

改进 D-S 证据理论在 电动汽车锂电池故障诊断中的应用

夏飞^{1,2,3}, 马茜^{1,2}, 张浩^{1,2,3}, 彭道刚^{1,2}, 孙朋^{1,2}, 罗志疆^{1,2}

(1.上海电力学院 自动化工程学院, 上海 200090; 2.上海发电过程智能管控工程技术研究中心, 上海 200090; 3.同济大学 电子与信息工程学院, 上海 201804)

摘要:针对电动汽车电池系统的故障采用基于神经网络的改进 D-S 证据理论组合规则完成诊断过程。为了避免单一途径的诊断可能造成故障漏检误检的状况,决策层采用 D-S 证据理论组合规则来确定基于 BP 网络和 RBF 网络两种故障诊断算法结果。然而为了克服 D-S 证据理论处理高度冲突证据的缺陷,本文提出了一种基于神经网络改进的 D-S 证据理论组合规则。首先,采用神经网络对电池故障进行初步诊断,结合网络诊断准确率来分配不确定信息并构造证据体,又引入了证据间的支持矩阵来确定新的加权证据体。然后,把各个焦元的信任度融入 D-S 证据理论组合规则,从而融合神经网络证据体及新加权证据体。最后,依据决策准则确定锂电池系统的故障状态。通过仿真实验验证了本文提出的改进 D-S 证据理论融合诊断方法在电动汽车锂电池故障诊断中的有效性。

关键词:故障诊断;电动汽车;锂电池;改进证据理论;信息融合

中图分类号:TP301 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2017)04-0526-12

中文引用格式:马茜,夏飞,张浩,等.改进 D-S 证据理论在电动汽车锂电池故障诊断中的应用[J].智能系统学报,2017,12(4):526-537.

英文引用格式:MA Xi, XIA Fei, ZHANG Hao, et al. Application of improved D-S evidence theory in fault diagnosis of lithium batteries in electric vehicles[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2017, 12(4): 526-537.

Application of improved D-S evidence theory in fault diagnosis of lithium batteries in electric vehicles

XIA Fei^{1,2,3}, MA Xi^{1,2}, ZHANG Hao^{1,2,3}, PENG Daogang^{1,2}, SUN Peng^{1,2}, LUO Zhijiang^{1,2}

(1. College of Automation Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. Shanghai Engineering Research Center of Intelligent Management and Control for Power Process, Shanghai 200090, China; 3. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China)

Abstract: In this study, we used the improved Dempster-Shafer (D-S) evidence theory combination rules based on the neural network to construct a fault diagnosis process for an electric vehicle battery system. To avoid misdiagnoses and missed diagnoses caused by a single fault diagnosis method, we applied the D-S evidence theory combination principle to determine the result based on the back-propagation (BP) network and radial basis function (RBF) network fault diagnosis algorithm. However, to overcome the defects in the D-S evidence theory in dealing with highly conflicting evidence, we propose a D-S evidence theory combination principle based on an improved neural network. First, we apply a neural network to perform a preliminary diagnosis regarding battery failure and the accuracy of the network diagnosis. Then, we distribute indefinite information and construct a body of evidence. We also introduce a support matrix of this evidence to determine a new weighted body of evidence. We then integrate the credibility of every focal element into the D-S evidence theory combination rules to fuse the neural network body of evidence with the new weighted body of evidence. Lastly, based on the decision criterion, we determine the failure state of the lithium battery system. Our simulation results show that our proposed improved D-S evidence theory fusion diagnosis method is effective in the fault diagnosis of electric vehicles with lithium batteries.

Keywords: fault diagnosis; electric vehicle; lithium battery; improved evidence theory; information fusion

电动汽车的动力锂电池系统对于整个电动汽

车而言,是保证汽车正常行驶和准确预估续航里程的基础。当前制约电动汽车发展的核心技术就是在行车过程中电池系统能否准确切实提供动力,确保安全出行。由于目前国内动力电池技术并非完全成熟,电池故障在初期征兆不易察觉,因此对电

收稿日期:2016-05-03.

基金项目:上海市“科技创新行动计划”高新技术领域科研项目(15111106800);上海市发电过程智能管控工程技术研究中心项目(14DZ2251100);上海市电站自动化技术重点实验室开放课题(13DZ2273800).

通信作者:张浩.E-mail: hzhangk@163.com.

池系统进行故障诊断研究,从而确保电池处于正常运作状态,具有非常重要的现实意义。

电池在工作中不能避免颠簸碰撞等状况发生,导致电池电压过高或过低,电流过大或过小等。目前电动汽车电池系统故障诊断主要的研究方向集中在专家诊断和神经网络两个方面。文献[1]中结合了模糊数学、神经网络和专家系统,通过专家系统搭建整体框架,采用模糊数学和神经网络的方法实现电池故障诊断;文献[2]通过电池系统的仿真模型,提取传感器的信号特征建立 BP 神经网络完成故障模式识别;文献[3]采用小波包对电池特征提取,设计 BP 神经网络对电池故障进行诊断,同时设计上位机,提供直接显示和数据分析支持。由于动力锂电池系统自身的复杂性和容易受到周围环境影响等不确定性因素,将导致故障诊断的准确性下降。为了提高电动汽车锂电池故障诊断的准确性,避免单一诊断方法可能造成漏检误检的情况发生,需要对同一故障对应的不同故障征兆进行融合处理得到合理判定结果。D-S 证据理论作为一种处理不确定性的推理方法,可以将其应用于锂电池的故障诊断技术中。同时 D-S 证据理论在信息融合方面得到了广泛应用。基于 D-S 证据理论和 BP 神经网络的信息融合改进了多传感器信息融合^[4];基于改进 D-S 证据理论融合量子粒子群优化 BP 神经网络的诊断方法提高了水电机组振动故障诊断效果^[5];基于小波神经网络和概率神经网络结合 D-S 证据理论完成了对汽轮机故障诊断分析^[6]。

然而经典 D-S 证据理论在处理冲突证据时往往得到悖于常理的结论。经典的 Zadeh 悖论中指出,两位目击者都认为 C 是嫌疑犯的可能性极低,应该支持率最低。而经过数据融合后得到结果为目标 C,得到与实际相悖的结果。由此发现 D-S 证据理论对于高度冲突的证据信息无法得到正确的融合结果,因此需要对 D-S 证据理论在处理冲突信息方面作出改进。针对冲突证据的情况,国内外学者做了大量研究探索,可分为以下两种方法:

1) 对数据模型的修改。由于传感器处于外界环境,经常受到周围自然环境、人为因素的干扰以及传感器自身性能的影响,常常需要对传感器得到的证据数据修改其权重信息。目前对证据修正其权重可以快速有效地识别出系统存在的冲突证据。通常是利用证据距离函数表达证据体之间的距离及相似性程度^[7],同时还有证据距离函数和其他函数联合共同修正证据源,包括了证据体的可靠度^[8]、方向相似性函数^[9]等。利用证据体间贴适度^[10]及贴适度概率转换规则的相关系数确定不同

的权重因子来修正证据源^[11]。文献[12]提出了矛盾系数来确定证据的权重。文献[13]综合了证据体可信度和证据源可靠度给出了证据可信度的计算公式,但是对于两个支持度的权重大小如何选择仍然没有客观的计算方法。这些改进方法仅仅采用证据间每个焦元被赋予的基本概率分配函数值的差值来衡量证据间的距离,但是没有考虑在某一个证据体中相应焦元之间的关联性,在证据源不确定的情况下,证据之间的距离描述得不够准确。

2) 对组合规则的改进。Yager^[14]首先提出了冲突信息的分配,将不能起到正面效果的冲突信息赋值给辨识框架,处理方法保守。文献[15]认为冲突信息也具有有用信息,对其进行了利用和分配。这两种方法在处理多个证据与一个证据高度冲突时,使未知项获得较大的支持度,无法做出正确决策。文献[16]依据命题的平均支持度进行加权分配冲突信息,但是该方法只是简单的平均加权整合,降低了有用证据的可信度;文献[17]中对辨识框架下不同目标进行了单独考虑,按照证据关于不同目标的冲突程度进行分配;文献[18]根据部分与整体之间的相似性,将每一个命题的 BPA 的总和看作系统的确定性程度,作为信任度转换的权重。当目标的确定度较大时变换结果应该相对乐观,相反,它还是很保守的。

针对以上改进算法的问题,本文提出了一种新的改进算法应用于电动汽车的故障诊断中。应用神经网络对电池进行初步诊断,根据诊断的准确率将不确定性信息进行重新分配,保证了证据信息的完整性。引入证据之间的支持矩阵确定证据体的加权系数,构造新的加权证据体,赋予可靠性低证据较小的权重以降低对结果的不良影响。为了改进 D-S 证据理论对于冲突证据处理的不足,不仅考虑到证据关于不同焦元的冲突程度,而且进一步地将证据焦元目标的信任度融入组合规则中,不仅保证了辨识框架的完整性,也对冲突信息进行了合理有效地分配。根据改进的 D-S 证据理论融合方法,将由神经网络诊断得到的两条证据及其加权证据进行融合。最后,依据决策准则得符合常理的电池故障类型。

1 证据理论的改进

1.1 加权证据体生成

对电池组和单体电池的电压、电流和温度等状态参数的在线监测、估计和预测借助于传感器完成,但是电动汽车在锂电池方面,由于电池系统功率高、结构复杂,运行环境受到温度和颠簸等不确

定状况的影响,各个传感器得到的电池状态参数权重也将受到影响。于是需要重新分配证据源的权重实现了对证据源的改进。因此对于证据理论数

学模型的改进主要就是调整证据源的权重。基于神经网络的改进 D-S 证据理论锂电池故障诊断过程如图 1 所示。

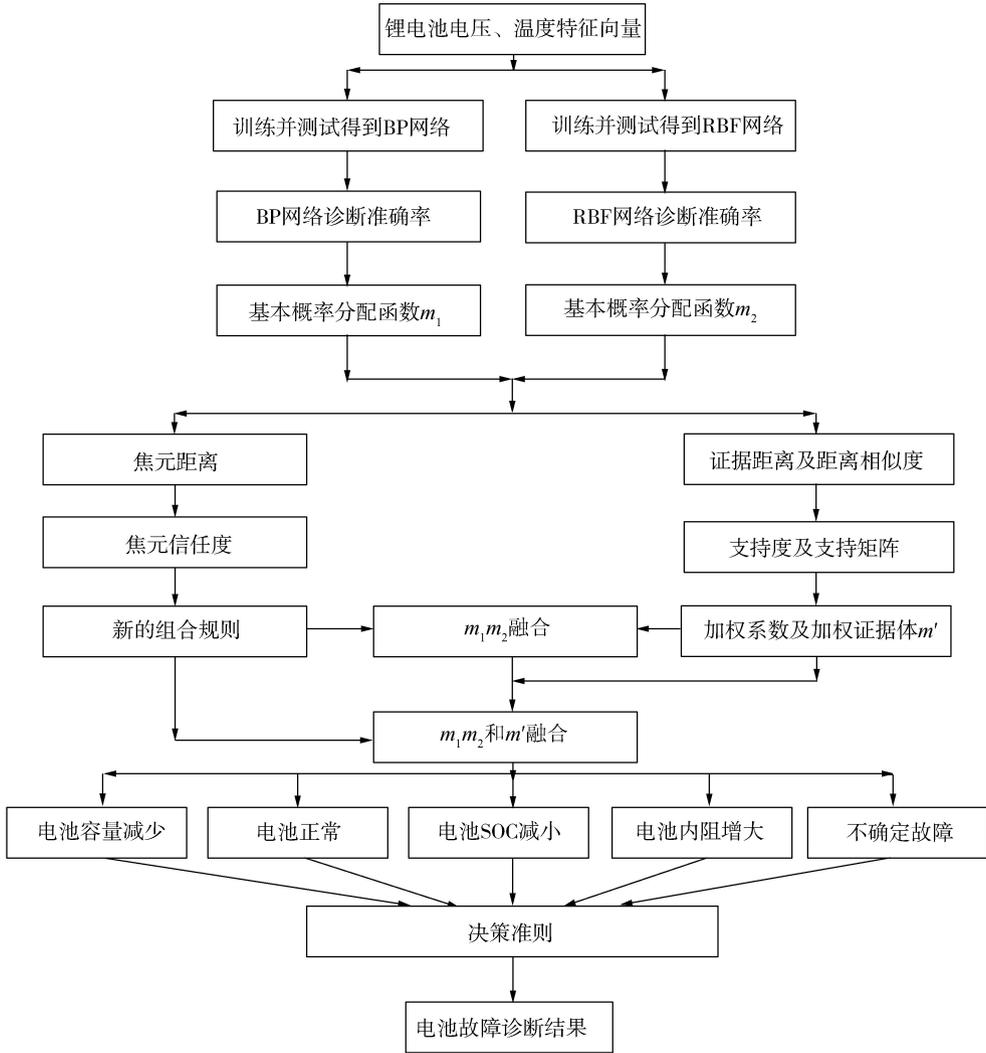


图 1 基于神经网络的改进 D-S 证据理论锂电池故障诊断框架图

Fig.1 Improved D-S evidence theory based on neural network Li battery fault diagnosis framework

在实际应用过程中,由于电动汽车电池的故障复杂性和耦合性明显存在,神经网络的诊断结果往往只显示出特征明显的故障,这样必然会忽略一些细小的故障信息,从而破坏了整个辨识框架的完整性,所以故障类别除了主要故障外也应该将不确定故障考虑进去。于是证据体的焦元扩展到既定的目标和增加的不确定部分,即将不确定信息分配给整个辨识框架。据此本文将不确定信息重新分配,其中神经网络诊断正确部分即可作为主要故障的基本概率分配函数,而剩下的信息作为不确定信息分配给整个辨识框架。然后利用证据体之间的支持度构建支持矩阵^[19]改进冲突证据加权系数得到新的证据体,为证据理论融合提供更多有效信息,使判定结果更精确。

假设辨识框架 U 包括 ω 个完备命题 $A_1, A_2, A_3, \dots, A_\omega, k$ 条证据 E_1, E_2, \dots, E_k 的基本概率分配函数 m_1, m_2, \dots, m_k , 满足 $m(\Phi) = 0$ 且 $\sum_{i=1}^I m(A_i) = 1$, 其中 $i = 1, 2, \dots, I$, 表示电池系统的故障类别。

为了满足 $\sum_{i=1}^I m(A_i) = 1$, 将不同诊断方法的诊断结果进行归一化处理, 将归一化后的值作为证据体的基本概率分配函数, 构造方法如式(1)所示:

$$\begin{cases} m_k(A_i) = \frac{C_k(A_i)}{\sum_{i=1}^I C_k(A_i)} \cdot R_k, & i = 1, 2, \dots, I \\ m_k(U) = 1 - \sum_{i=1}^I m_k(A_i) \end{cases} \quad (1)$$

式中: $C_k(A_i)$ 表示应用第 k 种诊断方法检测锂电池故障状态时,诊断出电池处于 A_i 故障类型,此时的诊断结果输出。其中 R_k 表示第 k 种锂电池故障诊断方法的诊断正确率,如式(2)所示:

$$R_k = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - x_v)^2} \quad (2)$$

式中: x_i 表示第 i 组测试数据应用该诊断方法得到的诊断结果值,一共有 n 组测试数据; y_i 表示第 i 组测试数据的期望输出值; x_v 表示 n 组测试数据得到的实验结果均值。

在得到不同故障诊断方法对于锂电池故障的基本概率分配函数之后,按照以下步骤借助证据体之间支持矩阵生成加权证据体。

1)计算证据体间距离以及距离相似度。辨识框架上相互独立的两个证据体距离和距离相似度可以表示为

$$d_{\text{BPA}}(m_i, m_j) = \sqrt{\frac{1}{2}(m_i - m_j)D(m_i - m_j)} \quad (3)$$

$$\text{DS}(m_i, m_j) = 1 - d_{\text{BPA}}(m_i, m_j), \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中: D 表示 $2^N \times 2^N$ 矩阵; N 表示辨识框架的元素个数。

2)计算证据 m_i 的支持度。证据体 m_i 的支持度表示为

$$\text{sup}(m_i) = \sum_{j \neq i} \text{DS}(m_i, m_j) \quad (5)$$

3)计算权重系数。构建证据 E_1, E_2, \dots, E_n 的支持矩阵 $R = (\text{sup}(m_i, m_j))_{n \times n}$

式中:特征向量 $V = [v_1, v_2, \dots, v_n]^T$ 满足 $Rv = \lambda v$, 即 $\lambda v_k = r_{k1} \cdot v_1 + r_{k2} \cdot v_2 + \dots + r_{kn} \cdot v_n$ 。将 λv_k 作为证据 E_1, E_2, \dots, E_n 对证据 E_k 的支持度归一化,其权重系

$$\begin{cases} m(A) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots \\ m(U) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = \Phi} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots = k \end{cases} \quad (9)$$

融合结果显示,绝大部分的支持率都赋给了辨识框架,对于冲突证据没有起到有效作用,仍然对

$$\begin{cases} m(A) = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots + k \cdot \varepsilon \cdot q(A) \quad A \neq \Phi, U \\ m(U) = \sum_{A_i \cap B_j \cap C_l \dots = U} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots + k \cdot \varepsilon \cdot q(U) + k(1 - \varepsilon) \end{cases} \quad (10)$$

式中: $\varepsilon = e^{-\tilde{k}}$ 是可信度, $\tilde{k} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{1 \leq i < j \leq n} k_{ij}$ 是冲

数如式(6)所示:

$$\beta_k = \frac{v_k}{\sum_{k=1}^n v_k}, \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

4)利用权重系数对证据进行修正,得到新的证据体:

$$m' = \sum_{k=1}^n \beta(k) \times m_k \quad (7)$$

综上,对于证据源的修正主要是利用不同诊断方法的诊断正确率将不确定信息重新分配,在得到辨识框架下各目标的基本概率分配函数后,计算两条证据的支持度,借助支持矩阵的特征向量得到加权系数,生成新的证据体。

1.2 证据理论组合规则的改进

1.2.1 经典 D-S 证据理论及改进

辨识框架 $U = \{A_1, A_2, A_3, \dots\}$, n 条证据对辨识目标的支持率可以用基本概率分配函数来表示,函数值越大表示对该目标的支持率越大,反之越小。

经典 D-S 证据理论的组合规则表示为

$$m(A) = \frac{\sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots}{1 - k} \quad A \neq \Phi, U \quad (8)$$

式中: $k = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = \Phi} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots$, 称 k 为证据冲突系数, $\frac{1}{1-k}$ 为归一化因子。

经典的证据理论在处理高度冲突证据时会得到悖于常理的结论,因此需要进行冲突分析,将冲突系数重新分配。在此基础上, Yager 首先提出分析,既然冲突系数对最终结果判定的影响最大,那可以将其分配给整个辨识框架。文献[14]的组合规则表示为

判定结果没有很好帮助。

文献[15]中将冲突系数重新分配,组合规则为

突程度, $q(A) = \frac{1}{n} \sum_{1 \leq i \leq n} m_i(A)$ 是目标 A 的支持度。

文献[16]同样对冲突系数修正,组合规则为

$$m(A) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots + k \cdot q(A), A \neq \Phi, U \tag{11}$$

式中： $q(A) = \frac{1}{n} \sum_{1 \leq i \leq n} m_i(A)$ 是目标 A 的支持度。

文献[15]和文献[16]认为冲突系数并非完全没用,同样携带有用信息,将冲突系数重新分配,如式(10)~(11)表示。当证据存在高度冲突时,冲突系数 k 较大,利用这样的改进方法进行组合,融合结果会偏重于不确定信息部分,不能为正确结论提供

$$\begin{cases} m(\Phi) = 0 \\ m(A) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \dots + f(A), A \neq \Phi, U \end{cases} \tag{12}$$

取 $f(A) = \frac{1}{n} (\sum_{A_i \cap A_s \cap A_k \dots = \Phi} m_1(A_i) m_2(A_s) m_3(A_k) \dots + \sum_{A_j \cap A_l \cap A_k \dots = \Phi} m_2(A_j) m_1(A_s) m_3(A_k) \dots + \dots)$, 式中： n 为证据数, $i, j, k, l, s, \dots = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

1.2.2 改进的 D-S 证据理论组合规则

在经典证据理论的优势下关于证据理论组合规则的改进就是按照一定的规则将证据冲突系数合理有效分配,体现冲突证据的有效融合^[20-21]。从全局角度分析,一些人为原因或者自然原因造成某些证据体与其他证据体冲突。从局部角度分析,引起冲突的可能是某一目标,不同证据体的同一目标

$$\begin{cases} m(A) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = A} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) + f(A) \\ m(U) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_l \dots = U} m_1(A_i) m_2(A_j) m_3(A_l) \end{cases} \tag{13}$$

取

$$f(A) = \sum_{A_i \cap A_j \cap A_k \dots = \Phi} \frac{D_1(A_i) \cdot m_1(A_i)}{D_1(A_i) \cdot m_1(A_i) + D_2(A_s) \cdot m_2(A_s) + D_3(A_k) \cdot m_3(A_k) + \dots} \cdot m_1(A_i) \cdot m_2(A_s) \cdot m_3(A_k) \dots + \sum_{A_j \cap A_s \cap A_k \dots = \Phi} \frac{D_2(A_j) \cdot m_2(A_j)}{D_2(A_j) \cdot m_2(A_j) + D_1(A_s) \cdot m_1(A_s) + D_3(A_k) \cdot m_3(A_k) + \dots} \cdot m_2(A_j) \cdot m_1(A_s) \cdot m_3(A_k) \dots + \dots$$

式中： $f(A)$ 表示冲突信息的分配, $D_i(A_k)$ 表示第 i 条证据中目标 A_k 信任度。将证据中存在的冲突按照焦元的冲突程度进行分配,归一化处理的分配因子是焦元的可信度。

计算焦元的信任度可以效仿证据体的信任度。利用不同证据体与加权证据体同一焦元的距离得到各条证据不同焦元的距离 $FD[m_i(A_k)]$, 再在焦元距的基础上得到各焦元的信任度。首先要得到

有效信息,很难达到预期良好效果。

文献[17]认为传感器得到的冲突数据并不是针对所有的目标,而是对于某一个目标存在冲突。在得到目标的基本概率分配函数时,不仅考虑证据间关于这一目标的冲突情况,目标之间的冲突信息也要考虑,提出一种新的合成法则,表示为

可靠度也不是完全相同的。对组合规则的改进不能只考虑全局层面上,而把目标本身的可靠度忽略。证据的信任度和焦元的信任度是不同的,为了降低信任度低的焦元对结果的影响,在文献[22]的基础上,将焦元信任度加入到组合规则的改进中,这样参与融合的每一个焦元都有一个分配系数。新的合成法则处理了证据对目标存在的一致性信息及冲突信息。依旧遵循 D-S 证据理论处理目标一致性理论,而对于冲突信息借鉴一致性信息的融合,将焦元的信任度考虑进去,得到了合理充分的利用。

本文提出的新组合规则表示为

焦元之间的距离,这里可以利用不同证据体与加权证据体同一焦元的距离来表示,如式(14)所示。

$$FD[m_i(A_k)] = |m_i(A_k) - m_{AVE}(A_k)| \tag{14}$$

式中： $m_{AVE}(A_k)$ 是加权证据体。在得到焦元距的基础上获得每一个焦元的信任度^[23],并将其归一化。定义焦元的信任度,如式(15)所示,归一化的结果如式(16)所示。

$$Fcrd[m_i(A_k)] = [1 - FD[m_i(A_k)]] \cdot \frac{2m_i(A_k) m_{AVE}(A_k)}{[m_i(A_k)]^2 + [m_{AVE}(A_k)]^2} \quad i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, K \tag{15}$$

$$D_i(A_k) = \frac{\text{Fcrd}[m_i(A_k)]}{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^K \text{Fcrd}[m_i(A_k)]} \quad i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, K \quad (16)$$

由式(16)得到了不同证据体各焦元的信任度后,将其带入新的组合规则式(13)中,计算出分配给产生冲突的各焦元信息。这样证据间不同目标产生的冲突因子采用焦元的可信度,而不是该条证据的可信度,新的方法合理地融合了一致性信息和冲突信息。

1.3 决策规则

事实上,合理的决策规则是一个信息融合系统的关键部分,不但可以借助有效的决策规则在面对多属性决策时做出正确选择,而且有效地降低决策风险^[24]。本文对于确定锂电池故障类型的融合诊断结果进行决策时,应用基于决策焦元属性的证据结构决策规则。依据决策焦元的基本概率函数值,本文选取基本概率函数最大规则,同时满足以下规则才能确认最终的锂电池故障类型。

1) 锂电池故障类型存在最大的基本概率分配函数值,即某故障类型的基本概率分配函数输出值是所有故障类型输出值中的最大值。

$$m(A_i) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta\} \quad (17)$$

2) 某故障类型与其他故障类型的基本概率分配函数值差异足够大时,才能选择确认锂电池处于该故障状态。

$$\begin{cases} m(A_2) - m(A_1) > \varepsilon_1 \\ m(A_2) = \max\{m(A_i), A_i \subset \theta, A_i \neq A_1\} \end{cases} \quad (18)$$

3) 不确定的基本概率函数值应该小于一定的阈值。

$$m(\theta) < \varepsilon_2 \quad (19)$$

$\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 一般根据经验取得,本文取 $\varepsilon_1 = 0.2, \varepsilon_2 = 0.5$ 。当融合后的 BPA 同时满足以上 3 条决策规则时,可以准确得到锂电池故障的最终诊断结果。

1.4 算例验证与对比分析

下面通过一组算例对本文提出的改进算法进行验证,并和 D-S 证据理论方法及其他改进方法进行比较。

设 $U = \{A_1, A_2, A_3\}$, 有:

$$m_1: m_1(A_1) = 0.9, m_1(A_2) = 0, m_1(A_3) = 0.1$$

$$m_2: m_2(A_1) = 0, m_2(A_2) = 0.01, m_2(A_3) = 0.99$$

$$m_3: m_3(A_1) = 0.5, m_3(A_2) = 0.2, m_3(A_3) = 0.3$$

将本文改进算法的计算结果与另外几种改进算法的计算结果比较,得到表 1 和表 2。

表 1 不同组合规则的融合结果比较 ($m_1 \oplus m_2$)

Table 1 Comparison of the fusion results of different combination rules ($m_1 \oplus m_2$)

方法	$m_{12}(A_1)$	$m_{12}(A_2)$	$m_{12}(A_3)$	$m_{12}(U)$
D-S 证据理论	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0
文献[12]方法	0.405 5	0.004 5	0.590 0	0.000 0
文献[13]方法	0.215 2	0.003 5	0.550 1	0.231 2
文献[14]方法	0.000 0	0.000 0	0.099 0	0.901 0
文献[15]方法	0.233 6	0.002 5	0.381 9	0.381 7
文献[16]方法	0.405 5	0.004 5	0.590 0	0.000 0
文献[17]方法	0.450 0	0.005 0	0.545 0	0.000 0
本文组合方法	0.438 8	0.000 2	0.561 0	0.000 0

表 2 不同组合规则的融合结果比较 ($m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$)

Table 2 Comparison of the fusion results of different combination rules ($m_1 \oplus m_2 \oplus m_3$)

方法	$m_{123}(A_1)$	$m_{123}(A_2)$	$m_{123}(A_3)$	$m_{123}(U)$
D-S 证据理论	0.000 0	0.000 0	1.000 0	1.000 0
文献[12]方法	0.483 2	0.064 2	0.452 6	0.000 0
文献[13]方法	0.368 5	0.033 2	0.522 0	0.076 3
文献[14]方法	0.000 0	0.000 0	0.029 7	0.970 3
文献[15]方法	0.260 9	0.039 1	0.288 7	0.411 1
文献[16]方法	0.452 8	0.067 9	0.479 2	0.000 0
文献[17]方法	0.475 0	0.102 5	0.422 5	0.000 0
本文组合方法	0.501 5	0.057 2	0.441 3	0.000 0

从证据的基本概率分配函数可以直观地看出,前两条证据体明显是相互冲突的,证据体 1 对目标 A_1 支持率较大,而证据体 2 却几乎完全支持目标 A_3 。加入第 3 条证据后,目标 A_1 的支持率应该大于目标 A_3 的支持率。在处理冲突证据时,第 2 条证据对目标 A_1 的支持度为 0,使得在 D-S 证据理论的融合结果中对目标 A_1 的支持度依然是 0, D-S 证据理论有着明显的“一票否决”的弊端,致使决策失效。文献[12]通过矛盾系数确定证据的加权系数,但依然遵循 D-S 证据理论的组合规则,融合方法显得保守。文献[13]综合证据体的支持度和证据源可靠度,但是并没有给出具体两者权重调整方法,缺乏实际应用的准确性,没有得到正确结果。文献[14]也无法得到正确决策,而是将冲突分配给了未知

项,虽然没有随便支持其他目标,但同时提高了决策难度。文献[15]绝大部分的支持率赋给了未知项,很大程度上会干扰融合结果,决策精度较低。文献[16]按照各命题的平均支持度分配冲突信息,需要更多的证据才能得到正确的结果,融合效果不太理想。文献[17]忽略了多条数据源的权重,加强了冲突信息对融合结果的不利影响,存在一定缺陷。

本文所提出的方法可以解决“一票否决”的问题,通过初步诊断方法的诊断准确率及证据之间的支持矩阵来确定证据的加权系数,降低了冲突证据对融合结果的影响,同时考虑了焦元的信任度加入到组合规则中,把冲突从证据之间扩展到焦元之间,合理有效地利用冲突证据的有用信息。本文的组合规则同时处理了一致性信息和焦元冲突信息,大大降低了信任度低的目标 A_2 的支持率,对于目标 A_1 和 A_3 的支持同样符合常理,较好处理了冲突信息,融合结果的精度也非常理想,在较少证据下得到符合常理的决策结果。通过表 1 和表 2 的比较可知,本文改进方法的融合结果更精确、更贴合实际情况。

2 锂电池故障诊断

如前文所述,锂电池的状态参数容易受到周围环境温度和颠簸碰撞等不确定状况的影响,将会导致单一诊断方法诊断的不确定性。为提高其故障诊断的准确性,采用本文提出的改进 D-S 证据理论融合方法对电动汽车电池进行故障诊断。首先,应用 BP 和 RBF 神经网络对锂电池分别进行初步诊断,将两者的诊断结果构造成证据体 m_1 、 m_2 。再引入证据体之间的支持矩阵得到 m_1 、 m_2 的加权系数,并由此生成加权证据体 m' 。然后在组合规则中考虑了每个焦元的信任度,充分利用了证据间的一致性信息和冲突信息,得到组合规则。证据体融合后,依据决策规则判定锂电池的故障类别。

2.1 神经网络初步诊断

电池系统主要的故障状态主要包括容量减少、内阻增大、SOC 减小等 3 种。在实际诊断中为了表示电池的所有状态,加入了电池的正常状态。将这 4 种故障状态分别记为 Cell_Norm、Cell_Cap、Cell_Rt 和 Cell_SOC。设初始 SOC 为 80%,可以得到 Cell_Norm、Cell_Cap、Cell_Rt、Cell_SOC 4 种故障类型的电池单体仿真电压和温度。将这些故障信号进行小波包分解,得到锂电池的故障特征^[3],如表 3 和表 4

所示。

表 3 SOC 为 80% 时各类电池电压信号能量值归一化
Table 3 SOC = 80% energy values of various types of battery voltage signal normalization

电压能量值	Cell_Norm	Cell_Cap	Cell_Rt	Cell_SOC
$E'(3,0)$	0.506 0	0.504 6	0.502 0	0.487 2
$E'(3,1)$	0.405 4	0.402 3	0.729 8	0.375 8
$E'(3,2)$	0.400 7	0.397 1	0.733 7	0.378 8
$E'(3,3)$	0.408 5	0.405 7	0.721 2	0.385 3
$E'(3,4)$	0.400 5	0.396 9	0.734 0	0.378 6
$E'(3,5)$	0.400 3	0.396 8	0.734 4	0.378 1
$E'(3,6)$	0.406 8	0.403 5	0.724 7	0.382 7
$E'(3,7)$	0.398 0	0.394 2	0.738 4	0.375 4

表 4 SOC 为 80% 时各类电池温度信号能量值归一化
Table 4 SOC = 80% all kinds of battery temperature signal energy value normalization

温度能量值	Cell_Norm	Cell_Cap	Cell_Rt	Cell_SOC
$E'(3,0)$	0.491 4	0.489 3	0.534 9	0.482 7
$E'(3,1)$	0.115 4	0.114 9	0.980 1	0.113 3
$E'(3,2)$	0.007 6	0.007 6	0.999 9	0.007 5
$E'(3,3)$	0.013 2	0.013 2	0.999 7	0.013 0
$E'(3,4)$	0.039 1	0.039 1	0.997 7	0.039 0
$E'(3,5)$	0.004 8	0.004 8	1.000 0	0.004 8
$E'(3,6)$	0.000 9	0.000 9	1.000 0	0.000 9
$E'(3,7)$	0.101 5	0.101 5	0.984 4	0.101 5

为了对电动汽车锂电池进行准确的故障诊断,本文提出了一种基于 BP 和 RBF 神经网络的改进 D-S 证据理论方法。利用 BP 网络和 RBF 网络计算速度快、内存小、可用于实时监测和诊断的特点^[25],将锂电池 4 种故障状态的电压和温度特征向量通过训练得到 BP 和 RBF 神经网络模型,并对电池故障进行初步诊断。Cell_Norm、Cell_Cap、Cell_Rt、Cell_SOC 4 种故障类型在诊断网络中的输出分别用矢量 $(1,0,0,0)$ 、 $(0,1,0,0)$ 、 $(0,0,1,0)$ 、 $(0,0,0,1)$ 来表示。

在 BP 神经网络中,训练函数取 L-M 优化算法 (trainlm),学习率为 0.3,输入节点为 8,输出节点为 4。由于隐含层节点对神经网络诊断精度有较大影响,但是由于其没有具体选择准则,本文中通过经验公式取隐含层节点数为 17,同时在节点 17 附近取值,比较不同节点下诊断误差的大小,如图 2 所

示。隐含层节点分别设置为 9~18,从图中可以看出,神经网络诊断误差率随着隐含层节点数的增加而减少的趋势,但是节点为 18 时误差率增大,所以综合考虑训练时间等因素,最后设置隐含层节点为 17。

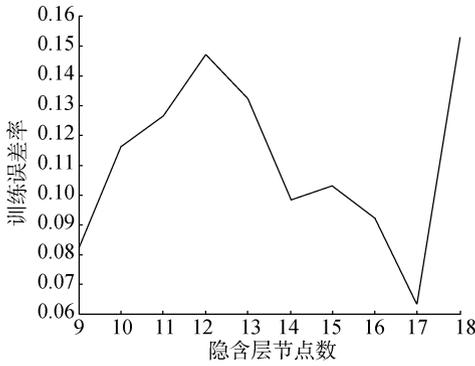


图 2 训练误差与隐含层节点数的关系

Fig.2 Relation between training error and hidden layer node number

在 RBF 神经网络中,spread 是 RBF 的扩展速度,使神经元能够对输入向量所覆盖的区间产生响应,太大的 spread 值会导致计算上的困难。因此在 RBF 网络设计过程中,对不同的 spread 值进行尝试,

以确定一个最优值。取分布密度 spread 分别为 1~4 对电动汽车锂电池故障进行诊断,故障的诊断误差率如图 3 所示。当 spread=2 时网络输出误差最小,故设定 RBF 网络的分布密度为 2。

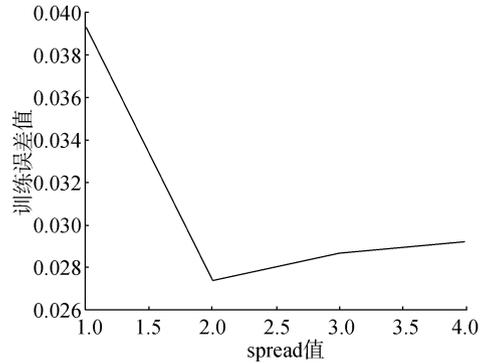


图 3 训练误差与 spread 值的关系

Fig.3 Relation between training error and spread value

通过输入训练样本训练可以得到基于 BP 和 RBF 神经网络的诊断模型。将已知故障类型的测试样本分别输入训练好的诊断模型,得到 BP 神经网络和 RBF 神经网络的诊断结果,如表 5 和表 6 所示。

表 5 BP 神经网络诊断结果

Table 5 Diagnosis results of BP neural network

序号	BP 神经网络的输出				诊断结果	实际情况
1	0.055 1	0.004 5	0.000 1	0.460 4	SOC 减小	容量减少
2	0.980 4	0.000 9	0.015 9	0.001 5	正常	正常
3	0.000 2	0.000 1	0.999 1	0.000 0	内阻增大	内阻增大
4	0.001 4	0.986 1	0.000 2	0.993 8	SOC 减小	SOC 减小

表 6 RBF 神经网络诊断结果

Table 6 Diagnosis results of RBF neural network

序号	RBF 神经网络的输出				诊断结果	实际情况
1	0.074 0	0.631 9	0.250 3	0.377 5	容量减少	容量减少
2	0.792 3	0.117 4	0.209 8	0.261 6	正常	正常
3	0.002 4	0.004 5	1.124 3	0.010 7	内阻增大	内阻增大
4	0.131 3	0.481 0	0.264 9	1.028 4	SOC 减小	SOC 减小

从表 5 可以看到,采用 BP 神经网络方法时,在 4 次电池故障诊断中,有一次错误诊断,将容量减少判定为 SOC 减小,这会影响运行人员对电池续航里程的预估,而作出错误判断。在后 3 组数据中,虽然根据 BP 神经网络的输出,得出了正确的故障类型,但是该故障类型对应的神经网络输出值并没有达到能够完全确认该故障类型的数值,即该次故障类型的判断存在不确定性。

在表 6 中可以看到,采用 RBF 神经网络方法时,虽然在 4 次电池故障诊断中,判定类型和电池的实际类型相一致,但是从可靠性角度出发,既然针对有的电池故障,采用 BP 神经网络方法得出了另一种故障类型(尽管该故障类型错误),故也不能保证采用 RBF 神经网络方法得出的故障类型一定是正确的。在这种情况下,就需要采用 D-S 证据理论的方法来综合两种不同的电池故障判定方法得

到的结果,从而得出最终的电池故障类型。

2.2 改进 D-S 证据理论融合诊断

根据本文提出的改进 D-S 证据理论将对 BP 神经网络和 RBF 神经网络的诊断结果继续融合诊断。根据 2.1 节的结果,BP 神经网络和 RBF 神经网络在对锂电池容量减少这一故障类型进行判定时,出现了不一致,故本小节将以这两种网络对锂电池容量减少的诊断结果为例进行融合诊断。

在 2.1 节中已经通过 BP 和 RBF 两种神经网络

对锂电池进行初步诊断。两种神经网络诊断的正确率可由式(2)计算得到,分别为 $R_1=0.358\ 3, R_2=0.435\ 9$ 。

锂电池的故障状态识别框架包括正常、容量减少、内阻增大、SOC 减小和不确定状态。根据式(1),可以计算得到 BP 和 RBF 神经网络诊断结果的基本概率分配函数 m_1 和 m_2 ,如表 7 所示,其中 $i=1,2,3,4,5$ 分别代表了锂电池的故障状态为正常、容量减少、内阻增大、SOC 减小和不确定状态。

表 7 电池容量减少状态下的证据体

Table 7 Evidence of battery capacity reduction

$m_k(A_i)$	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
m_1	0.038 0	0.003 1	$6.889\ 1 \times 10^{-5}$	0.317 2	0.641 7
m_2	0.024 2	0.564 1	0.081 8	0.123 4	0.206 5

为了构造新的加权证据体,根据式(3)~(6)可以得到 m_1, m_2 两条证据的加权系数 $\beta_1=0.437\ 1, \beta_2=0.562\ 9$ 。再依据式(7),就生成了 m_1, m_2 两条证据的加权证据体 $m', m'(A_1)=0.030\ 2, m'(A_2)=0.318\ 9, m'(A_3)=0.046\ 1, m'(A_4)=0.208\ 1,$

$m'(A_5)=0.396\ 7$ 。

在得到加权证据体 m' 后,依据改进的 D-S 证据理论组合规则,引入焦元的信任度来分配冲突系数,通过式(14)~(17)计算,可以得到 m_1, m_2 以及 m_1, m_2 和 m' 的融合结果,如表 8 所示。

表 8 改进 D-S 证据理论融合结果

Table 8 Fusion results of improved D-S evidence theory

证据体	$m(A_1)$	$m(A_2)$	$m(A_3)$	$m(A_4)$	$m(A_5)$	判定结果
$m_1 \oplus m_2$	0.028 8	0.492 0	0.060 4	0.286 3	0.132 5	容量减少
$m_1 \oplus m_2 \oplus m'$	0.020 4	0.571 0	0.046 0	0.310 9	0.052 6	容量减少

由表 8 可以看到,对 m_1 和 m_2 经改进 D-S 证据理论融合后,目标 A_1 (容量减少)的支持率最大,为 0.492 0;其次支持率大的是目标 A_4 (SOC 减小),支持率为 0.286 3,两目标支持率差值为 0.205 7,依据本文的决策准则,可以判定锂电池故障类型为容量减少。加入加权证据体 m' 后,同样采用改进 D-S 证据理论融合 3 条证据体($m_1 \oplus m_2 \oplus m'$),融合结果同样显示目标 A_1 (容量减少)的支持率最大,为 0.571 0;其次支持率大的是目标 A_4 (SOC 减小),支持率为 0.310 9,两者之间的差值为 0.261 0,故改进

D-S 证据理论融合($m_1 \oplus m_2 \oplus m'$)的判定结果为电池处于容量减少状态。通过比较表 8 中的第 1 行和第 2 行可以看出,通过增加证据体,使目标 A_1 (容量减少)的支持率从 0.492 0 上升为 0.571 0,相应对其他目标的支持率减小。因此,融合两种诊断方法的结果比单一诊断方法的诊断精度高,诊断结果更为合理,同时基于改进的 D-S 证据理论组合规则诊断结果更接近期望输出。

将本文算法和其他 D-S 证据理论改进算法的诊断效果作比较,如表 9 和表 10 所示。

表 9 D-S 证据理论改进组合规则判定结果比较($m_1 \oplus m_2$)

Table 9 Comparison results of the improved D-S evidence theory combination rules ($m_1 \oplus m_2$)

方法	$m_{12}(A_1)$	$m_{12}(A_2)$	$m_{12}(A_3)$	$m_{12}(A_4)$	$m_{12}(A_5)$
D-S 证据理论	0.032 1	0.481 1	0.069 3	0.242 7	0.174 9
文献[12]方法	0.041 6	0.409 8	0.031 3	0.295 4	0.221 9
文献[13]方法	0.049 9	0.413 1	0.075 5	0.267 6	0.194 0
文献[14]方法	0.024 3	0.364 4	0.052 5	0.183 8	0.375 0
文献[15]方法	0.030 2	0.418 3	0.060 3	0.225 7	0.265 4
文献[16]方法	0.031 8	0.433 1	0.062 4	0.237 3	0.235 4
文献[17]方法	0.042 8	0.464 9	0.067 1	0.292 6	0.132 5
本文方法	0.028 8	0.492 0	0.060 4	0.286 3	0.132 5

由表 9 可知,当融合两条证据体时($m_1 \oplus m_2$),文献[12]遵循 D-S 证据理论的组合规则,虽然加入了矛盾系数权重,但融合结果精度不太理想。文献[13]对未知项支持率较大,在实际应用中对权重的选择分配仍然是该算法的弊端。文献[14]改进算法融合结果显示目标 A_5 (不确定故障)支持率最大,为 0.375 0。这是因为文献[14]的方法中将冲突信息分配给未知项,对决策结果产生极大干扰。依据决策规则,采用文献[14]的方法无法确定电池的故障类型。文献[15]将冲突信息分配给未知项的程度较大,证据高度冲突时融合结果不太理想。文献[16]在处理冲突证据时,常常需要多条证据提供有用信息才能辨识出目标,两条证据融合时,融合结

果精度较低。文献[17]仅考虑了融合规则,忽略了多条数据源获取数据时的权重,加强了冲突信息对融合结果的不利影响,存在一定缺陷。由此可知,在列举的几种方法中对目标 A_1 的支持率都不是很理想。在此基础上,本文先从全局信息出发,根据支持矩阵确定了每条证据的加权系数,对冲突信息进行合理分配。同时考虑了每条证据中各个焦元的信任度,从局部角度出发,充分利用每个焦元的有用信息,降低了冲突焦元对融合结果的影响。对 A_1 (容量减少)支持率达到了 0.492 0,融合结果区分能力高于其他方法。表明本方法具有良好的可靠性,提高了诊断结果的准确性。

表 10 D-S 证据理论改进组合规则判定结果比较($m_1 \oplus m_2 \oplus m'$)

Table 10 Comparison results of the improved D-S evidence theory combination rules ($m_1 \oplus m_2 \oplus m'$)

方法	$m_{123}(A_1)$	$m_{123}(A_2)$	$m_{123}(A_3)$	$m_{123}(A_4)$	$m_{123}(A_5)$
D-S 证据理论	0.026 7	0.563 3	0.054 6	0.257 9	0.097 7
文献[12]方法	0.039 9	0.452 0	0.041 1	0.238 3	0.208 7
文献[13]方法	0.051 3	0.443 7	0.080 0	0.205 9	0.219 1
文献[14]方法	0.021 7	0.380 4	0.040 5	0.189 2	0.368 2
文献[15]方法	0.026 9	0.457 8	0.049 6	0.235 1	0.230 6
文献[16]方法	0.029 1	0.486 5	0.053 1	0.252 6	0.178 7
文献[17]方法	0.047 0	0.505 2	0.073 0	0.322 2	0.052 6
本文方法	0.020 4	0.571 0	0.046 0	0.310 9	0.052 6

从表 10 可以看出,当增加新的证据体后,利用 3 条证据 $m_1 \oplus m_2 \oplus m'$ 融合,采用上述几种方法均可以判定电池处于容量减少状态。采用本文提出的改进算法,当加入加权证据体后,目标 A_1 的支持率稳定提高,从两条证据体的 0.492 0 增加到 3 条证据体的 0.571 0,并相应降低了其他目标对最终决策的干扰。且支持率较大的两目标—— A_1 、 A_4 的支持率之差从融合两条证据体的 0.205 7 增加到融合 3 条证据体的 0.260 1,增大了第一目标和第 2 目标支持率的差值,使目标 A_1 的支持率更具可靠性,同时使决策结果更接近事实。

一方面从局部出发,对每条证据的各个焦元目标进行可信度分析,在组合规则中为各焦元分配了信任度,降低冲突焦元对融合结果的影响,使得最终诊断结果更精确。本文的改进算法同时处理了证据一致性信息和焦元冲突信息,使电动汽车锂电池的故障诊断结果更精确,更接近实际。

3 结束语

基于电动汽车锂电池故障的复杂性和不确定性,本文提出一种基于 BP 和 RBF 神经网络的改进 D-S 证据理论故障诊断方法。本方法首先通过 BP 和 RBF 神经网络对锂电池故障特征向量进行初步诊断,利用诊断正确率重新分配不确定信息,转化为证据的基本概率分配函数。然后将支持矩阵考虑进加权系数中,生成新的加权证据体。考虑到冲突不仅存在于证据之间,也存在于不同焦元之间。

由此可见,通过增加加权证据体以及改进 D-S 融合规则的方法,一方面对冲突信息进行合理有效分配,依据局部诊断方法的准确率将不确定信息重新分配,并构造了加权证据体,成功避免了“一票否决”和冲突信息较大程度分配给未知项等问题;另

通过计算焦元距离得到各焦元的信任度,提出了一种新的 D-S 证据理论组合规则。利用该组合规则将不同神经网络的证据体和加权证据体进行融合,可以成功诊断出电动汽车电池系统的所有故障,诊断精度不仅高于单一的故障诊断方法,而且优于已有的部分 D-S 融合诊断方法,提高了诊断的准确性,得到了符合事实的诊断结果,从而对电动汽车锂电池故障状态的准确判断。

参考文献:

- [1] 王一卉,姜长泓.模糊神经网络专家系统在动力锂电池组故障诊断中的应用[J].电测与仪表,2015,52(14): 118-123.
WANG Yihui, JIANG Changhong. Fuzzy neural network expert system for fault diagnosis in power lithium battery application [J]. Electrical measurement & instrumentation, 2015, 52(14): 118-123.
- [2] 卿平勇.混合动力汽车电池管理系统故障诊断与健康管理研究[D].北京:北京理工大学,2015.
QING Pingyong. Reserch on fault diagnosis and health management of battery management system for hybrid electric vehicle[D].Beijing: Beijing Institute of Technology,2015.
- [3] 檀斐.车用动力锂离子电池故障诊断研究与实现[D].北京:北京理工大,2015.
TAN Fei. Fault diagnosis and implementation of electric vehicle lithiumion battery system[D].Beijing: Beijing Institute of Technology,2015.
- [4] 付家才,万遂.基于 D-S 证据理论和 BP 神经网络的多传感器信息融合[J].自动化与仪器仪表,2011,1(153): 22-24.
FUJiacai, WAN Sui. Multisensor information fusion based on D-S evidence theory and BP neural network[J]. Automation & instrumentation, 2011, 1(153): 22-24.
- [5] 程加堂,段志梅.基于 QPSO-BP 和改进 D-S 的水电机组振动故障诊断[J].电力系统保护与控制,2015,43(19): 66-71.
CHENG Jiatang, DUAN Zhimei, AI Li, et al. Vibration fault diagnosis for hydroelectric generating unit based on QPSO-BP and modified D-S theory[J]. Power system protection and control, 2015, 43(19): 66-71.
- [6] 徐春梅,彭道刚,张悦.基于集成法的汽轮机智能故障诊断仿真研究[J].计算机仿真,2015(07): 408-412.
XU Chunmei, PENG Daogang, ZHANG Yue. simulation research on intelligent fault diagnosis for turbine generator unit based on integrated method[J]. Computer simulation, 2015 (07): 408-412.
- [7] 白剑林,王煜.一种解决 D-S 理论证据冲突的有效方法[J].系统工程与电子技术,2009,31(9): 2106-2109.
BAI Jianlin, WANG Yu. Efficient combination approach to conflict evidence for D-S theory [J]. Systems engineering and electronics, 2009,31(9): 2106-2109.
- [8] 韩德强,邓勇,韩崇昭,等.基于证据距离与不确定度的证据组合方法[J].红外与毫米波学报,2011,30(5): 396-400.
HAN Deqiang, DENG Yong, HAN Chongzhao, et al. Weighted evidence combination based on distance of evidence and uncertainty measure [J]. Journal of infrared millim waves, 2011, 30(5): 396-400.
- [9] 郭雷雷.智能环境下基于视频多特征融合的单说话人跟踪方法研究[D].兰州:兰州理工大学,2014.
GUO Leilei. The research of single speaker tracking algorithm based on video multi-feature fusion in meeting room environment[D].Lanzhou: Lanzhou university of technology, 2014.
- [10] 牛强军,黄家成.基于改进的 D-S 决策融合的航电设备故障诊断[J].计算机工程与设计,2015,36(8): 2255-2259.
NIU Qiangjun, HUANG Jiacheng. Avionics equipment fault diagnosis based onimproved dempster-shafe decision fusion method [J]. Computer engineering and design, 2015, 36(8): 2255-2259.
- [11] Mengmeng Ma, Jiyao An. Combination of evidence with different weighting factors: a novel probabilistic-based dissimilarity measure approach [J]. Journal of sensors, 2015: 1-9.
- [12] 费翔,周健.一种处理冲突证据的 D-S 证据权重计算方法[J].计算机工程,2016,42(2): 142-145.
FEI Xiang, ZHOU Jian. A D-S evidence weight computing method for conflict evidence [J]. Computer engineering, 2016, 42(2): 142-145.
- [13] 胡海亮,钟求喜.基于证据可信度的 D-S 理论改进方法[J].计算机应用与软件,2016,33(6): 13-19.
HU Hailiang, ZHONG Qiuxi. An improved method for d-s theory based on evidence credibility [J]. Computer applications and software, 2016, 33(6): 13-19.
- [14] RONALD R Y. On the dempster-shafer framework and new combination rules [J]. Information sciences (S1007 - 7634), 1987, 41(2): 93-137.
- [15] 孙全,叶秀清,顾伟康.一种新的基于证据理论的合成公式[J].电子学报,2000(08): 117-119.
SUN Quan, YE Xiuqing, GU Weikang. A new combination rules of evidence theory [J]. Acta electronica sinica, 2000 (08): 117-119.
- [16] 李弼程,王波,魏俊,等.一种有效的证据理论合成公式[J].数据采集与处理,2002,17(1): 33-36.
LI Bicheng, WANG Bo, WEI Jun, et al. An efficient combination rule of evidence theory [J]. Journal of data acqui-

sition & processing, 2002, 17(1): 33-36.

- [17] 王力. 基于 DS 证据理论的多传感器数据融合算法研究与应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2015.

WANG li. Research and application of multi-sensor fusion algorithm based on DS evidence theory [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2015.

- [18] ZHAO Y, JIA R, LIU C. An evaluation method of underwater ocean environment safety situation based on d-s evidence theory [J]. Advances in meteorology, 2015, 2015 (5): 1-8.

- [19] 吴强, 姜礼平, 季傲. 基于模糊集和 D-S 证据理论的空中作战目标识别[J]. 指挥控制与仿真, 2015, 36(4): 54-58.

WU Qiang, JIANG Liping, JI Ao. Aircraft target identification based on fuzzy sets and d-s evidence theory in air operation [J]. Command control & simulation, 2015, 36(4): 54-58.

- [20] 吕雪婷, 贾瑞生, 孙惠惠. 证据冲突下 D-S 融合算法的改进[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(3): 571-574.

LV Xueting, JIA Ruisheng, SUN Huihui. Improvement of D-S fusion algorithm under evidence conflict [J]. Journal of system simulation, 2013, 25(3): 571-574.

- [21] 叶彦斐, 郑源. 基于证据修正及冲突分配的新证据推理规则[J]. 仪表技术与传感器, 2014, 12: 118-121.

YE Yanfei, ZHENG Yuan. New evidence reasoning rule based on evidence modifying and conflicts allocating [J]. Instrument technique and sensor, 2014, 12: 118-121.

- [22] 曹洁, 郭雷雷. 一种基于局部冲突分配的证据组合规则[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 2032-2035.

CAO Jie, GUO Leilei. Evidence combination rule based on local conflict distribution strategy [J]. Application research of computers, 2013, 30(7): 2032-2035.

- [23] 李军伟, 程咏梅, 潘泉, 等. 基于焦元距离的冲突证据组合规则[J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(11): 2360-2366.

LI Junwei, CHENG Yongmei, PAN Quan, et al. Combination rule of conflicting evidence based on focal element distance [J]. Systems engineering and electronics, 2010, 32 (11): 2360-2366.

- [24] DUBOIS D, PRADE H. A set-theoretic view on belief functions: logic operations and approximations by fuzzy sets [J]. International journal of general syst, 1986, 12: 193-226.

- [25] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLABR2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 240.

作者简介:



夏飞, 男, 1978 年生, 副教授, 博士, 主要研究方向为故障诊断、图像处理。发表学术论文多篇。



马茜, 女, 1990 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为电动汽车锂电池故障诊断。



张浩, 男, 1962 年生, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为电力系统自动化、系统工程。发表学术论文多篇。