



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107271867 A

(43)申请公布日 2017. 10. 20

(21)申请号 201710498705.4

(22)申请日 2017.06.27

(71)申请人 国网河南省电力公司检修公司
地址 450000 河南省郑州市中原区淮河路
40号

申请人 国家电网公司

(72)发明人 汤会增 张利 程朝磊 许冰

(74)专利代理机构 郑州知己知识产权代理有限公司 41132

代理人 季发军

(51)Int.Cl.
G01R 31/12(2006.01)

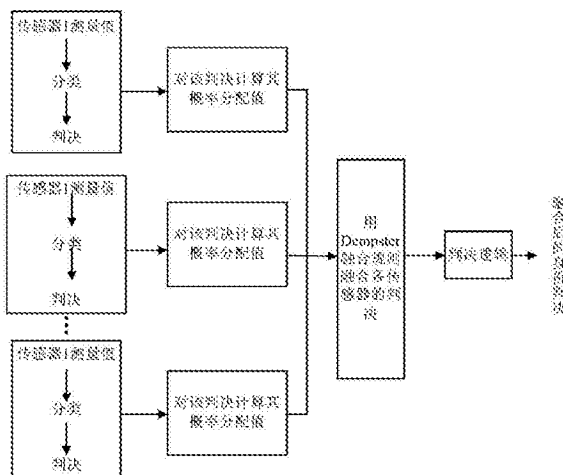
权利要求书1页 说明书5页 附图2页

(54)发明名称

基于D-S证据理论的GIS局部放电故障类型识别方法

(57)摘要

本发明公开了一种GIS局部放电故障类型识别方法,针对现有技术中超声波检测法、超高频检测法和SF6分解物检测法这三种检测法,不能对GIS设备局部放电故障类型进行完全有效识别的技术问题,提出了运用D-S(Dempster-Shafer)证据理论对现有技术中三种检测法的故障类型识别结果进行决策级融合,来弥补三种单一方法的不足;设计了基于D-S理论的多传感器信息融合故障类型识别系统结构,通过对两种典型绝缘故障进行仿真计算,使GIS绝缘故障类型识别的准确度和快速性得以大大提高,对GIS设备绝缘状态检测的研究有一定的参考价值。



1. 一种GIS局部放电故障类型识别方法,其特征在于,将超声波检测法、超高频检测法和SF6分解物检测法这三种检测法进行数据融合,从而识别GIS局部放电故障类型。

2. 根据权利要求1所述的GIS局部放电故障类型识别方法,其特征在于,所述数据融合基于D-S证据理论。

3. 根据权利要求2所述的GIS局部放电故障类型识别方法,其特征在于,所述识别方法进一步包括如下步骤:

步骤一:由超声波传感器、超高频传感器、气体传感器分别对局部放电结果进行检测;

步骤二:将所述步骤一中各个传感器检测到的数据进行预处理,并分别判断出故障类型;

步骤三:运用D-S证据理论进行决策融合;

步骤四:输出识别结果。

4. 根据权利要求3所述的GIS局部放电故障类型识别方法,所述步骤三进一步包括如下步骤:

(1) 对超声波、超高频两种检测方法进行可信度数据融合;

(2) 将融合后的结果与分解物检测法的可信度结果再次进行融合,得到融合结果。

5. 根据权利要求4所述的GIS局部放电故障类型识别方法,所述步骤(1)基于以下公式进行:

$$m(A) = \begin{cases} 0, A = \Theta \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)} = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - k}, A \neq \Theta \end{cases}$$

其中, $m(A)$ 为A的基本可信度分配函数;A为命题可能的结果; Θ 表示命题对应所有可能结论的非空集合,集合内含有有限个元素,且所有元素互斥;设 Θ 上存在 Bel_1 和 Bel_2 两个信度函数, m_1 、 m_2 分别是其对应 Bel_1 、 Bel_2 的基本可信度分配,若 $A \in \Theta$ 且 $m(A) > 0$,其焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n ; $k = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) < 1$, i 表示常量 $1, 2, \dots, k$; j 表示常量 $1, 2, \dots, n$; n 表示自然数 $1, 2, 3, \dots$ 。

6. 根据权利要求4所述的GIS局部放电故障类型识别方法,所述步骤(2)基于以下公式进行:

$$m(A) = \frac{1}{k} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_n(A_n)$$

$m(A)$ 为A的基本可信度分配函数;A为命题可能的结果; Θ 表示命题对应所有可能结论的非空集合,集合内含有有限个元素,且所有元素互斥;设 Θ 上存在 Bel_1 和 Bel_2 两个信度函数, m_1 、 m_2 分别是其对应 Bel_1 、 Bel_2 的基本可信度分配,若 $A \in \Theta$ 且 $m(A) > 0$,其焦元分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n ; $k = \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) < 1$ 。

基于D-S证据理论的GIS局部放电故障类型识别方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种GIS设备绝缘状态识别方法,具体为基于 D-S (Dempster-Shafer) 理论的决策级数据融合识别方法。

背景技术

[0002] 对气体绝缘组合电器 (Gas Insulated Switchgear, GIS) 进行在线局部放电 (Partial Discharge, PD) 检测可有效掌握GIS内部绝缘状况,预防GIS绝缘故障跳闸造成电网事故。目前超声波、超高频两种检测方法工程应用较为普遍,技术也比较成熟,但工程应用反馈出许多问题,而SF6分解物组份检测法是目前比较新兴和发展趋势良好的在线检测方法。

[0003] 超声波检测法通过超声波探头检测PD产生的超声波及振动信号来检测PD 信号,超高频法 (Ultra High Frequency, UHF) 通过天线接收PD产生的300~ 3000MHz频段UHF电磁波信号来检测PD信号。不同绝缘缺陷引起的局部放电所产生不同的分解化合气体, SF6分解物检测法通过对PD引起的GIS内部SF6气体分解生成的各种特征气体含量来检测PD信号。

[0004] 在GIS内部模拟突出物A类缺陷、附着物B类缺陷、绝缘子气隙C类缺陷及自由微粒D类缺陷等4种绝缘缺陷,运用此三种方法进行故障检测,对检测图谱分析可知:超声波检测法对D类自由金属颗粒缺陷引起的PD检测效果最明显,对B类绝缘子附着污染物缺陷放电检测并不明显;超高频检测法中对A类金属突出物和C类绝缘子气隙缺陷引起的PD检测效果最为明显,对D类自由金属微粒缺陷放电检测效果最差;SF6分解物组分检测法一般是在PD发生15小时后, SF6气体分解物含量达到一定数量,才能够有效识别,其中A类金属突出物和B类绝缘子附着污染物缺陷产生的PD最稳定,且产气量大、分解速率高,识别效果最好, C类绝缘子气隙缺陷PD产气量相对较小,识别效果较差。

[0005] 因此,运用超声波、超高频、SF6分解物组份检测这3种单一方法,不能对 GIS设备PD故障类型进行完全有效识别。

发明内容

[0006] 本发明运用D-S (Dempster-Shafer) 理论对3种不同类型传感器采集数据分析结果进行决策级融合,将来自某一目标的多源信息加以智能合成,利用3种检测法之间互补性的特点,采用超声波、超高频和SF6分解物组份检测进行联合在线检测,运用D-S证据理论对3种不同类型传感器采集数据融合决策。

[0007] 为实现上述目标,本发明采用如下的技术方案:

[0008] 一种GIS局部放电故障类型识别方法,其特征在于,将超声波检测法、超高频检测法和SF6分解物检测法这三种检测法进行数据融合,从而识别GIS局部放电故障类型。

[0009] 所述数据融合基于D-S证据理论。

[0010] 所述识别方法进一步包括如下步骤:

[0011] 步骤一:由超声波传感器、超高频传感器、气体传感器分别对局部放电结果进行检

测；

[0012] 步骤二：将所述步骤一中各个传感器检测到的数据进行预处理，并分别判断出故障类型；

[0013] 步骤三：运用D-S证据理论进行决策融合；

[0014] 步骤四：输出识别结果。

[0015] 所述步骤三进一步包括如下步骤：

[0016] (1) 对超声波、超高频两种检测方法进行可信度数据融合；

[0017] (2) 将融合后的结果与分解物检测法的可信度结果再次进行融合，得到融合结果。

[0018] 所述步骤(1)基于以下公式进行：

$$[0019] \quad m(A) = \begin{cases} 0, & A = \Theta \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)} = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - k}, & A \neq \Theta \end{cases}$$

[0020] 其中， $m(A)$ 为A的基本可信度分配函数；A为命题可能的结果； Θ 表示命题对应所有可能结论的非空集合，集合内含有有限个元素，且所有元素互斥；设 Θ 上存在 Bel_1 和 Bel_2 两个信度函数， m_1 、 m_2 分别是其对应 Bel_1 、 Bel_2 的基本可信度分配，若 $A \in \Theta$ 且 $m(A) > 0$ ，其焦点分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n ； $k = \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) < 1$ ， i 表示常量 $1, 2, \dots, k$ ； j 表示常量

$1, 2, \dots, n$ ； n 表示自然数 $1, 2, 3, \dots$ 。

[0021] 所述步骤(2)基于以下公式进行：

$$[0022] \quad m(A) = \frac{1}{k} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_k = A} m_1(A_1) m_2(A_2) \dots m_k(A_k)$$

[0023] 本发明的有益效果是：本发明针对单一类型检测方法辨识度方面的不足，设计了多传感器信息融合故障类型识别系统结构，使GIS绝缘故障类型识别的准确度和快速性得以大大提高。

附图说明

[0024] 图1为D-S证据理论信息融合的过程图；

[0025] 图2为GIS局放类型识别信息融合系统结构框图。

具体实施方式

[0026] D-S (Dempster-Shafer) 证据理论通过数学推理对不确定和不完整的信息进行归纳与计算，作出科学合理的决策。该理论提出了基本概率分配(BPA)，信任函数(BEL)和似然函数(P1)的概念。

[0027] (1) 识别框架 Θ 和基本概率分配BPA

[0028] 设 Θ 表示命题对应所有可能结论的非空集合，集合内含有有限个元素，且所有元素互斥。

[0029] $\Theta = \{A_1, A_2, \dots, A_n, \theta\}$

[0030] 式中, A_i 为命题可能的结果; θ 表示结果的不确定性。

[0031] 在 Θ 中存在一个mass函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 且满足:

$$[0032] \quad m(\Theta) = 0; \sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$$

[0033] 则 $m(A)$ 为 A 的基本概率分配BPA。

[0034] (2) 信任函数Bel和似然函数Pl

[0035] D-S证据理论给出了一个信任区间 $[Bel(A), Pl(A)]$ 来表示融合结果对事件支持的范围上下限, 则下限函数bel定义为:

$$[0036] \quad Bel(A) = \sum_{B \subset A} m(B)$$

[0037] 上线函数pl定义为:

$$[0038] \quad pl(A) = 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A = \Theta} m(B)$$

[0039] 其中: $Bel(A) \leq Pl(A)$, Θ 表示所有子集, 融合计算时可以用 $Bel(A)$ 或 $Pl(A)$ 表示对命题的信任支持程度。

[0040] 合成规则是融合的过程, 证据融合算法为两个信度函数的合成和多个信度函数的合成两种。

[0041] (1) 两个信度函数的合成算法

[0042] 设 Θ 上存在 Bel_1 和 Bel_2 两个信度函数, m_1, m_2 分别是其对应 Bel_1, Bel_2 的基本可信度分配, 若 $A \in \Theta$ 且 $m(A) > 0$, 其焦点分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n , 设:

$$[0043] \quad k = \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) < 1 \quad (1)$$

[0044] 则合成后的基本可信度分配函数为:

$$[0045] \quad m(A) = \begin{cases} 0, & A = \Theta \\ \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - \sum_{A_i \cap B_j = \Theta} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)} = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1 - k}, & A \neq \Theta \end{cases} \quad (2)$$

[0046] 式2中, 若 $k \neq 1$, 则 m 可确定一个基本概率赋值; 否则 m_1, m_2 两者矛盾, 不能组合基本概率的赋值, i 表示常量 $1, 2, \dots, k$; j 表示常量 $1, 2, \dots, n$; n 表示自然数 $1, 2, 3, \dots$ 。

[0047] (2) 多个信度函数的合成

[0048] 设同一 Θ 上存在信度函数 $Bel_1, Bel_2, \dots, Bel_n$, 对应的基本可信度分配为 m_1, m_2, \dots, m_n , 若存在 $Bel_1 \oplus Bel_2 \oplus \dots \oplus Bel_n$, 且基本可信度分配为 m , 则:

$$[0049] \quad m = (((m_1 \oplus m_2) \oplus m_3) \oplus \dots) \oplus m_n \quad (3)$$

[0050] 上式满足 $m_1 \oplus m_2 = m_2 \oplus m_1$,

[0051] $(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3 = m_1 \oplus (m_2 \oplus m_3)$ 。

[0052] 合成后的基本可信度分配函数 m 为:

$$[0053] \quad m(A) = \frac{1}{k} \sum_{A_1 \cap A_2 \cap \dots \cap A_n = A} m_1(A_1) m_2(A_2) \cdot \dots \cdot m_n(A_n) \quad (4)$$

[0054] D-S证据理论的信息融合过程如图1所示,可采用基于基本概率赋值的决策等多种方法,基于基本概率赋值决策输出规则应满足:

$$[0055] \quad m(A) = \max\{m(A), A \subset \Theta\},$$

$$[0056] \quad m(A_2) = \max\{m(A), A \subset \Theta, A \neq A_1\}, \quad (5)$$

[0057] 同时满足:

$$[0058] \quad \begin{cases} m(A_1) - m(A_2) > \varepsilon \\ m(A_1) > m(\theta) \end{cases} \quad (6)$$

[0059] 则说明决策输出结果为 A_1 。 $m(A_1)$ 为输出BPA最大值; $m(A_2)$ 为输出BPA次最大值; ε 为预设门槛值,本发明取0.25; $m(\theta)$ 为不确定性BPA。

[0060] 图2所示为基于D-S证据理论的GIS局部放电故障类型识别多信息融合系统。该系统有4部分组成:1)多类传感器的集合,由超声波、超高频、气体传感器构成;2)同质传感器采集信息融合部分,对数据预处理后,将同质数据进行融合;3)判断局部放电故障类型,采用3种单一方法检测出故障类型后,运用D-S证据理论进行决策级融合;4)决策输出,输出PD类型识别结果。

[0061] 构建故障识别框架 $\Theta = \{F_1, F_2, F_3, F_4, \theta\}$,其中, F_1 为自由导电微粒缺陷; F_2 为表面附着物缺陷; F_3 为金属突出物缺陷; F_4 为绝缘子气隙缺陷; θ 代表不确定性。

[0062] 表1为对缺陷 F_3 进行模拟测试的结果。通过公式(2)与公式(4)计算超声波S、超高频P和分解物组份Q等3种信息的BPA及通过D-S合成规则融合结果。首先通过公式(2)对S、P两种检测方法进行可信度数据融合,然后通过公式(4)将融合后的结果与分解物组份Q的可信度结果再次进行融合,最终结果如下表中D-S融合(S&P&Q)所示。

[0063] 首先计算证据体系冲突系数 k :

$$\begin{aligned} k &= \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(F_i) \cdot m_2(F_j) \\ &= m_3(F_1) \times m_4(F_2) + m_3(F_1) \times m_4(F_3) \\ &\quad + m_3(F_1) \times m_4(F_4) + m_3(F_2) \times m_4(F_1) \\ [0064] \quad &\quad + m_3(F_2) \times m_4(F_3) + m_3(F_2) \times m_4(F_4) \\ &\quad + m_3(F_3) \times m_4(F_1) + m_3(F_3) \times m_4(F_2) \\ &\quad + m_3(F_3) \times m_4(F_4) + m_3(F_4) \times m_4(F_1) \\ &\quad + m_3(F_4) \times m_4(F_2) + m_3(F_4) \times m_4(F_3) \\ &= 0.15109 \end{aligned}$$

[0065] 则合成后可信度分配函数:

$$[0066] \quad m_3(F_1) = \frac{m_3(F_1) \times m_4(F_1) + m_3(F_1) \times m_4(\theta) + m_3(\theta) \times m_4(F_1)}{1-k} = 0.0337$$

$$[0067] \quad m_3(F_2) = \frac{m_3(F_2) \times m_4(F_2) + m_3(F_2) \times m_4(\theta) + m_3(\theta) \times m_4(F_2)}{1-k} = 0.0337$$

$$[0068] \quad m_3(F_3) = \frac{m_3(F_3) \times m_4(F_3) + m_3(F_3) \times m_4(\theta) + m_3(\theta) \times m_4(F_3)}{1-k} = 0.9006$$

$$[0069] \quad m_3(F_4) = \frac{m_3(F_4) \times m_4(F_4) + m_3(F_4) \times m_4(\theta) + m_3(\theta) \times m_4(F_4)}{1-k} = 0.0241$$

[0070] 由上表可知,D-S融合 (S&P&Q) 后的, $m(\theta) = 0.0376$, $m(F_3) = 0.9006$, 其中 $m(\theta)$ 明显减小, 即对诊断结果的不确定性降低, 故障 F_3 的可信度大幅提高, 对应故障诊断的可靠性也相应大幅提高。3种辨识信息的输出结论基本一致, 即都认为金属突出物出现故障的概率较大。

[0071] $m(A_1) = 0.9006 > m(\theta)$, $m(A_2) = 0.0337$,

[0072] $m(A_1) - m(A_2) = 0.9006 - 0.0337 = 0.8669 > \varepsilon$,

[0073] 本发明预设门槛值 ε 取 0.25, 融合的结果满足公式 (5) 与公式 (6), 符合基本概率赋值决策输出判决规则判定为表面附着物缺陷, 与最初设置的故障类型一致。

[0074] 表2所示为对表面附着物缺陷的模拟测试结果, 3种单一检测方法的辨识结果不完全一致, 超高频P检测法辨识为 F_3 缺陷和 F_2 缺陷的概率较大, 超声波 S 和分解物组份Q检测法均认为 F_2 绝缘子表面附着物的概率较大, 但超声波 S 同时还判别存在 F_1 缺陷。通过D-S证据理论中公式 (2) 与公式 (4) 对 S、P 和 Q 检测结果进行计算, 得出D-S融合 (S&P&Q) 决策输出结果, 判定为 F_2 绝缘子表面附着物缺陷的概率大大提高, 不确定性 $m(\theta)$ 减小为 0.0040, 其结果满足公式 (5) 与公式 (6), 符合概率赋值决策输出判决规则, 与实际模型设置故障相一致。

[0075] 表1 3种单一方法及D-S融合后的检测结果可信度分配表1

检测方法	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	$m(F_4)$	不确定 $m(\theta)$
1 超声波 S	0.021	0.021	0.587	0.032	0.339
2 超高频法 P	0.163	0.003	0.447	0.118	0.269
3 分解物组份 Q	0.031	0.007	0.673	0.012	0.277
4D-S 融合 (S&P&Q)	0.0337	0.0037	0.9006	0.0241	0.0376

[0077] 表2 3种单一方法及D-S融合后的检测结果可信度分配表2

检测方法	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	$m(F_4)$	不确定 $m(\theta)$
1 超声波 S	0.3326	0.4153	0.1039	0.0732	0.0750
2 超高频 P	0.1054	0.3357	0.3451	0.0432	0.1706
3 分解物组份 Q	0.0383	0.6101	0.2158	0.0698	0.0660
4D-S 融合 (S&P&Q)	0.1009	0.7997	0.0626	0.0166	0.0040

[0078]

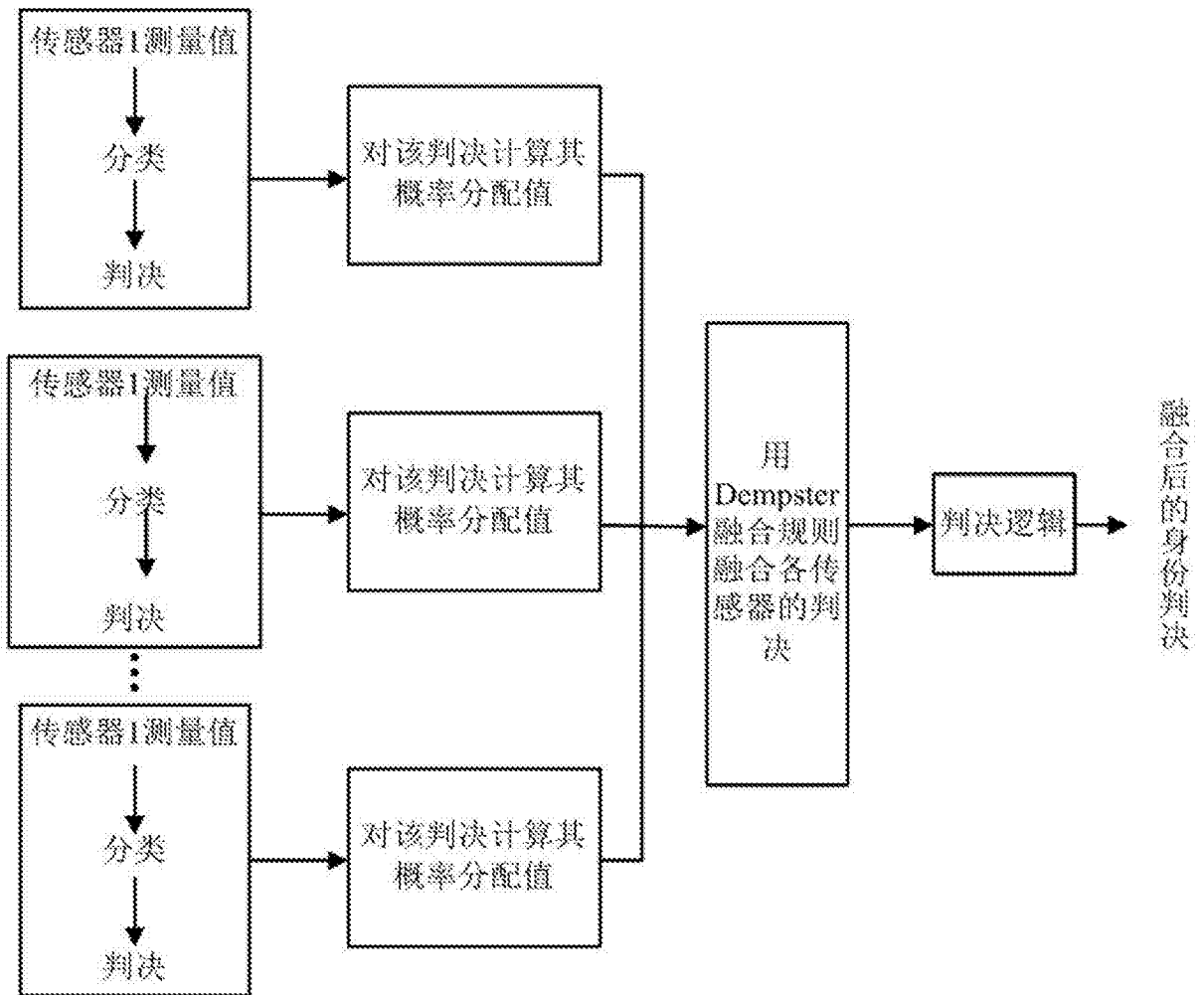


图1

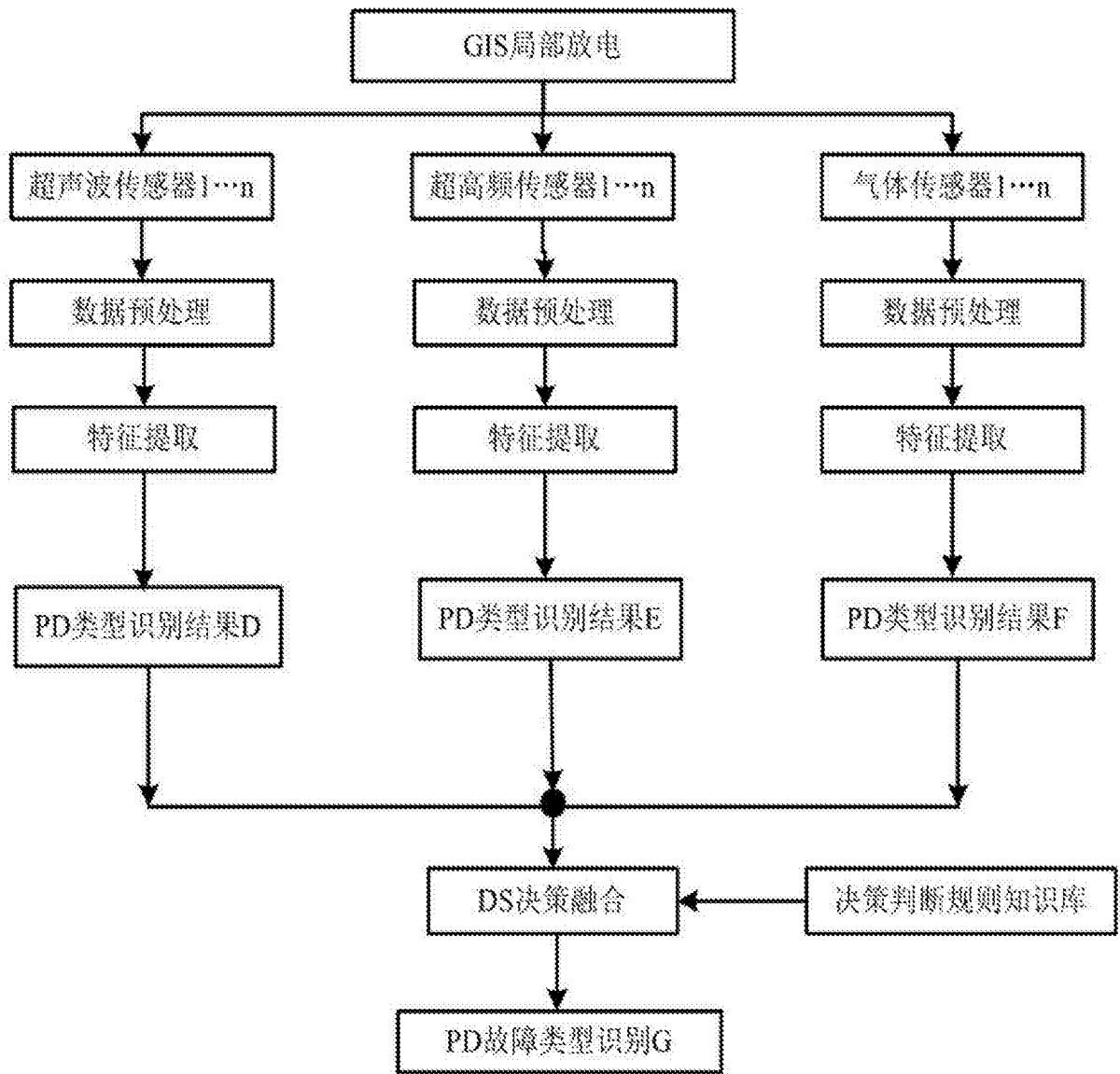


图2