

基于 D-S 证据理论的猪舍环境状态识别研究*

程捷¹, 冯天玉¹, 黄世明¹, 郝文彬¹, 霍俊¹, 朱望武²

(1. 湖北工业大学, 武汉市, 430068; 2. 武汉市红之星农牧机械有限公司, 武汉市, 430070)

摘要:针对猪舍环境因子复杂且难以精确控制,提出一种基于 D-S 证据理论的数据融合算法对猪舍环境状态识别。首先,采集各个传感器的特征值,引入模糊隶属度函数确定概率分配函数;其次,采用改进 K-L 证据间距离,通过分配各个证据源融合权重来解决证据冲突问题;最后,将分配权重后的概率分配函数使用分布式融合机制得到最后识别结果。结果表明:D-S 证据理论融合输出最高为 0.629 3(状态Ⅲ),相比于下一项的 0.119 8(状态Ⅱ)差值为 0.509 5,识别效果显著,具有较高的实际应用价值。

关键词:猪舍环境;D-S 证据理论;隶属度函数;权重;状态识别

中图分类号:S24 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553 (2021) 06-0050-05

程捷, 冯天玉, 黄世明, 郝文彬, 霍俊, 朱望武. 基于 D-S 证据理论的猪舍环境状态识别研究[J]. 中国农机化学报, 2021, 42(6): 50-54

Cheng Jie, Feng Tianyu, Huang Shiming, Hao Wenbin, Huo Jun, Zhu Wangwu. Research on recognition of piggery environmental state based on D-S evidence theory [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2021, 42(6): 50-54

0 引言

随着养猪产业的日益成熟,饲养规模逐渐扩大,在高密度集约化的饲养形式下,猪舍环境问题日益突出。目前国内规模性生猪养殖处在一个新的阶段,逐渐向配置环境监控器的自动控制方向发展,相比于以前的人工操作提高了生产效率和减少了人工成本^[1]。随着物联网和人工智能技术的不断发展,有不少技术同样应用在猪舍的环境调控上。国外在畜禽舍环境控制器的精准控制及猪只生长状态识别等方面取得了显著的进步^[2-3]。近年来,国内学者在这一领域持续展开研究,这些研究实际运用在猪舍环境控制上,降低了猪舍环境控制的难度,实现了无线传感器组网、物联网平台、精准环境控制、状态识别等技术^[4-7],提高了生产效率。在人工智能发展的基础上,对各种传统意义的上的调控技术提出了更高的要求,调控的智能化、精细化是今后的发展趋势。

猪舍环境是一个非线性多变量的系统,只依靠单一传感器监测不能够全面把握猪舍的实际环境状态,而且也割裂了各个传感器之间的联系,丢失各个数据组间内涵的信息特征。采用多传感器数据融合算法

能兼顾各个数据之间的数据特征和内在联系,有效地识别猪舍真实的环境状态。

本文基于 D-S 证据理论融合猪舍环境各维度的特征值,通过生成特征值的概率分配函数、引入证据间距离解决融合冲突问题、最后融合加权后的概率分配函数,得出最终融合结果,即对猪舍环境状态的识别。

1 D-S 理论简介

D-S 证据理论是由 Dempster 于 1968 年提出的,在 1976 年被 Shafer 推广^[8],所以该理论被称之为 D-S 证据理论。该理论运算规律强,物理意义明确,能够处理随机性所导致的不确定性,又能处理模糊性所导致的不确定性^[9],能够将多个证据源提供的证据进行有效融合,直观地体现证据间的一致性。

1.1 识别框架

在证据理论中,模式识别里可能出现的识别结果组合起来称为识别框架 Θ ,表示为 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2 \cdots \theta_n\}$,其中 θ 表示证据合成后的识别结果,称之为焦元,具有有穷性和可列性,并且它们之间彼此互斥。

识别框架是模式识别的重要依据,证据合成在此

收稿日期:2020 年 12 月 21 日 修回日期:2021 年 2 月 5 日

* 基金项目:国家重点研发计划项目(2018YFD0500700)

第一作者:程捷,男,1995 年生,湖北麻城人,硕士研究生;研究方向为农业机械装备。E-mail: 1808129470@qq.com

通讯作者:冯天玉,男,1963 年生,安徽南陵人,教授,硕士;研究方向为农业机械装备。E-mail: 615971302@qq.com

基础上得到对应的输出结果。

1.2 D-S 证据理论合成规则

对于识别框架 Θ , 2^Θ 是 Θ 的所有子集组合成的幂集,且满足 $\phi \in 2^\Theta$, $\Theta \in 2^\Theta$ 。在识别框架 Θ 下,概率分配函数是集合 2^Θ 在 $[0, 1]$ 之间的映射,记为 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, 且满足

$$\begin{cases} m(\phi) = 0 \\ \sum_{A \in 2^\Theta} m(A) = 1 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $m(A)$ ——证据对事件 A 的支持程度概率分配函数;

A ——某一特定的事件;

$m(\phi)$ ——证据对不确定空集的支持程度。

$m(A)$ 是某一特征值对命题 A 的基本概率分配,表示对命题 A 的支持程度。若有 $m(A) > 0$, 则称 A 为该函数的一个焦点。

Dempster 组合规则:在确定的同一识别框架下,概率分配函数融合规则^[10] 定义为

$$m(A) = \frac{1}{1-k} \cdot \sum_{\bigcap A_s = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_s) \quad (0 < i \leq n) \quad (2)$$

$$k = \sum_{\bigcap A_s = \emptyset} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_s) \quad (3)$$

式中: n ——概率分配函数总体个数;

$m_i(A_s)$ ——第 i 个概率分配函数里对第 s 个事件 A_s 的置信程度;

k ——融合冲突因子,反映概率分配函数融合的冲突程度, k 值越大表示证据间的冲突越大。

2 D-S 证据理论的猪舍环境识别方法

2.1 猪舍环境识别框架

由于猪舍环境复杂,有多种环境参数可影响到生猪生长,其中包括温度、湿度、氨气浓度和硫化氢浓度。由于猪舍环境状态受多维度因子影响,其环境状态也不仅仅是单一因子能够完全概括。参考国标 GB/T 17824.3—2008(规模猪场环境参数及环境管理)和结合专家意见后,抽取典型的四种猪舍环境状态作为识别框架的四种等级状态:危急、告警、正常和低温警报。对指定的猪舍环境状态采取相应的环控措施,实现猪舍环境快速稳定到适宜状态。则识别框架表示为

$$\Theta = \{A_1(\text{I}), A_2(\text{II}), A_3(\text{III}), A_4(\text{IV})\} \quad (4)$$

式中: $A_s(s = 1, 2, 3, 4)$ ——猪舍环境的第 s 个状态。

其中猪舍环境状态等级对应的环境状态评价标准如表 1。

表 1 猪舍环境状态评价标准表

Tab. 1 Standard table for evaluation of environmental condition of piggery

环境状态	猪舍状态评价标准
I	危急状态,需降温除臭,环控设备最大限度运行
II	告警状态,加强通风降温,净化猪舍臭气
III	正常状态,舍内正常通风
IV	低温警报状态,采取保暖措施,降低通风量

对于各个猪舍状态对应的特征值范围如表 2 所示。

表 2 各状态下特征值范围

Tab. 2 Range of characteristic value in each state

参数	I	II	III	IV
温度/℃	25~30	20~25	15~20	10~15
湿度/%	80~90	70~80	60~70	50~60
NH ₃ 浓度/ (mg·m ⁻³)	25.0~ 33.2	16.7~ 25.0	8.3~ 16.7	0~8.3
H ₂ S 浓度/ (mg·m ⁻³)	10~13.3	6.7~10	3.3~6.7	0~3.3

2.2 确定概率分配函数

概率分配函数存在难以确定的问题,人为确定有一定的主观性,也难以具体操作和推广。引入模糊集中隶属度函数概念来确定概率分配函数,能够有效减少人为确定概率分配函数的主观性^[12]。其中模糊正态分布可以获取更多隶属度高、有价值的评价信息,并且屏蔽更多隶属度和评价价值较低的信息,提高评判结果的可信度^[12-13]。本文选用模糊集中正态隶属度函数来确定其概率分配函数。引入正态隶属度函数

$$y(x) = \exp\left[-\frac{(x-u)^2}{2a^2}\right] \quad (5)$$

式中: x ——监测的证据特征值;

u ——各识别区间识别的平均值, $u = (x^+ + x^-)/2$, 其中 x^+ 为区间上限, x^- 为区间下限;

a ——待定常量系数,它的大小取值决定隶属度函数的形状。

函数分布(图 1),当 $x = u$ 时,函数的隶属度取到最大为 1,意为完全信任某一环境状态; x^+ 、 x^- 分别为区间上下限值,当 x 取到上下限值时, δ 为其对应的隶属度值。

依据式(5)构造各特征值的概率分配函数如下。

$$m^*(A_1) = \exp\left[-\frac{(x-u_1)^2}{2a^2}\right]u_1 = x_1^+ + x_1^-$$

$$m^*(A_2) = \exp\left[-\frac{(x-u_{II})^2}{2a^2}\right]u_{II} = x_{II}^+ + x_{II}^-$$

$$m^*(A_3) = \exp\left[-\frac{(x-u_{III})^2}{2a^2}\right]u_{III} = x_{III}^+ + x_{III}^-$$

$$m^*(A_4) = \exp\left[-\frac{(x-u_{IV})^2}{2a^2}\right]u_{IV} = x_{IV}^+ + x_{IV}^-$$

对基于正态隶属度函数得到的隶属度进行归一化,得到特征值基于识别框架的基本概率分配

$$m(A_s) = m^*(A_s) / \sum m^*(A_s) \quad (6)$$

式中: $m^*(A_s)$ ——特征值对应的正态隶属度函数值。

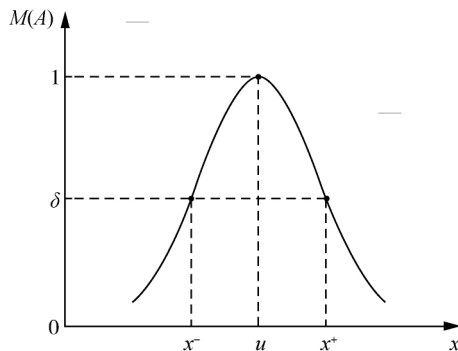


图1 正态隶属度函数分布

Fig. 1 Distribution of normal membership function

2.3 改进 K-L 距离的权重分配

证据理论合成要求各个证据间相互独立或者证据间冲突较低,对于冲突值较小的证据源,D-S 组合规则可以达到较好的融合效果,但是对于冲突较大或者完全对立的命题,传统的 D-S 证据理论就无法正确得到融合结果^[14]。

本文对各个概率分配函数分配权重系数,对低信度的证据源分配较小的权重系数,以削减它在证据合成过程中的冲突,保证证据融合结果的有效性和一致性。

假设 m_1 和 m_2 是两个概率分配函数,由式(7)可求出改进的 K-L 距离^[15]

$$d(m_1, m_2) = \sum_{s=1}^l [m_1(A_s) + \alpha] \log_{10} \frac{[m_1(A_s) + \alpha]}{[m_2(A_s) + \alpha]} \quad (7)$$

式中: l ——识别框架焦元个数;

α ——趋于零的很小定值常数。

由 K-L 距离得到证据间距离为: $D(m_1, m_2) = d(m_1, m_2) + d(m_2, m_1)$ 。

得出的证据间距离再经过式(8)~式(10)得到对各个证据的质疑程度,最终由式(11)求出权重系数。

$$\epsilon(m_i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n D(m_i, m_j) \quad (8)$$

$$V_i = \epsilon(m_i) / \sum_{i=0}^n \epsilon(m_i) \quad (9)$$

$$V_c = \min_{0 \leq i \leq n} V_i \quad (10)$$

$$W_i = V_c / V_i \quad (11)$$

式中: $\epsilon(m_i)$ ——证据的概率分配函数 m_i 与其他证据冲突之和,衡量单个证据冲突程度;

V_i ——证据 m_i 的质疑度,取值越大则质疑度越高,相对应的置信度越低;

V_c ——质疑度最小证据,称为融合系统的中心证据,是所有证据的一致性的体现;

W_i ——概率分配函数 m_i 的权重系数。

2.4 概率分配函数加权及证据合成

由式(11)可得出各个证据的权重系数 W_i ,组合起来有 $W = \{W_1, W_2, \dots, W_n\}$,表示证据在合成中的重要程度。加权将权重系数和概率分配函数结合,再对新的概率函数进行归一化,将其他部分分配给不确定集合^[16]。

$$m'_i(A_s) = W_i \cdot m_i(A_s) \quad (12)$$

$$m'_i(H) = 1 - \sum_{s=1}^l m'_i(A_s) \quad (13)$$

式中: $m'_i(A_s)$ ——证据 i 加权后对 A_s 的支持程度;

$m'_i(H)$ ——证据对不确定集合 H 的支持程度。

加权后概率分配函数表示为: $m'_i = \{m'_i(A_1), m'_i(A_2), \dots, m'_i(A_l), m'_i(H)\}$,满足 $\sum m'_i(A_s) = 1$ 。

由上述可知,加权后的新概率分配函数必然有一项 $m'(H) = 0$,再采用原来的 D-S 证据理论(式(2))导致最终融合结果 $m'(H) = 0$,使得融合信息丢失。对此改进 D-S 证据合成规则,将融合的冲突部分平均分配到各个焦元。

$$m(A) = \sum_{\cap A_i = A} \prod_{1 \leq i \leq n} m_i(A_i) + \frac{1}{n} \cdot k \quad (14)$$

$$m(H) = \frac{1}{n} \cdot k \quad (15)$$

为了降低融合过程中的计算量,对于 n 个证据采用分布式融合机制,应用改进的 D-S 合成规则对证据 m 进行迭代融合 $n-1$ 次后即可得到最终的融合结果。分布式证据合成模型如图 2 所示。

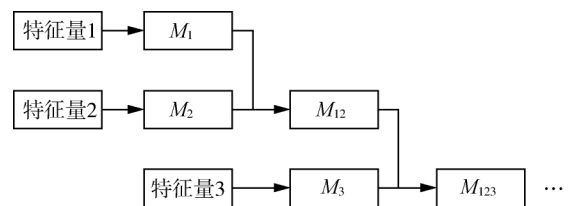


图2 分布式证据合成模型

Fig. 2 Distributed evidence synthesis model

3 实例验证

试验在武汉市某种公猪舍展开,整个猪舍采用纵

向通风结构,布局为一走道两侧猪栏,设有风机、除臭湿帘、降温湿帘、采暖装置、小窗等。通过猪舍环境控制器实时监测环境参数,包括有温度、湿度、NH₃ 浓度、H₂S 浓度。猪舍环境参数采集时间为 2020 年 10 月 20 日的下午 16:00,通过环控器各个传感器监测温度、湿度、NH₃ 浓度、H₂S 浓度如表 3 所示。

表 3 猪舍环境参数

Tab. 3 Environmental parameters of piggery environment

温度/℃	湿度/%	NH ₃ 浓度 /(mg·m ⁻³)	H ₂ S 浓度 /(mg·m ⁻³)
17	76	15.3	4.7

按照前文所述方法,用正态隶属度函数对监测的特征值进行处理,其中设定取临界点对应的隶属度值 $\delta = 0.45$, K—L 距离常量 $\alpha = 0.01$ 。基于上述参数,由式(5)正态隶属度函数临界点处对应的隶属度取值 δ ,对于温度、湿度、NH₃ 浓度、H₂S 浓度对应正态隶属度函数的待定系数常量 a 如表 4 所示。

表 4 待定系数常量 a

Tab. 4 Undetermined coefficient constants a

a_1	a_2	a_3	a_4
1.98	3.96	3.28	1.31

由此得到各个证据的概率分配函数并进行归一化(式 6),结果如表 5 所示。

表 5 基于正态隶属度函数的概率分配函数

Tab. 5 Probability distribution function based on normal membership function

参数	I	II	III	IV
温度(M_1)	0.000 1	0.019 8	0.909 2	0.070 9
湿度(M_2)	0.070 9	0.909 2	0.019 8	0.000 1
NH ₃ 浓度(M_3)	0.000 1	0.255 1	0.741 5	0.003 3
H ₂ S 浓度(M_4)	0.000 1	0.019 4	0.917 8	0.062 7

为解决融合冲突问题,由 K—L 距离式(7),算出证据间距离,将其组合成矩阵

$$D = \begin{bmatrix} D_{11} & D_{12} & D_{13} & D_{14} \\ D_{21} & D_{22} & D_{23} & D_{24} \\ D_{31} & D_{32} & D_{33} & D_{34} \\ D_{41} & D_{42} & D_{43} & D_{44} \end{bmatrix}$$
$$= \begin{bmatrix} 0 & 2.777\ 5 & 0.290\ 9 & 0.000\ 4 \\ 2.777\ 5 & 0 & 1.429\ 0 & 2.789\ 3 \\ 0.290\ 9 & 1.429\ 0 & 0 & 0.284\ 9 \\ 0.000\ 4 & 2.789\ 3 & 0.284\ 9 & 0 \end{bmatrix}$$

(16)

根据式(8)~式(11)由证据间距离计算证据质疑度,进而得到各个证据相应的权重系数如表 6 所示。

表 6 证据权重系数

Tab. 6 Weight coefficient of evidence

M (证据)	M_1	M_2	M_3	M_4
W (权重)	0.653 3	0.286 6	1	0.652 0

根据式(12)~式(13),经权重系数加权后的概率分配函数如表 7 所示。

表 7 加权后的概率分配函数

Tab. 7 Weighted probability distribution function

参数	I	II	III	IV	H
温度(M_1)	0	0.013 0	0.594 0	0.046 3	0.346 7
湿度(M_2)	0.020 3	0.260 6	0.005 7	0	0.713 4
NH ₃ 浓度(M_3)	0.000 1	0.255 1	0.741 5	0.003 3	0
H ₂ S 浓度(M_4)	0	0.012 6	0.598 5	0.040 9	0.348 0

最后,根据式(14)、式(15)分别对四个证据进行分布式融合 3 次,得出结果如表 8 所示。结果表明,D—S 证据理论融合输出最高为 0.629 3(状态 III),相比于下一项的 0.119 8(状态 II)差值为 0.509 5,识别效果显著,识别结果与专家评判猪舍环境相符合。判断猪舍环境为状态 III:正常状态,猪舍内正常通风即可。

表 8 D—S 证据理论融合结果

Tab. 8 Fusion results of D—S evidence theory

	I	II	III	IV	H
M	0.092 1	0.119 8	0.629 3	0.100 3	0.058 5

4 结论

本文设计基于 D—S 证据理论的猪舍环境识别,有效地综合各个传感器监测的数据,避免了单个传感器的局限性,对猪舍环境状态进行较为直观与精确的判断,由此可通过环控设备的干预实现猪舍环境稳定平衡的状态。识别系统采用正态隶属度函数分配基本概率函数具有普适性和可推广性,引入 K—L 证据距离分配权重保证了证据内涵特征的一致性,最后用 D—S 理论全局融合各类传感器得到融合结果。结果表明,D—S 证据理论融合输出最高为 0.629 3(状态 III),相比于下一项的 0.119 8(状态 II)差值为 0.509 5,识别效果显著。结果符合理论预期,具有较高的实际应用价值。

参 考 文 献

[1] 丛希,胡晓丽,袁洪印. 国内外畜禽舍环境监控系统研究现状[J]. 农业与技术,2012,32(6):106—107.

[2] Mitchell B W. Distributed lonworks control and monitoring system for environment and security [J]. Applied

- Engineering in Agriculture, 1999, 15(4): 345—350.
- [3] Shao B, Xin H. A real-time computer vision assessment and control of thermal comfort for group-housed pigs [J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2008, 62(1): 15—21.
- [4] 王冉, 徐本崇, 魏瑞成, 等. 基于无线传感网络的畜禽舍环境监控系统的设计与实现[J]. 江苏农业学报, 2010(3): 562—566.
- Wang Ran, Xu Benchong, Wei Ruicheng, et al. Design and implementation of an intelligent environmental monitoring system for animal house based on Wireless Sensor Net [J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2010(3): 562—566.
- [5] 吴武豪. 基于物联网的猪舍环境监控系统研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
- Wu Wuhao. A study on piggery environmental monitoring and control system based on Internet of Things [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- [6] 谢秋菊, 苏中滨, Ni Jiqin, 等. 密闭式猪舍多环境因子调控系统设计及调控策略[J]. 农业工程学报, 2017, 33(6): 163—170.
- Xie Qiuju, Su Zhongbin, Ni Jiqin, et al. Control system design and control strategy of multiple environmental factors in confined swine building [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(6): 163—170.
- [7] 谢秋菊, 苏中滨, Ni Jiqin, 等. 猪舍环境适宜性模糊综合评价[J]. 农业工程学报, 2016, 32(16): 198—205.
- Xie Qiuju, Su Zhongbin, Ni Jiqin, et al. Fuzzy synthetic assessment of swine house environmental adaptability [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(16): 198—205.
- [8] Shafer G. A mathematical theory of evidence [M]. Princeton University Press, Princeton, 1976.
- [9] 杨露菁, 余华. 多源信息融合理论与应用[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2006.
- [10] 罗俊海, 王章静. 多源数据融合和传感器管理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2015.
- [11] 张龙, 王海波, 张宝明, 等. 基于 DS 证据理论的道砟清筛机作业工况识别研究[J]. 铁道建筑, 2019, 59(11): 119—122, 148.
- [12] 吴姜, 蔡泽祥, 胡春潮, 等. 基于模糊正态分布隶属函数的继电保护装置状态评价[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(5): 48—52.
- Wu Jiang, Cai Zexiang, Hu Chunchao, et al. Status evaluation of protective relays based on the membership function in fuzzy normal distribution [J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(5): 48—52.
- [13] 徐金国, 戴兴国, 闫泽正. 基于 D—S 证据理论—正态隶属度的岩土边坡稳定性评价[J]. 黄金科学技术, 2018, 26(6): 96—103.
- Xu Jinguo, Dai Xingguo, Yan Zezheng. Stability evaluation of rock-soil slope based on D—S evidence theory and normal degree of membership [J]. Gold Science and Technology, 2018, 26(6): 96—103.
- [14] 张欢, 陆见光, 唐向红. 面向冲突证据的改进 DS 证据理论算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(3): 616—623.
- Zhang Huan, Lu Jianguang, Tang Xianghong. An improved DS evidence theory algorithm for conflict evidence [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(3): 616—623.
- [15] 魏永超. 基于 K—L 距离的改进 D—S 证据合成方法[J]. 电讯技术, 2011, 51(1): 27—30.
- [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(1): 33—36.

Research on recognition of piggery environmental state based on D—S evidence theory

Cheng Jie¹, Feng Tianyu¹, Huang Shiming¹, Hao Wenbin¹, Huo Jun¹, Zhu Wangwu²

(1. Hubei University of Technology, Wuhan, 430068, China;

2. Wuhan Red Star Agro-Livestock Machinery Co., Ltd., Wuhan, 430070, China)

Abstract: Given the complexity and difficulty in accurately controlling the environmental factors of the pigsty, a data fusion algorithm based on D—S evidence theory was proposed for pigsty environmental state recognition. Firstly, the characteristic value of each sensor was collected, and the fuzzy membership function was introduced to determine the probability distribution function. Secondly, the improved K—L distance between pieces of evidence was used to solve the evidence conflict problem by allocating the fusion weight of each evidence source. Finally, the distributed fusion mechanism obtains the final recognition result for the probability assignment function after the weight assignment. The results show that the highest fusion output of D—S evidence theory is 0.629 3 (state Ⅲ), and the difference value is 0.509 5 compared with the next item, for which it is 0.119 8 (state Ⅱ). The recognition effect is significant and has high practical application value.

Keywords: piggery environment; D—S evidence theory; membership function; weight; status recognition