Người dịch: Đoàn Long Nhật

**Base belief function: an efficient method of conflict management**

**Trừu tượng**

* Lý thuyết bằng chứng Demster-Shafer được sử dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng như ra quyết định và nhận dạng mẫu. Tuy nhiên, quy tắc kết hợp của Demster thường đưa ra kết quả không phản ánh sự phân bố niềm tin thực tế khi thu thập bằng chứng mâu thuẫn với nhau. Trong bài báo này, một base belief function được đề xuất để sửa đổi bài tập xác suất cơ bản cổ điển trước khi kết hợp trong thế giới khép kín. base belief function tập trung vào việc làm cho kết quả kết hợp trực quan đặc biệt là khi các bằng chứng mâu thuẫn nhau cao độ. So với các phương pháp khác, kết quả tổ hợp được tạo ra bởi phương pháp được đề xuất là hợp lý và nhất quán với thế giới thực với độ phức tạp tính toán ít hơn và hiệu năng tốt hơn. Ưu điểm của base belief function là nó có thể tránh được xung đột cao giữa các bằng chứng và đặc biệt phù hợp với tình huống các bằng chứng xuất hiện theo thứ tự. Một số ví dụ số cũng như thí nghiệm sử dụng bộ dữ liệu thực tế từ kho lưu trữ máy UCI để phân loại được sử dụng để xác minh tính hợp lý của phương pháp được đề xuất.
* Từ khóa:
  + Dempster–Shafer evidence theory · Belief function · Conflicting evidence · Base belief function

1. **Giới thiệu**

* Cách đo độ không chắc chắn đã thu hút nhiều sự chú ý  
  Trong vài năm qua (Klir và Folder 1988; Yao 2001; Bloch và cộng sự 2001; Borgonovo 2008). Nhiều phương pháp đã được đề xuất để giải quyết vấn đề này, chẳng hạn như lý thuyết xác suất Bayes, lý thuyết bằng chứng Demster-Shafer (Demster 1967; Rota 1977) tập hợp fuzzy (Xao 2018; Zheng và Deng 2018; Han và cộng sự 2018), AHP (Zhou et al. 2018; Han and Deng 2018), Z-number (Kang et al. 2018a, b), D numbers (Fan et al. 2016; Xiao 2018; Deng và Deng 2018; Bian và cộng sự 2018; Mo và Deng 2018), xây dựng mạng lưới (Yin và Deng 2018); Li và cộng sự 2018; Bian và Deng 2018) v.v... Trong số các phương pháp này, lý thuyết bằng chứng Demster-Shager là tư tưởng cốt lõi. Lý thuyết bằng chứng Demster-Shafer (lý thuyết D-S) là một phương pháp hiệu quả để giải quyết các vấn đề như ra quyết định (Utkin 2009; Chao và cộng sự 2015), đánh giá rủi ro (Kabir et al. 2015; Liu và cộng sự 2014; Jiang và cộng sự. 2016), nhận diện khuôn mẫu (Fabre và Dherte 2003; Wang 2008; Lin và cộng sự; Gong và cộng sự 2018; Wang và Liu 2017) và các quá trình dung hợp thông minh khác (Fabre et al., 2001; Fabre và Briet et al; Maung et al; 2016). 2013; Wu 2017; Fernandes và Bala 2017; Perez và cộng sự. 2016; Gruey và cộng sự; Han và Deng 2018; Âm và Deng 2018) trong hoàn cảnh không chắc chắn. Ví dụ, vai trò kết hợp trung bình có trọng số được trình bày cho sự dung hợp dữ liệu đa cảm biến trong chẩn đoán lỗi (Gang và cộng sự 2016) dựa trên lý thuyết D-S. Tại Zhu và cộng sự (2017), lý thuyết D-S và mạng thần kinh fuzzy được sử dụng để cải thiện độ tin cậy của việc nhận ra việc lái xe mệt mỏi. Một cách tiếp cận mới dựa trên lý thuyết D-S mở rộng được đề xuất để ước tính tai nạn xác suất vận chuyển hàng hóa nguy hiểm (Lung và cộng sự.2017).
* Một trong những khía cạnh có giá trị nhất của lý thuyết D-S là lập luận hoặc ra quyết định có thể được thực hiện với các mảnh bằng chứng không đầy đủ hoặc mâu thuẫn mà không có thông tin trước đó. Tuy nhiên, vì đôi khi kết quả kết hợp có thể trái ngược với trực quan khi các bằng chứng mâu thuẫn với nhau, nên làm thế nào để quản lý xung đột là một vấn đề chính đặc biệt trong quá trình hợp nhất nhiều nguồn thông tin. Nhiều giải pháp đã được đưa ra trong vài năm qua (Yang và Dong-Ling 2013; Lefevre và cộng sự 2002; Murphy 2000; Voorbrak 1988; Dubois và Prade 1992; Fabre và cộng sự.2001; Yager 1987; Smets 1990; Peida và cộng sự 2013. Dubois và Prade 1988; Deng 2015; Yong và cộng sự. 2004; Shafer 2016; Juselme et al 2001. 2001; Liu 2006; Florea và cộng sự. 2009; Yager 2014; Girouekek và Shenoy 2018; Xiao 2017, 2018, 2019; Liu và cộng sự; Chen và cộng sự 2017; Jafari và cộng sự 2017; Jiang và cộng sự 2017; Ye và cộng sự 2017; Li và Deng 2018; Zhang và Deng). Những giải pháp này có thể được chia thành hai nhóm, hoặc xây dựng lại các quy tắc tổ hợp hoặc sửa đổi mô hình dữ liệu.
* Đối với loại thứ nhất, hãy lấy Yager (1987), Dubois và Prade (1992) và Lefevre et al. (2002) làm ví dụ. Yager chỉ ra rằng vì chúng ta không thể đưa ra quyết định hợp lý, chúng ta cần loại bỏ yếu tố chuẩn hóa và đặt nó vào trường không xác định (Yager 1987). Dubois và Prade tiếp tục phát triển suy nghĩ của Yager và trình bày một toán tử kết hợp phù hợp hơn và cụ thể hơn suy nghĩ của Yager (Dubois và Prade 1992). Lefevre định nghĩa một hình thức luận để mô tả một họ các toán tử kết hợp và phát triển một khuôn khổ chung để thống nhất một số quy tắc kết hợp cổ điển (Lefevre et al. 2002). Anh ấy cân nhắc các yếu tố dựa trên việc sử dụng tập huấn luyện và giảm thiểu tiêu chí lỗi.
* Đối với loại thứ hai, hệ số chiết khấu có thể được sử dụng để xử lý trước chức năng hàng loạt của bằng chứng, đây là một sửa đổi dữ liệu phổ biến được cho là để quản lý xung đột. Lấy (Jous selme et al. 2001), (Murphy 2000), và (Yong et al. 2004; Deng 2015) làm ví dụ. Jousselme giới thiệu một khoảng cách nguyên tắc giữa hai phép gán xác suất cơ bản dựa trên định lượng về sự giống nhau giữa các tập hợp. Murphy ủng hộ một phương pháp trung bình để sử dụng các quy tắc của Dempster nhiều lần thay cho chuẩn hóa. Deng et al. tiếp tục phát triển tư tưởng của Murphy, sử dụng mức trung bình có trọng số về mức độ giống nhau của các bằng chứng.
* Tuy nhiên, cả hai phương pháp này đều có một số vấn đề mở. Đối với loại thứ nhất, khi hàng trăm nghìn bằng chứng xuất hiện thì không thể xác định được mọi yếu tố trọng lượng. Lượng tính toán tăng theo cấp số nhân khi có nhiều tập con trong khung phân biệt. Trong khi đó, cho đến nay vẫn còn một số quy tắc tổ hợp đã được sửa đổi vẫn duy trì liên kết. Thiếu những tài nguyên có ý nghĩa như vậy sẽ gây rắc rối nếu trình tự tổ hợp không rõ ràng. Haenni đã liệt kê những thiếu sót này trước đây (Haenni 2002). Đối với loại thứ hai, cần tích lũy lượng dữ liệu và tính toán sự tương đồng hoặc tương quan của dữ liệu. Những phương pháp như vậy làm tăng thời gian tính toán, vốn không đủ khả năng trong trường hợp yêu cầu thời gian thực cao. Để giải quyết những hạn chế này, base belief function mới được trình bày trong tài liệu này
* Động cơ của nghiên cứu này là để phát triển một phương pháp quản lý xung đột mới để giữ lại các thuộc tính mong muốn của quy tắc tổ hợp của Demster nhưng tải tính toán ít hơn cái gọi là phương pháp sửa đổi dữ liệu. Ý nghĩa của bài báo này là đề xuất một cách tiếp cận mới, trong đó chúng tôi định nghĩa base belief function để sửa đổi BPA cổ điển và có được kết quả kết hợp trực quan. Một trong những điểm quan trọng nhất là phương pháp được đề xuất này có thể loại bỏ hoàn toàn tình huống mà các bằng chứng hoàn toàn mâu thuẫn với nhau. Do đó, sự dung hợp tuần tự có thể đạt được, phù hợp với hệ thống cập nhật thời gian thực cao chẳng hạn như hệ thống quân sự.
* Trong báo cáo này, chúng tôi đã xem xét các tài liệu và tóm tắt các phương pháp và thiếu sót của ban quản lý hiện nay. Phần còn lại của tài liệu này được tổ chức như sau. Đầu tiên chúng tôi xem xét ngắn gọn một số khái niệm cơ bản, và phân tích khiếm khuyết của quy tắc kết hợp của Demster cũng như các giải pháp hiện có trong Mục 2. Trong Mục 3, chúng tôi xác định chức năng niềm tin cơ bản và đề xuất một quy tắc mới để sửa đổi việc gán xác suất cơ bản có thể đạt được kết quả kết hợp hợp lý bằng cách sử dụng lý thuyết D-S. Các ví dụ số được sử dụng để kiểm tra tính chính xác của chức năng niềm tin cơ bản. Các thí nghiệm phân loại được trình bày trong Mục 4 để minh họa hiệu quả của base belief function. Kết luận được đưa ra trong Phần 5.

1. Sơ bộ
   1. Lý thuyết bằng chứng Demster-Shafer

* Lý thuyết D-S (Demster 1967), trình bày bởi Demster và  
  tiếp tục được phát triển bởi Rota (1977), thường được coi là một  
  sự mở rộng của lý thuyết xác suất Bayes. Lý thuyết D-S có thể quản lý để xử lý những sự không chắc chắn gây ra bởi các xác suất trước chưa biết trong khi Bayes chủ quan không thể làm được. Kể từ khi tập trung vào câu hỏi về tính không chắc chắn, nó đã được áp dụng trong nhiều lĩnh vực (Utkin 2009; Kabir và cộng sự 2015; Gong và cộng sự 2018; Yin và Deng 2018). Một số định nghĩa và lý thuyết được đề cập như sau
* Hãy để Ω là một tập hợp hữu hạn không rỗng của N giá trị có thể mà  
  là loại trừ lẫn nhau. Ω được gọi là khung phân biệt  
  và được định nghĩa là
  + Ω = {H1, H2, …. , HN} (1)
* Sức mạnh của tập hợp gồm các mệnh đề 2N của Ω là  
  đã xác định:
  + 2 Ω = {,{H1},{H2},…,{HN},{H1∪ H2},…,{H1∪ H2∪ … ∪ Hi}, …. Ω} (2)
* Đối với Ω, một bài tập xác suất cơ bản (BPA) (còn được gọi là  
  hàm đại chúng) là một ánh xạ m: 2 Ω → [0, 1], thỏa mãn  
  các thuộc tính sau:
  + m()=0 (3)
  + (4)

A2 Ω

1. Nếu A ⊂ Ω và A≠ , sau đó, thì hàm số khối lượng m (A) đại diện cho khả năng của bằng chứng A ủng hộ tuyên bố. Các m(A) lớn hơn là, bằng chứng mạnh hơn ủng hộ giả thuyết A. Bất kỳ tập con A ⊆ Ω chẳng hạn như m(A) > 0 được gọi là một phần tử tiêu cự của m

Đối với Ω, belief function từ BPA m được định nghĩa là

bel : 2 Ω 🡪 [0,1] (5)

bel(A) = (6)

B⊆A

* Số lượng bell (A) có thể được hiểu là thước đo của một người  
  niềm tin rằng giả thuyết A là đúng. Cụ thể, bel()) = 0 và  
  bell(Ω) = 1  
  Do nguồn khác nhau, chúng tôi có thể nhận được BPA khác nhau từ cùng một bằng chứng. Demster đề xuất sử dụng tổng trực giao để kết hợp các BPA này, là trao đổi và liên kết. Dựa trên những bằng chứng độc lập, tổng trực giao của các chức năng khối lượng của họ tính toán  
  mức độ tin tưởng vào các quy tắc kết hợp.
  + m = m1 ⨁ m2 ⨁ m3 ⨁ …. ⨁ mn (7)
* trong đó mi là hàm số khối lượng(mass function) của mỗi quy tắc.  
  Giả sử có n BPA được chỉ định bằng m1, m2, …, mn.  
  Các quy tắc kết hợp như sau:

m() = 0

m(A) = k . (8)

* trong đó k là một yếu tố bình thường hóa
  + k-1 = (9)

* Để cụ thể, giả sử có hai BPA được chỉ định bởi m1 và m2, các yếu tố tiêu điểm là Bi và Ci, sau đó các quy tắc kết hợp được đơn giản hóa như:
  + m(A) = 0

A (10)

A =

* trong đó k đo mức độ xung đột giữa m1 và m2
  + k = (11)

B∩C=

* k = 0 có nghĩa là m1 phù hợp với m2. k = 1 có nghĩa là m1 hoàn toàn mâu thuẫn với m2, tức là hai nguồn ủng hộ mạnh mẽ các giả thuyết khác nhau không tương thích.
  1. Quản lý xung đột hiện tại
* Ví dụ 1: (Zadeh 1986) Giả sử FOD là  
   Ω = {a, b, c} và hai BPA được đưa ra là

m1(a) = 0.99, m1(a,b) = 0.01

m2(b) = 0.01, m1(c) = 0.99

Ví dụ như vậy có thể minh họa rõ ràng vấn đề quy tắc Demster cổ điển

1. Một số ít ý kiến có thể được nhân rộng lên đến 100% chắc chắn.  
   Sử dụng quy tắc tổ hợp của Demster, thật ngạc nhiên rằng kết quả tổ hợp m (b) = 1, và các hàm khối lượng còn lại đều bằng 0. Điều đó là không thể bởi vì cả hai các nguồn ít hỗ trợ trên {b}. Nguồn 1 mạnh hỗ trợ {a}, trong khi nguồn 2 hỗ trợ mạnh mẽ {c}. Chỉ vì cả hai đều hỗ trợ một chút cho {b}, hỗ trợ nhỏ này được phóng đại vô hạn.
2. Tính tuyệt đối của dữ liệu dẫn đến kết quả kết hợp không đảo ngược. Nếu hàm khối lượng của một giả thuyết trở thành 0, giả thuyết này sẽ là 0 mãi mãi, cũng không thể đo đếm được (Murphy 2000). Một số ít dữ liệu sai có thể gây ra kết quả sai.

* Do đó, sự phụ thuộc vào độ chính xác của dữ liệu và thiếu độ bền là những hạn chế chính của lý thuyết D-S. Để biết thêm thông tin, xin hãy tham khảo nghịch lý nổi tiếng của Zadeh (Zadeh 1986).
* như đã đề cập trong Mục 1, có hai loại phương pháp tiếp cận để quản lý bằng chứng mâu thuẫn: (1) xây dựng lại các quy tắc kết hợp mới; (2) sửa đổi mô hình dữ liệu. Những khác biệt và thiếu sót cũng đã được thảo luận ngắn gọn. Ở đây chúng tôi lấy một phương pháp điển hình từ mỗi loại để minh họa chi tiết những nhược điểm của từng phương pháp.
  + 1. Phương pháp của Yager: xây dựng lại các quy tắc kết hợp mới
* Yager (1987) tin rằng vì chúng ta không thể đưa ra quyết định đúng đắn về các bằng chứng mâu thuẫn, chúng ta nên phân loại chúng thành các lĩnh vực chưa được biết đến. Ông đề xuất một quy tắc tổ hợp đã được sửa đổi để loại bỏ hệ số chuẩn hóa 1/(1 - k) và gán kt(Ω). Ví dụ 1, kết quả kết hợp của phương pháp Yager là m(A) = m(C) = 0, m(B) = 0.0001, m(Ω) = 0,99999. Có thể thấy rằng {b} ít hỗ trợ trước khi kết hợp, và nó vẫn ít hỗ trợ sau khi kết hợp, trong khi xác suất gần một được phân phối cho Ω. Người ta cho rằng các bằng chứng mâu thuẫn hoàn toàn bị phủ nhận sau khi kết hợp. Chúng ta có thể suy luận rằng mặc dù nhiều nguồn cung cấp bằng chứng, vì chúng mâu thuẫn với nhau, chúng ta vẫn biết rất ít về chúng.
* Nhược điểm là kết quả phi logic có thể được đưa ra nếu có nhiều hơn hai nguồn chứng cứ. Vì quy tắc như vậy hoàn toàn phủ nhận các bằng chứng mâu thuẫn, dữ liệu không chính xác có ảnh hưởng nghiêm trọng đến kết quả kết hợp. Toàn bộ hệ thống có thể không hoạt động bình thường do lỗi của một vài cảm biến
  + 1. Phương pháp của Deng và cộng sự: sửa đổi mô hình dữ liệu
* Dựa trên cách tiếp cận của Murphy, ý tưởng về phương pháp Deng và cộng sự là tầm quan trọng của từng bằng chứng có thể khác nhau (Yong và cộng sự). 2004). Họ đề xuất một biện pháp tương đồng để tính khoảng cách giữa hai bằng chứng là yếu tố cân. Mỗi bằng chứng có tác động khác nhau đối với kết quả kết hợp và tác động cũng bị ảnh hưởng bởi các bằng chứng khác. Sau khi thu được tất cả các yếu tố trọng số, người ta có thể sử dụng quy tắc Demster cổ điển để kết hợp trung bình trọng số của các hàm khối lượng n - 1 lần để có được kết quả kết hợp
* Ưu điểm là nó có hiệu suất hội tụ tốt hơn để xử lý các xung đột. Nhược điểm là mức trung bình trọng số được đề xuất phức tạp hơn so với quy tắc của Demster cổ điển, đây không phải là một cách hiệu quả cao với dữ liệu lớn trong hệ thống ứng dụng thời gian thực. Ngoài ra, các tính chất trao đổi và liên kết cũng không được thỏa mãn, có nghĩa là thứ tự kết hợp cần được xem xét riêng. Bên cạnh đó, nếu một bằng chứng là không chính xác và lặp đi lặp lại nhiều lần, nó cũng có thể nhận được kết quả phi logic.

3. Phương pháp được đề xuất

3.1 Base belief function

* Giả định của chúng ta là trong một thế giới khép kín. Để Ω là một tập hợp N giá trị có thể độc quyền lẫn nhau. Bộ quyền lực của Ω là 2 Ω, trong đó số phần tử là 2N. Khi khung phân biệt hoàn tất, m() = 0. Do đó, chúng tôi xác định hàm niềm tin cơ bản mb là

mb(Ai) = (12)

trong đó Ai là mọi tập con trong Ω ngoại trừ tập rỗng .

* Sau đó, chúng ta có thể sử dụng các phương pháp khác nhau để tạo ra BPA dựa trên các bằng chứng chúng ta có. Giả sử BPA được chỉ định bởi m, chúng tôi sử dụng mb để sửa m bằng cách tính trung bình số học:

m’(Ai) = (13)

* Mục đích của base belief function là cho mỗi tập con trong khung phân biệt một khả năng tương đương trước khi chúng tạo ra BPA. Hãy xem xét có ba quả bóng giống hệt nhau có màu sắc khác nhau và ít nhất một quả nằm trong một cái túi mờ. Nếu chúng ta không có được những manh mối khác, sau đó chúng ta có thể có được bảy loại tình huống có cùng khả năng. Chức năng niềm tin cơ bản dựa trên những suy nghĩ như vậy. BPA đại diện cho mức độ của một nguồn hỗ trợ cho các giả thuyết trong một tình huống tại một thời điểm nhất định. Nhưng trước khi mọi nguồn tin xuất hiện, niềm tin của chúng ta vào mọi tình huống phải bình đẳng. base belief function tương đương với những khả năng ban đầu này.
* Sau đó, khi một nguồn đến, chúng tôi sử dụng base belief function để điều chỉnh BPA cổ điển. Nếu m(ai) >mb(ai), thì m’(ai) >mb(ai), nghĩa là nguồn sắp tới củng cố khả năng ban đầu. Nếu m(Ai) < mb(Ai), thì m’(A) < mb(Ai), có nghĩa là khả năng ban đầu bị suy yếu.
* Ưu điểm lớn nhất của base belief function là nó loại trừ tình huống mà bằng chứng hoàn toàn mâu thuẫn với nhau. Bằng chứng thường xảy ra xung đột cao độ khi một số khối xác suất là 0, và base belief function có thể tránh được tình huống đó một cách hoàn hảo. Ngay cả khi tất cả các nguồn làm suy yếu một giả thuyết, BPA sửa đổi của giả thuyết này sẽ gần bằng 0, nhưng nó sẽ không bao giờ là 0. Phương pháp như vậy phủ định tính tuyệt đối trong thế giới thực và cho mọi BPA một tỷ lệ chấp nhận lỗi. Nói cách khác, sự không chính xác của các nguồn sẽ không có ảnh hưởng quyết định đến kết quả kết hợp cuối cùng, đặc biệt khi chúng ta cần xử lý một lượng lớn dữ liệu. Ngay cả khi các bằng chứng có sẵn ủng hộ mạnh mẽ giả thuyết A và phản đối giả thuyết B bây giờ, kể từ khi chúng tôi không thu thập tất cả các bằng chứng, và chúng tôi có thể không bao giờ thu thập tất cả các bằng chứng trong hầu hết các tình huống trong thực tế, khả năng rằng A là sai và B là đúng
* Không thể tránh khỏi, phương pháp được đề xuất này trao đổi thời gian để có kết quả kết hợp chính xác và trực quan, đòi hỏi một lượng lớn tính phức tạp. Điều kiện có thể giảm tải tính toán một cách thích hợp được đưa vào Mục 3.3

3.2 Các ví dụ số liệu về việc sử dụng base belief function

* Đầu tiên, chúng tôi đưa ra hai ví dụ đơn giản và cực đoan để xác minh tính đúng đắn của ý kiến đề xuất bản.
* Ví dụ 2 Giả sử FOD là Ω = {a, b} và hai BPA được cung cấp như

m1(a) = 1, m1(b) = 0, m1(a,b) = 0

m2(a) = 1, m2(b) = 0, m2(a,b) = 0

* Đầu tiên chúng tôi nhận được các base belief function theo công thức (12)

mb(a) = mb(b) = mb(a,b) =

* Sau đó, chúng tôi sửa đổi hai BPA dựa trên công thức (13)

mi’(a) = = 0.6667, mi’(b) = mi’(a,b) = = 0.1667

với i = 1,2

* Sử dụng quy tắc tổ hợp của Demster, chúng ta có thể có được kết quả:

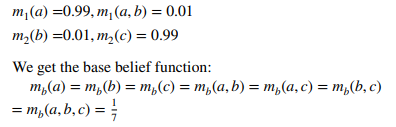
m(a) = 0.8571, m(b) = 0.1071, m(a,b) = 0.0357

* Theo kết quả, chúng tôi có thể phân tích rằng {a} được hỗ trợ mạnh mẽ bởi nguồn gốc, phù hợp với thực tế. Tuy nhiên, chúng tôi vẫn thừa nhận rằng {b} có khả năng trở thành sự thật, mặc dù khả năng là rất nhỏ.
* Ví dụ 3 Giả sử FOD là Ω = {a, b} và hai BPA được cung cấp như

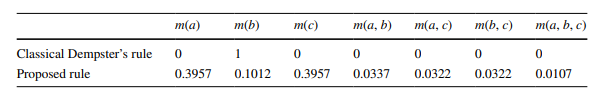
m1(a) = 1, m1(b) = 0, m1(a,b) = 0

m2(a) = 0, m2(b) = 1, m2(a,b) = 0



* Sau khi chỉnh sửa hai BPA, chúng ta có thể có được sự kết hợp  
  kết quả sử dụng lý thuyết D-S: 
* Ví dụ này chỉ ra rằng {a} và {b} có khả năng tương đương nhau, điều này phản ánh đúng thực tế vì các nguồn được đưa ra ở trên hoàn toàn xung đột
* Trong Mục 2.2, chúng tôi đã đưa ra một ví dụ và một số lý do cho khả năng gây ra xung đột. Trong tiểu mục này, chúng tôi vẫn sử dụng cùng một ví dụ để kiểm tra hiệu quả của base belief function như sau
* Ví dụ 4 (giống như ví dụ 1) Giả sử rằng FOD  
  là Ω = {a, b, c} và hai BPA được đưa ra là 
* Sau đó, chúng tôi sửa đổi hai BPA và có được kết quả cuối cùng: 

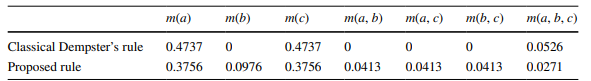
Như thể hiện trong Bảng 1, kết quả kết hợp của phương pháp được đề xuất hợp lý hơn nhiều so với kết quả kết hợp của Demster cổ điển trong Mục 2.2. m (b) = 0.1012 hợp lý hơn m (b) = 1. Mặc dù m(b) lớn hơn nhiều so với chức năng khối lượng ban đầu, nó vẫn nhỏ hơn 1/7, điều này có nghĩa là {b} m (b) không có quá nhiều hỗ trợ 0.3957 là hợp lý vì {a} và {c} nhận được sự hỗ trợ mạnh mẽ từ các nguồn gốc ban đầu.

* Bảng 1 Kết quả của hai  
  quy tắc kết hợp của Ví dụ 4. 

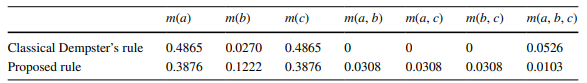
3.3 Điều kiện thích hợp

* Ví dụ 5 Giả sử FOD là Ω = {a, b, c} và hai BPA được cung cấp như sau

Kết quả của hai quy tắc kết hợp được trình bày trong Bảng 2.

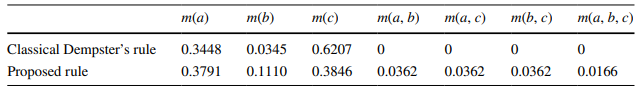
* Bảng 2 Kết quả của hai quy tắc kết hợp trong Ví dụ 5 
* Ví dụ 6 Giả sử rằng FOD là Ω = {a, b, c} và hai  
  BPA được cung cấp như 

Kết quả của hai quy tắc kết hợp được trình bày trong Bảng 3.Như có thể thấy trong Bảng 2 và 3, khi tất cả các chức năng khối lượng của một tập hợp hai bằng chứng là không bằng 0 hoặc tất cả các chức năng khối lượng của tập hợp hoàn chỉnh của hai bằng chứng là không bằng 0, kết quả của hai quy tắc này có ít khác biệt. Ví dụ 5 và 6 lần lượt hỗ trợ mạnh mẽ trên {a} và {c}. Kết quả của hai quy tắc tổ hợp đều hợp lý, mang lại khả năng bình đẳng cho {a} và {c} nhiều hơn nhiều so với {b}. Để giảm độ phức tạp trong tính toán, không cần phải dùng base belief function khi hai tình huống này xuất hiện.

* Bảng 3 Kết quả của hai quy tắc kết hợp trong Ví dụ 6 
* Ví dụ 7 Giả sử rằng FOD là Ω = {a, b, c} và hai  
  BPA được cung cấp như 

Kết quả của hai quy tắc kết hợp được trình bày trong Bảng 4.

* Bảng 4: kết quả của hai quy tắc tổ hợp của ví dụ 7



* Có thể dễ dàng thấy rằng kết quả từ phương pháp được đề xuất của chúng tôi hợp lý hơn so với quy tắc của Demster cổ điển. Nguồn 1 hỗ trợ mạnh mẽ {a}, trong khi nguồn 2 ít hỗ trợ trên {a} và ngược lại hỗ trợ {c}. Mặc dù có rất ít hỗ trợ trên {b} nói chung được hai nguồn chấp nhận, nhưng kết quả kết hợp cung cấp hỗ trợ tương đương cho {a} và {c} là hợp lý hơn
* Có thể quan sát và thảo luận thêm nhiều điều nữa. Với ví dụ 5 và 6, tập hợp đầy đủ của kết quả kết hợp không phải là 0 ngay cả khi chúng ta sử dụng quy tắc Demster cổ điển. Trong những tình huống như vậy, hai quy tắc tổ hợp có tác động gần như giống nhau. Tuy nhiên, ví dụ 7 tập hợp đầy đủ kết quả kết hợp là 0, và hai kết quả có sự khác biệt rõ rệt. Do đó, chúng ta có thể kết luận rằng trong những tình huống có xung đột, toàn bộ tập hợp có thể được coi là yếu tố làm suy yếu xung đột. Mỗi khi chúng ta tạo ra BPA, nhiều xung đột có thể được tránh nếu các hàm số lượng của tập hợp hoàn chỉnh không phải là 0.

3.4 Quy trình của phương pháp đề xuất sử dụng base belief function

* Bước 1: Tạo base belief function cho dù bằng chứng là một hệ thống ứng dụng cập nhật theo thời gian thực hoặc một tập dữ liệu, mỗi thuộc tính được coi là một nguồn thông tin độc lập. Sử dụng các loại khác nhau của phương pháp tạp BPA của từng thuộc tính là tầm quan trọng đặc biệt là trong hệ thống quân sự. Điều duy nhất chúng tôi cần quan tâm là liệu bằng chứng sắp tới có thuộc về một trong hai điều kiện được đề cập ở trên. Nếu vậy, hãy liên kết trực tiếp với kết quả được tạo ra; nếu không, sử dụng cơ sở chức năng niềm tin để sửa đổi BPA trước khi kết hợp.
* Bước 2: Đánh giá điều kiện
  + Điều kiện 1: Tất cả các hàm khối lượng của các bộ đơn lẻ hai BPA là khác 0.
  + Điều kiện 2: Tât cả các chức năng khối lượng của bộ hoàn chỉnh trong số hai BPA là khác 0.
  + Điều kiện 3: Không thuộc điều kiện 1 và điều kiện 2.
  + chúng ta phải tìm ra điều kiện nào mà hai BPA này thuộc. Mục đích của bước này là để giảm thiểu số tiền tính toán.
* Bước 3: sử dụng quy tắc kết hợp thích hợp Theo Ví dụ 5 và 6 đã nói ở trên, nếu hai BPA thuộc Điều kiện 1 hoặc Điều kiện 2, chỉ có quy tắc của clas-sical Dempster được yêu cầu để kết hợp hai Nguồn. Tuy nhiên, nếu hai BPA thuộc về Điều kiện 3, chúng ta cần sử dụng chức năng niềm tin cơ bản và tạo ra một BPA được sửa đổi từ mỗi nguồn độc lập của thông tin. BPA sửa đổi có thể được sử dụng vào Quy tắc kết hợp của Dempster. Cuối cùng, một kết quả kết hợp thu được và số lượng của tất cả các BPA được giảm một. Lặp lại các bước 1–3, chúng ta có thể đạt được kết quả cuối cùng khi chỉ có một BPA Bên trái. Sự khác biệt duy nhất giữa thủ tục đầu tiên và lặp lại thủ tục là trong việc lặp lại proce-dure, một trong hai BPAs là kết quả kết hợp từ thủ tục cuối cùng. Hình 1 cho thấy lưu đồ của phương pháp đề xuất.

Hình 1: lưu đồ



* Thủ tục như vậy bảo toàn những đặc tính quý giá của quy tắc của Demster cổ điển như tính kết hợp và tính giao hoán. Một ưu điểm khác của phương pháp được đề xuất là có thể đạt được sự hợp nhất tuần tự. Chúng ta có thể kết hợp các bằng chứng theo thứ tự xuất hiện của chúng thay vì xem xét thứ tự kết hợp của chúng, điều quan trọng là có thể đạt được sự hợp nhất theo tuần tự. Chúng ta có thể kết hợp các bằng chứng theo thứ tự xuất hiện của họ vì xem xét thứ tự kết hợp của họ, điều này rất quan trọng.

4. Thí nghiệm

* Hai thí nghiệm phân loại sử dụng bộ dữ liệu thực được thực hiện để đánh giá hiệu quả của base belief function trong phần này. Các bộ dữ liệu thật là từ UCI kho lưu trữ máy học (Bache và Richman 2013).

4.1 Thí nghiệm 1(Phân loại bộ dữ liệu Iris)

* Bảng 5: Số fuzzy tam giác của 4 thuộc tính

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | a | b | c |
| SL | (4.30, 5.03, 5.80) | (4.90, 6.01, 7.10) | (5.40, 6.68, 7.90) |
| SW | (3.00, 3.42, 4.40) | (2.20, 2.77, 3.20) | (2.50, 2.97, 3.80) |
| PL | (1.20, 1.46, 1.70) | (2.20, 4.26, 5.00) | (4.80, 5.55, 6.90) |
| PW | (0.10, 0.23, 0.40) | (1.00, 1.30, 1.60) | (1.50, 2.03, 2.50) |

* Có ba loài (Setosa (a), Vsicolor (b), Virginica (c) trong bộ dữ liệu Iris với bốn thuộc tính và từng loài chứa 50 trường hợp. Chúng tôi chọn ngẫu nhiên 40 trường hợp từ mỗi loài và tạo ra các số fuzzy tam giác (Klir và Yuan 1996) của bốn thuộc tính được thể hiện trong Bảng 5.  
   Mười trường hợp còn lại được coi là bộ kiểm tra. Chúng tôi chọn ngẫu nhiên một cá thể từ loài Setosa của bộ thử nghiệm và tạo BPA của nó. Kết quả được hiển thị trong Bảng 6. Bốn thuộc tính của trường hợp này là (5.3, 3.5, 1.3, 0.2).
* Bảng 6: BPAs của 4 thuộc tính

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | m(a) | m(b) | m(c) | m(a,b) | m(a,c) | m(b,c) | m(a,b,c) |
| SL | 0.3337 | 0.3165 | 0.2816 | 0.0307 | 0.0052 | 0.0272 | 0.0052 |
| SW | 0.3164 | 0.2501 | 0.2732 | 0.0304 | 0.0481 | 0.0515 | 0.0304 |
| PL | 0.6699 | 0.3258 | 0 | 0 | 0 | 0.0043 | 0 |
| PW | 0.6996 | 0.2778 | 0 | 0 | 0 | 0.0226 | 0 |

Sau đó chúng tôi sử dụng phương pháp được đề xuất để có được kết quả cuối cùng. Cụ thể hơn, hàm số khối lượng của thuộc tính PL và PW cần phải được sửa đổi bằng base belief function, vì chúng không thỏa mãn một trong hai điều kiện cụ thể. Bảng 7 cho thấy BPA đã được sửa đổi.

* Bảng 7: BPAs của 4 thuộc tính sử dụng hàm đức tin cơ bản

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | m(a) | m(b) | m(c) | m(a,b) | m(a,c) | m(b,c) | m(a,b,c) |
| SL | 0.3337 | 0.3165 | 0.2816 | 0.0307 | 0.0052 | 0.0272 | 0.0052 |
| SW | 0.3164 | 0.2501 | 0.2732 | 0.0304 | 0.0481 | 0.0515 | 0.0304 |
| PL | 0.4064 | 0.2343 | 0.0714 | 0.0714 | 0.0714 | 0.0736 | 0.0714 |
| PW | 0.4213 | 0.2103 | 0.0714 | 0.0714 | 0.0714 | 0.0827 | 0.0714 |

Kết quả theo các quy tắc kết hợp khác nhau được trình bày trong Bảng 8.

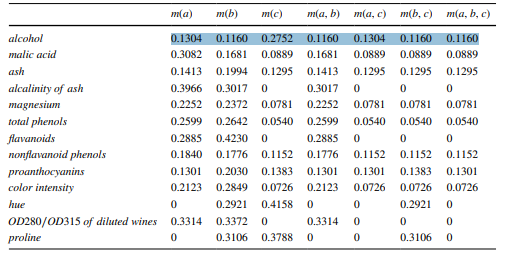
* Bảng 8: Kết quả của các quy tắc kết hợp khác nhau của thí nghiệm Iris

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Quy tắc Yager của Demster cổ điển (Yager 1987) Luật lệ của Deng và cộng sự (Yong và cộng sự). 2004) Quy tắc được đề xuất | m(a) | m(b) | m(c) | m(Ω) |
| 0.8457 | 0.1543 | 0 | 0 |
| 0.5337 | 0.1484 | 0 | 0.3180 |
| 0.8533 | 0.1361 | 0.0119 | 0 |
| 0.6232 | 0.2671 | 0.1083 | 0 |

Như có thể thấy trong Bảng 8, tất cả các quy tắc này có thể nhận ra rằng trường hợp thử nghiệm có thể là Setosa, phù hợp với tình hình thực tế. Mặc dù kết luận của quy tắc Demster cổ điển có vẻ rõ ràng hơn, nó tồn tại rủi ro của xung đột vì m (c) = 0. Nếu có nhiều thuộc tính hơn và m(a) = 0, kết quả sẽ không hợp lý. Vì mục đích chính xác và bảo mật, phương pháp được đề xuất và quy tắc của Deng và cộng sự tốt hơn nhiều. Trong tiểu mục tiếp theo, ưu điểm của base belief function sẽ rõ ràng hơn nhiều.

4.2 Thí nghiệm 2(bộ dữ liệu rượu)

* Trong thử nghiệm này, chúng tôi sử dụng phân loại tập dữ liệu rượu vang để chứng minh độ rộng ứng dụng của base belief function. Bộ dữ liệu rượu bao gồm ba loại rượu khác nhau với 13 thuộc tính. Chúng tôi chọn ngẫu nhiên 45 yếu tố từ mỗi loại rượu làm mẫu huấn luyện và các yếu tố còn lại trong mỗi loại làm mẫu thử nghiệm. Sau đó, chúng tôi chọn một ví dụ, một ví dụ cực đoan, từ loại a và tạo BPA của nó. 13 thuộc tính của phiên bản thử nghiệm này là (13,24, 3,98, 2,29, 17,5, 103, 2,64, 2,63, 0,32, 1,66, 4,36, 0,82, 3, 680). Quá trình thử nghiệm được đề cập trong Phần. 4.1. Để đơn giản, chỉ các BPA thu được và kết quả kết hợp cuối cùng được trình bày trong Bảng 9 và 10 tương ứng
* Bảng 9: BPAs của 13 thuộc tính



* Bảng 10: Kết quả khác nhau  
  quy tắc pha rượu  
  thí nghiệm

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Quy tắc Yager của Demster cổ điển (Yager 1987) Luật lệ của Deng và cộng sự (Yong và cộng sự). 2004) Quy tắc được đề xuất | m(a) | m(b) | m(c) | m(a,b) | m(a,c) | m(b,c) | m(Ω) |
| 0 | 1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0.4371 | 0.1237 | 0 | 0 | 0.1014 | 0.3370 |
| 0.1914 | 0.7820 | 0.0010 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0.4997 | 0.4569 | 0.0434 | 0 | 0 | 0 | 0 |

* Như thể hiện trong Bảng 10, kết quả kết hợp của quy tắc Dempster cổ điển minh họa rằng cá thể thử nghiệm hoàn toàn thuộc về loại b. Kết quả của phương pháp Yager gợi ý rằng có khả năng đối tượng thử nghiệm là loại b và chúng ta vẫn còn ít kiến thức. Kết quả của quy tắc Deng và cộng sự cũng gợi ý rằng trường hợp thử nghiệm có khả năng là biến thể b. Chỉ có phương pháp được đề xuất của chúng tôi minh họa rằng có một khả năng nhỏ là đối tượng thử nghiệm thuộc loại a hơn b, điều này phù hợp với tình hình thực tế. Rõ ràng, phương pháp được đề xuất tốt hơn nhiều so với các quy tắc kết hợp khác trong thí nghiệm này. Lý do cho sự khác biệt lớn của các kết quả kết hợp này là do tồn tại nhiều xung đột trong việc tạo ra BPA, điều này xác minh việc quản lý xung đột base belief function. Từ thử nghiệm này, chúng tôi có thể kết luận rằng hiệu suất của phương pháp được đề xuất của chúng tôi tốt hơn phương pháp của Deng và cộng sự trong tình huống dữ liệu đại chúng.

5. Kết luận

* Khi kết hợp những niềm tin trái ngược nhau bằng cách sử dụng các quy tắc của Dempster, kết quả thường phản trực giác. Trong số tất cả các phương pháp thay thế giải quyết vấn đề, chúng sẽ thay đổi quy tắc kết hợp hoặc sửa đổi mô hình dữ liệu. Trong bài báo này, phương pháp được đề xuất xác định hàm niềm tin cơ sở dựa trên khung phân biệt, làm cho các hàm khối lượng của mọi tập con khác không để tránh vấn đề về quy tắc Dempster cổ điển, đây là một giải pháp cơ bản để quản lý xung đột. Hơn nữa, miễn là các hàm khối lượng của các tập hợp đơn lẻ hoặc tập hợp đầy đủ khác không, thì kết quả tổ hợp sẽ logic. Phương pháp như vậy bảo tồn một số tính chất mong muốn như tính giao hoán và tính kết hợp.
* Tuy nhiên, phương pháp đề xuất có một số hạn chế. Base belief function chỉ có thể được sử dụng trong một thế giới khép kín. Trong một thế giới mở, có nhiều khả năng gây ra xung đột, hoặc khung nhận thức không đầy đủ hoặc các cảm biến không đáng tin cậy. Sẽ không khôn ngoan nếu giải quyết xung đột theo một cách chung chung. Ngoài ra, hiệu quả của phương pháp đề xuất là không rõ ràng khi tập dữ liệu khá nhỏ. Vì nó cung cấp khả năng chịu lỗi cho mọi cảm biến, nên kết quả cuối cùng chỉ hiển nhiên là chính xác nếu các tập dữ liệu lớn xuất hiện.
* Phương pháp đề xuất của chúng tôi có thể được sử dụng trong việc ra quyết định hoặc nhận dạng mẫu trong trường hợp không chắc chắn mạnh, đặc biệt phù hợp với tình huống dữ liệu lớn như hệ thống đa tác nhân hoặc hệ thống quân sự. Trong những tình huống này, bằng chứng mâu thuẫn cao thường xảy ra do nhiều nguồn thông tin và các phép đo khác thường, khiến cho quy tắc Dempster cổ điển là không thể. Sử dụng hàm niềm tin cơ sở để sửa đổi BPA, mặc dù kết quả tổ hợp có thể không rõ ràng trong các tập dữ liệu nhỏ do mâu thuẫn, nhưng nó sẽ dần dần đạt được câu trả lời chính xác do các tập dữ liệu lớn. Do đó, chúng ta có thể kết hợp các bằng chứng theo thời gian đến của chúng mà không cần xem xét thứ tự kết hợp, điều này hoàn toàn phù hợp với hệ thống ứng dụng được cập nhật theo thời gian thực cao.

Các tài liệu tham khảo

* Bache K, Lichman M (2013) UCI machine learning repository Bian T, Deng Y (2018) Identifying influential nodes in complex networks: a node information dimension approach. Chaos. https:// doi.org/10.1063/1.5030894 Bian T, Zheng H, Yin L, Deng Y (2018) Failure mode and effects analysis based on D numbers and TOPSIS. Qual Reliab Eng Int 34:501–515 Bloch I, Hunter A, Appriou A, Ayoun A, Benferhat S, Besnard P, Cholvy L, Cooke R, Cuppens F, Dubois D (2001) Fusion: general concepts and characteristics. Int J Intell Syst 16(10):1107–1134 Borgonovo E (2008) Epistemic uncertainty in the ranking and categorization of probabilistic safety assessment model elements: Issues and findings. Risk Anal 28(4):983–1001 Chao F, Yang J-B, Yang S-L (2015) A group evidential reasoning approach based on expert reliability. Eur J Oper Res 246(3):886–893 Chen J, Ye F, Jiang T, Tian Y (2017) Conflicting information fusion based on an improved DS combination method. Symmetry 9(11):278 Dempster AP (1967) Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping. Ann Math Stat 38(2):325–339 Deng Y (2015) Generalized evidence theory. Appl Intell 43(3):530–543 Deng X, Deng Y (2018) D-AHP method with different credibility of information. Soft Comput. https://doi.org/10.1007/s0050 0-017-2993-9(Published online) Dubois D, Prade H (1988) Representation and combination of uncertainty with belief functions and possibility measures. Comput Intell 4(3):244–264 Dubois D, Prade H (1992) Combination of fuzzy information in the framework of possibility theory. Data Fusion Robot Mach Intell 12:481–505 Fabre S, Appriou A, Briottet X (2001) Sensor fusion integrating contextual information. Int J Uncertain Fuzziness Knowl Based Syst 9(03):369–409 Fabre S, Appriou A, Briottet X (2001) Presentation and description of two classification methods using data fusion based on sensor management. Inf Fusion 2(1):49–71 Fabre S, Briottet X, Appriou A (2002) Impact of contextual information integration on pixel fusion. IEEE Trans Geosci Rem Sens 40(9):1997–2010 Fabre S, Dherete P (2003) Data fusion applications: classification and mapping. In: Geoscience and remote sensing symposium, 2003. Y. Wang et al. 1 3 IGARSS’03. proceedings. 2003 IEEE international, IEEE, vol 2, pp 1053–1055 Fan G, Zhong D, Yan F, Yue P (2016) A hybrid fuzzy evaluation method for curtain grouting efficiency assessment based on an AHP method extended by D numbers. Expert Syst Appl 44:289–303 Fernandes SL, Bala JG (2017) A novel decision support for composite sketch matching using fusion of probabilistic neural network and dictionary matching. Curr Med Imaging Rev 13(2):176–184 Florea MC, Jousselme AL, Bossé E, Grenier D (2009) Robust combination rules for evidence theory. Inf Fusion 10(2):183–197 Gong Y, Xiaoyan S, Qian H, Yang N (2018) Research on fault diagnosis methods for the reactor coolant system of nuclear power plant based on DS evidence theory. Ann Nucl Energy 112:395–399 Gruyer D, Demmel S, Magnier V, Belaroussi R (2016) Multi-hypotheses tracking using the Dempster–Shafer theory, application to ambiguous road context. Inf Fusion 29:40–56 Haenni R (2002) Are alternatives to Dempster’s rule of combination real alternatives?: Comments on “about the belief function combination and the conflict management problem”–Lefevre, et al. Inf Fusion 3(3):237–239 Han Y, Deng Y (2018) An evidential fractal AHP target recognition method. Def Sci J 68(4):367–373 Han Y, Deng Y (2018) An enhanced fuzzy evidential DEMATEL method with its application to identify critical success factors. Soft Comput 22(15):5073–5090 Leung Y, Li R, Ji N (2017) Application of extended Dempster–Shafer theory of evidence in accident probability estimation for dangerous goods transportation. J Geogr Syst 19(3):249–271 Liu YT, Pal NR, Marathe AR, Lin CT (2017) Weighted fuzzy Dempster-Shafer framework for multi-modal information integration. IEEE Trans Fuzzy Syst 26:338–352 Han Y, Deng Y (2018) A hybrid intelligent model for assessment of critical success factors in high risk emergency system. J Ambient Intell Humaniz Comput. https://doi.org/10.1007/s1265 2-018-0882-4 Jafari H, Li X, Qian L, Aved A, Kroecker T (2017) Multisensor change detection on the basis of big time-series data and Dempster-Shafer theory. Concurr Comput Pract Exp 29(17):e4026 Jiang W, Wei B, Xie C, Zhou D (2016) An evidential sensor fusion method in fault diagnosis. Adv Mech Eng 8(3):1687814016641820 Jiang W, Xie C, Wei B, Zhou D (2016) A modified method for risk evaluation in failure modes and effects analysis of aircraft turbine rotor blades. Adv Mech Eng 8(4):1687814016644579 Jiang W, Cao Y, Yang L, He Z (2017) A time-space domain information fusion method for specific emitter identification based on Dempster-Shafer evidence theory. Sensors 17(9):1972 Jiroušek R, Shenoy PP (2018) A new definition of entropy of belief functions in the Dempster-Shafer theory. Int J Approx Reason 92:49–65 Jousselme A-L, Grenier D, Bossé É (2001) A new distance between two bodies of evidence. Inf Fusion 2(2):91–101 Kabir G, Tesfamariam S, Francisque A, Sadiq R (2015) Evaluating risk of water mains failure using a Bayesian belief network model. Eur J Oper Res 240(1):220–234 Kang B, Deng Y, Hewage K, Sadiq R (2018a) Generating Z-number based on OWA weights using maximum entropy. Int J Intell Syst 33(8):1745–1755 Kang B, Chhipi-Shrestha G, Deng Y, Hewage K, Sadiq R (2018b) Stable strategies analysis based on the utility of Z-number in the evolutionary games. Appl Math Comput 324:202–217 Klir GJ, Folger TA (1988) Fuzzy sets, uncertainty, and information Klir GJ, Yuan B (1996) Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems: selected papers by Lotfi A. Zadeh. World Scientific Publishing, Singapore Lefevre E, Colot O, Vannoorenberghe P (2002) Belief function combination and conflict management. Inf Fusion 3(2):149–162 Li M, Zhang Q, Deng Y (2018) Evidential identification of influential nodes in network of networks. Chaos Solitons Fractals. https:// doi.org/10.1016/j.chaos.2018.04.033 Li Y, Deng Y (2018) Generalized ordered propositions fusion based on belief entropy. Int J Comput Commun Control 13(5):792–807   Lin Y, Wang C, Ma C, Dou Z, Ma X (2016) A new combination method for multisensor conflict information. J Supercomput 72(7):2874–2890 Liu W (2006) Analyzing the degree of conflict among belief functions. Artif Intell 170(11):909–924 Liu H-C, You J-X, Fan X-J, Lin Q-L (2014) Failure mode and effects analysis using D numbers and grey relational projection method. Expert Syst Appl 41(10):4670–4679 Ma J, Liu W, Miller P, Zhou H (2016) An evidential fusion approach for gender profiling. Inf Sci 333:10–20 Mo H, Deng Y (2018) A new MADA methodology based on D numbers. Int J Fuzzy Syst. https://doi.org/10.1007/s40815-018- 0514-3 Murphy CK (2000) Combining belief functions when evidence conflicts. Decis Supp Syst 29(1):1–9 Peida X, Deng Y, Xiaoyan S, Mahadevan S (2013) A new method to determine basic probability assignment from training data. Knowl Based Syst 46:69–80 Perez A, Tabia H, Declercq D, Zanotti A (2016) Using the conflict in Dempster–Shafer evidence theory as a rejection criterion in classifier output combination for 3D human action recognition. Image Vis Comput 55:149–157 Rota GC (1977) A mathematical theory of evidence: G. Shafer (1976). Princeton University Press, Princeton, p 297 Shafer G (2016) Dempster’s rule of combination. Int J Approx Reason 79:26–40 Smets P (1990) The combination of evidence in the transferable belief model. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell 12(5): 447–458 Talavera A, Aguasca R, Galván B, Cacereño A (2013) Application of Dempster–Shafer theory for the quantification and propagation of the uncertainty caused by the use of AIS data. Reliab Eng Syst Saf 111:95–105 Utkin LV (2009) A new ranking procedure by incomplete pairwise comparisons using preference subsets. Intell Data Anal 13(2):229–241 Voorbraak F (1988) On the justification of Dempster’s rule of combination. Logic group preprint series, 42 Wang P (2008) The reliable combination rule of evidence in Dempster– Shafer theory. In: Image and signal processing, 2008. CISP’08. Congress, IEEE, vol 2, pp 166–170 Wang J, Liu F (2017) Temporal evidence combination method for multi-sensor target recognition based on DS theory and IFS. J Syst Eng Electr 28(6):1114–1125 Wang J, Qiao K, Zhang Z, Xiang F (2017) A new conflict management method in Dempster-Shafer theory. Int J Distrib Sens Netw 13(3):1550147717696506 Wu Y (2017) Fault diagnosis of civil aircraft electrical system based on evidence theory. In: Information fusion (Fusion), 2017 20th international conference, IEEE, pp 1–7 Xiao F (2017) A novel evidence theory and fuzzy preference approachbased multi-sensor data fusion technique for fault diagnosis. Sensors 17(11):2504 Xiao F (2018) A hybrid fuzzy soft sets decision making method in medical diagnosis. IEEE Access 6:25300–25312 Xiao F (2018) A novel multi-criteria decision making method for assessing health-care waste treatment technologies based on D numbers. Eng Appl Artif Intell 71(2018):216–225 Xiao F (2018) An improved method for combining conflicting evidences based on the similarity measure and belief function entropy. Int J Fuzzy Syst 20(4):1256–1266 Base belief function: an efficient method of conflict management 1 3 Xiao F (2019) Multi-sensor data fusion based on the belief divergence measure of evidences and the belief entropy. Inf Fusion 46(2019):23–32 Yager RR (1987) On the Dempster-Shafer framework and new combination rules. Inf Sci 41(2):93–137 Yager RR (2014) An intuitionistic view of the Dempster-Shafer belief structure. Soft Comput 18(11):2091–2099 Yang J-B, Dong-Ling X (2013) Evidential reasoning rule for evidence combination. Artif Intell 205:1–29 Yao James TP (2001) Probability, reliability and statistical methods in engineering design by A. Haldar and S. Mahadevan. J Struct Eng 127 Ye F, Chen J, Li Y (2017) Improvement of DS evidence theory for multi-sensor conflicting information. Symmetry 9(5):69 Yin L, Deng Y (2018) Measuring transferring similarity via local information. Phys A Stat Mech Appl 498:102–115 Yin L, Deng Y (2018) Toward uncertainty of weighted networks: an entropy-based model. Phys A Stat Mech Appl 508:176–186 Yong D, WenKang S, ZhenFu Z, Qi L (2004) Combining belief functions based on distance of evidence. Decis Supp Syst 38(3):489–493 Zadeh LA (1986) A simple view of the Dempster-Shafer theory of evidence and its implication for the rule of combination. AI Mag 7(2):85 Zhang R, Ashuri B, Deng Y (2018) A novel method for forecasting time series based on fuzzy logic and visibility graph. Adv Data Anal Classif 11(4):759–783 Zhang W, Deng Y (2018) Combining conflicting evidence using the DEMATEL method. Soft Comput. https://doi.org/10.1007/s0050 0-018-3455-8 Zheng H, Deng Y (2018) Evaluation method based on fuzzy relations between Dempster–Shafer belief structure. Int J Intell Syst 33(7):1343–1363 Zhou X, Hu Y, Deng Y, Chan FTS, Ishizaka A (2018) A DEMATELbased completion method for incomplete pairwise comparison matrix in AHP. Ann Oper Res Zhu W, Yang H, Jin Y, Liu B (2017) A method for recognizing fatigue driving based on Dempster–Shafer theory and fuzzy neural network. Math Prob Eng Publisher’s Note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliation