5(a).$$

则 a 的稀释度为 σ_a . 以 $1 - \sigma_a$ 对各证据中命题 a 的支持度加权, 对命题 b 和 c 也采用同样的操作. 最终得到重组后的证据为

$$m'_i(a) = (1 - \sigma_a)m_i(a), \quad (3)$$

$$m'_i(b) = (1 - \sigma_b)m_i(b), \quad (4)$$

$$m'_i(c) = (1 - \sigma_c)m_i(c), \quad (5)$$

$$m'_i(\Theta) = \sigma_a m_i(a) + \sigma_b m_i(b) + \sigma_c m_i(c) + m_i(\Theta). \quad (6)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, 5$.

对于上述调整后的 5 条新证据, 按 DS 规则(1)和(2)完成融合.

5 算例对比

文献[7]算法是对文献[6]算法的改进, 文献[4]算法是对文献[3]算法的改进, 因此本文着重参照[4,7]的算法. 为了便于比较, 算例数据采用相应文献中的示例数据. [5,8]对[4,7]中的示例数据具有较优的效果, 但由于它们自身的局限性, 本文不将其纳入比较的范围.

5.1 与文献[7]算法的比较

例 1 识别框架 $\Theta = \{a, b, c\}$, 有两条证据进行合成, 分别为

$$m_1: m_1(a) = 0.99, m_1(b) = 0.01;$$

$$m_2: m_2(b) = 0.01, m_2(c) = 0.99.$$

按本文方法求得 $\sigma_a = 0.7, \sigma_b = 0, \sigma_c = 0.7$. 仿照式(3)~(6)得出新证据分别为

$$m'_1: m'_1(a) = 0.297, m'_1(b) = 0.01,$$

$$m'_1(\Theta) = 0.693;$$

$$m'_2: m'_2(b) = 0.01, m'_2(c) = 0.297,$$

$$m'_2(\Theta) = 0.693.$$

合成结果如表 1 所示.

表 1 例 1 的合成结果

	$m(a)$	$m(b)$	$m(c)$	$m(\Theta)$	K
DS 规则	0	1	0	0	0.9999
文献[7]算法	0.182	0.004	0.182	0.632	0.9999
本文算法	0.2272	0.0154	0.2272	0.5302	0.0941

由例 1 可知, 由于两条证据高度冲突, 按本文算法得到的新证据中, 未知项占了很大比重, 这是符合人们的认识规律的. 在合成过程中, 两条新证据的冲突已经很小.

对于本例中的文献[7]算法, 其不足已为邓勇

等^[4]所指出, 主要在于它对未知的分配仍然较大, 对命题支持度的分配仍然较小, 在证据累积时(如例 2), 其收敛速度较慢不便于决策. 由表 1 可知, 本文算法的合成结果好于文献[7]算法.

例 2 识别框架同例 1, 各证据分别为

$$m_1: m_1(a) = 0.98, m_1(b) = 0.01,$$

$$m_1(c) = 0.01;$$

$$m_2: m_2(a) = 0, m_2(b) = 0.01,$$

$$m_2(c) = 0.99;$$

$$m_3: m_3(a) = 0.9, m_3(b) = 0,$$

$$m_3(c) = 0.1;$$

$$m_4 = m_3.$$

新证据的产生过程同例 1, 合成结果如表 2 所示.

表 2 例 2 的合成结果

	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4
DS 规则	$K = 0.99$	$K = 0.99901$	$K = 0.999901$
	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
	$m(b) = 0.01$	$m(b) = 0$	$m(b) = 0$
	$m(c) = 0.99$	$m(c) = 1$	$m(c) = 1$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
文献[7]算法	$m(a) = 0.18$	$m(a) = 0.321$	$m(a) = 0.42$
	$m(b) = 0.004$	$m(b) = 0.003$	$m(b) = 0.003$
	$m(c) = 0.194$	$m(c) = 0.188$	$m(c) = 0.181$
	$m(\Theta) = 0.622$	$m(\Theta) = 0.488$	$m(\Theta) = 0.396$
	$K = 0.0975$	$K = 0.1497$	$K = 0.1539$
本文算法	$m(a) = 0.2287$	$m(a) = 0.5179$	$m(a) = 0.7398$
	$m(b) = 0.0153$	$m(b) = 0.0088$	$m(b) = 0.0041$
	$m(c) = 0.2344$	$m(c) = 0.2388$	$m(c) = 0.1622$
	$m(\Theta) = 0.5215$	$m(\Theta) = 0.2345$	$m(\Theta) = 0.0939$

与文献[7]算法相比, 在证据具有明显倾向性时, 本文算法具有较快的识别速度, 并且明显降低了未知度.

5.2 与文献[4]算法的比较

例 3 识别框架同例 1, 有 5 条证据进行合成, 分别为

$$m_1: m_1(a) = 0.5, m_1(b) = 0.2,$$

$$m_1(c) = 0.3;$$

$$m_2: m_2(a) = 0, m_2(b) = 0.9,$$

$$m_2(c) = 0.1;$$

$$m_3: m_3(a) = 0.55, m_3(b) = 0.1,$$

$$m_3(c) = 0.35;$$

$$m_4 = m_5 = m_3.$$

各新证据的产生过程同例 1, 合成结果如表 3 所示.

文献[4]算法收敛较快, 这是由于证据合成的

表 3 例 3 的合成结果

	m_1, m_2	m_1, m_2, m_3	m_1, m_2, m_3, m_4	m_1, m_2, m_3, m_4, m_5
DS 规则	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$	$m(a) = 0$
	$m(b) = 0.8571$	$m(b) = 0.6316$	$m(b) = 0.3288$	$m(b) = 0.1228$
	$m(c) = 0.1429$	$m(c) = 0.3684$	$m(c) = 0.6712$	$m(c) = 0.8772$
	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$	$m(\Theta) = 0$
文献[7] 算法	$m(a) = 0.09$	$m(a) = 0.160$	$m(a) = 0.194$	$m(a) = 0.211$
	$m(b) = 0.377$	$m(b) = 0.201$	$m(b) = 0.160$	$m(b) = 0.138$
	$m(c) = 0.102$	$m(c) = 0.125$	$m(c) = 0.137$	$m(c) = 0.144$
	$m(\Theta) = 0.431$	$m(\Theta) = 0.486$	$m(\Theta) = 0.509$	$m(\Theta) = 0.507$
文献[4] 算法	$m(a) = 0.1543$	$m(a) = 0.5816$	$m(a) = 0.8060$	$m(a) = 0.8909$
	$m(b) = 0.7469$	$m(b) = 0.2439$	$m(b) = 0.0482$	$m(b) = 0.0086$
	$m(c) = 0.0988$	$m(c) = 0.1745$	$m(c) = 0.1458$	$m(c) = 0.1005$
本文算法	$m(a) = 0.2124$	$m(a) = 0.3654$	$m(a) = 0.4818$	$m(a) = 0.5791$
	$m(b) = 0.3387$	$m(b) = 0.2273$	$m(b) = 0.1367$	$m(b) = 0.0713$
	$m(c) = 0.2399$	$m(c) = 0.3277$	$m(c) = 0.3549$	$m(c) = 0.3418$
	$m(\Theta) = 0.2091$	$m(\Theta) = 0.0796$	$m(\Theta) = 0.0267$	$m(\Theta) = 0.0078$

积化性所致. 各证据的加权平均结果已反映出合成证据的倾向性, 再对这个平均证据反复组合, 必然会产生积化现象, 使得证据合成没有实际意义, 由此得出的快速收敛也没有实际意义.

从各证据具体情况看, 命题 a 和 c 的支持度走势相差不是很大. 与文献[4] 相比, 本文算法虽然收敛速度较慢, 但较好地反映了各证据数据的这种走势.

5.3 与文献[1] 算法的比较

例 4 识别框架仍同例 1, 两条证据分别为

$$m_1 : m_1(a) = 0.9, m_1(c) = 0.1;$$

$$m_2 : m_2(b) = 0.9, m_2(c) = 0.1.$$

文献[1] 算法的结果为

$$m(a) = 0.4, m(b) = 0.4, m(c) = 0.16, \\ m(\Theta) = 0.04.$$

本文算法的结果为

$$m(a) = 0.2265, m(b) = 0.2265, \\ m(c) = 0.1505, m(\Theta) = 0.3965.$$

基于未知扰动的合成法, 未知度分配得太小, 当两条明显冲突的证据合成时, 未知的分配应占较大的比重. 本文算法较好地反映出这一现象, 而文献[1] 算法却没有反映这一现象.

6 结 论

本文基于无源定位中 GDOP 的概念, 提出了证据理论中命题稀释度的概念. 利用这一概念提出一种新型的修改模型法, 开辟了解决冲突证据合成问题的新途径. 通过与几种主要算法的算例对比, 本文算法更加符合人们的认识规律, 并显示出良好的性能.

本文算法虽然能较好地解决冲突证据的组合问题, 但其收敛速度尚可进一步提升. 原因在于本文将稀释度直接分配到各证据的相应命题, 使新证据产生了较大的未知度. 为此, 本文下一步工作将研究稀释度的分配算法, 以提升算法的收敛速度.

参考文献 (References)

[1] 林作铨, 牟克典, 韩庆. 基于未知扰动的冲突证据合成方法[J]. 软件学报, 2004, 15(8): 1150-1156.
(Lin Z Q, Mu K D, Han Q. An approach to combination of conflicting evidences by disturbance of ignorance[J]. J of Software, 2004, 15(8): 1150-1156.)

[2] Haenni R. Comments on about the belief function combination and the conflict management problem[J]. Information Fusion, 2002, 3(4): 237-239.

[3] Murphy C K. Combining belief function when evidence conflicts[J]. Decision Support Systems, 2000, 29(1): 1-9.

[4] 邓勇, 施文康, 朱振福. 一种有效处理冲突证据的组合方法[J]. 红外与毫米波学报, 2004, 23(1): 27-32.
(Deng Y, Shi W K, Zhu Z F. Efficient combination approach of conflict evidence [J]. J of Infrared and Millimeter Waves, 2004, 23(1): 27-32.)

[5] 郭惠昕. 基于模糊集的证据组合方法及其应用[J]. 控制与决策, 2008, 23(2): 229-232.
(Guo H X. Approach to evidence combination based on fuzzy theory and its applications [J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 229-232.)