

基于改进 D-S 理论与 SVM 后验概率的温室智能控制决策

卜娜娜 刘新良 李国民 朱代先

(西安科技大学通信与信息工程学院 陕西 西安 710054)

摘要 温室环境中多参数间相互耦合,针对传统温室调控方法的决策因子单一而导致决策片面及精度低的问题,提出利用温室环境中多变量参数特征信息,将权值修正 D-S 理论与后验概率 SVM 结合的决策融合方法。利用后验概率 SVM 构造 D-S 理论的关键参数基本概率赋值函数(BPA),结合参数间的支持度、相关度和可靠度进行 D-S 权值修正,利用修正后的权值对 BPA 进行加权融合处理,根据融合结果对温室环境进行及时调控。实验结果表明,该方法可以准确调控温室环境,有效降低决策的不确定性,显著提高决策的可信度及收敛性。

关键词 温室环境调控 D-S 证据理论 权值修正 SVM 后验概率 多源数据融合

中图分类号 TP393

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2022.07.004

RESEARCH ON INTELLIGENT CONTROL DECISION METHOD OF GREENHOUSE BASED ON IMPROVED D-S THEORY AND SVM POSTERIOR PROBABILITY

Bu Na'na Liu Xinliang Li Guomin Zhu Daixian

(School of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, Shaanxi, China)

Abstract In the greenhouse environment, the multi parameters are coupled with each other. In view of the single decision-making factor of the traditional greenhouse control method, which leads to one-sided decision-making and low accuracy, a decision fusion method is proposed, which combines the D-S theory of weight correction with the posterior probability SVM by using the multi variable parameter characteristic information in the greenhouse environment. The basic probability assignment function(BPA) of the key parameters of D-S theory was constructed by posterior probability SVM. The D-S weights were modified by combining the support, correlation and reliability of the parameters. The BPA was weighted and fused by the modified weights, and the greenhouse environment was timely regulated according to the fusion results. The experimental results show that this method can not only control the greenhouse environment scientifically, reduce the uncertainty of decision effectively, but also improve the reliability and convergence of decision significantly.

Keywords Greenhouse environmental control D-S evidence theory Weight correction SVM-pp Multi source data fusion

0 引言

温室中农作物的生长受多个环境因素影响,其中包括温度、湿度、光照强度和 CO₂ 浓度等参数。要使温室中农作物效益最大化,就要通过调整这些参数使温室环境达到农作物生长适宜范围。刘亚伟等^[1]提出

模糊自适应 PID 控制温室温度,该方法可以对温室实现自适应控制,但其只针对温度参数进行调整,忽略了各影响因素间的耦合性。胡谨等^[2]通过以 CO₂ 浓度参数为驱动进行优化调控,但该方法需要建立精准的温室环境数学模型。王曦等^[3]提出神经网络预测光照参数对其他参数的影响从而对温室进行调控,该方法可达到较高预测精度,但其忽略了其他参数之间的耦

合性。目前温室调控策略均针对单一影响因素进行分析,而在温室智能控制中需要充分利用各特征信息,避免分析单一特征导致的模糊性。

将多源信息融合技术应用到温室智能控制中,不仅充分利用各参数信息,还考虑其各参数之间的相关性,可为作物提供最佳生长条件^[5]。D-S (Dempster-Shafer) 证据理论在无需先验信息的条件下可以将各证据源融合,得到可靠的决策结果,目前已被模式识别、系统决策及人工智能等领域所应用^[6]。传统 D-S 证据理论的关键参数 BPA (基本概率赋值) 往往由主观经验获得,并且 D-S 证据理论对温室环境融合决策时,需要对各环境参数分配不同权值。BPA 是影响 D-S 理论决策精度的关键。目前有大量生成 BPA 的方法,如基于三角模糊数的 BPA 生成^[7]、基于混淆矩阵的 BPA 的构造^[8]和基于 BP 神经网络的 BPA 生成^[9]等,这些方法复杂度高、计算量大,而温室环境控制针对传感器实时参数,数据吞吐量大、实时性要求高。

针对上述问题,本文提出结合改进 D-S 证据理论与后验概率 SVM 的温室智能控制决策方法对温室监测系统实时提供的温、湿、光照强度和 CO₂ 浓度 4 个参数,通过 SVM 生成 BPA,同时引入特征参数间的支持度、相关度和可靠度共同确定各参数权重,依据 D-S 理论对各特征参数进行融合决策。

1 D-S 证据理论与 SVM

1.1 D-S 证据基本原理

D-S 证据理论本质上是将多个特定的证据通过 D-S 证据组合规则被结合在一起的过程^[10],在这个过程中,因此抽象的证据是在识别的框架内衍生出来的。假设一组问题的所有可能的独立解决方案是一个识别框架 $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$, 其中 θ_j 是焦元, 2^Θ 是 Θ 的幂集,若集合映射函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 满足:

$$\begin{aligned} m(\emptyset) &= 0 \\ \sum_{A \subseteq \Theta} m(A) &= 1 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: m 为基本概率分配函数或 mass 函数。当 $\forall A \subseteq \Theta$, $m(A)$ 是命题 A 的基本概率信度。

$$\begin{aligned} Bel(A) &= \sum_{B \subseteq A} m(B) \\ Pl(A) &= 1 - Bel(\bar{A}) = \sum_{B \cap A \neq \emptyset} m(B) \end{aligned} \quad (2)$$

定义 $Bel: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 作为信度函数, $Pl: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ 作为 Bel 的可信度函数,即 Θ 上的似真函数。当 $\forall A \subseteq \Theta$, $[Bel(A), Pl(A)]$ 为 A 的信度区间,给出对 A

的信任范围。

在识别框架 Θ 下, m_1, m_2 是 BPA, 其对应的焦元为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n , 则 Dempster 组合后的 BPA 函数 m 为:

$$\begin{aligned} m(\emptyset) &= 0 \\ m(A) &= \frac{1}{1 - k_{A_1 \cap B_j = A}} \sum m_1(A_i) m_2(B_j) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $k = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) m_2(B_j)$, 其作用是表示各证据焦元之间的冲突程度。 k 越大,表明冲突越大; $k=1$ 时,表明证据完全冲突,此时合成规则失效。在式(3)中,组合代表正交和,记为 $m_1 \oplus m_2$, 且与顺序无关。因此多个证据组合时,记为:

$$m = \{[(m_1 \oplus m_2) \oplus m_3] \oplus \dots\} \oplus m_n \quad (4)$$

1.2 SVM 后验概率

传统 SVM 求解以下二次规划实现两类样本分类:

$$\begin{aligned} \min L &= \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ \text{s. t. } & y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi_i \end{aligned} \quad (5)$$

式中: \mathbf{w} 是权向量; C 是惩罚因子; n 是松弛因子; b 偏移量。利用拉格朗日方法将上述优化问题转化成其对称形式。

当 $y_i [(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i) + b] \geq 1 - \xi_i$ 在式(5)中成立,则相应的样本称为支持向量。描述训练集中最优分离超平面的决策函数是支持向量进行分类的支持向量机。

其最优决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^* \right) \quad (6)$$

传统 SVM 的输出结果只有输入样本的类别标号,为了有效估计样本对应类别的信任程度,引入隶属度的概念,即样本的后验概率。由 Platt 提出的 Sigmoid 函数^[11] 获取近似后验概率:

$$p(y=1 | f) = \frac{1}{1 + \exp(Af + B)} \quad (7)$$

式中: f 为标准 SVM 决策函数的输出值; $p(y=1 | f)$ 表示在输出为 f 条件下的样本属于目标类的概率; A, B 为影响函数形态的参数,可在标准 SVM 模型上通过最大似然估计得到。

本文采用“一对一”分类算法,任意两个样本集之间设计一个 SVM, 则对识别框架中 K 类状态建立 $k(k-1)/2$ 个 SVM 分类器。此时,通过计算样本对每个分类器的后验概率,将后验概率最大的类别作为样本的所属类别。

$$p_i = p(y=i | x) = \frac{1}{1 + \exp(A_i f + B_i)} \quad (8)$$

式中: p_i 为样本 x 属于第 i 类的概率。

2 基于改进 D-S 理论与 SVM 智能温室决策算法

本文将 D-S 证据理论与 SVM 结合实现温室多参数融合决策,具体步骤如图 1 所示。

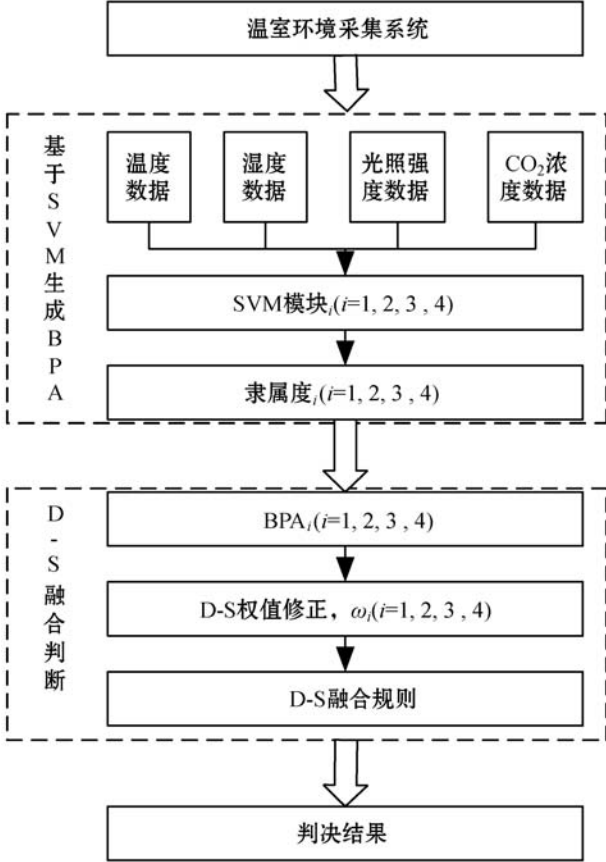


图 1 温室多参数调控决策模型

首先,将温度、湿度、光照强度和 CO_2 浓度作为一组证据集,分别输入到 SVM 模块中,由后验概率 SVM 得出各特征参数的隶属度,由此构造出 D-S 的关键参数-基本概率分配函数(BPA)。

其次,确定 D-S 融合的权系数。引入证据间支持度、相关度及可靠度来共同确定权系数。

最后,由修正后的权系数,对不同证据参数的 BPA 进行加权 D-S 融合,得出融合决策结果。

2.1 基于 SVM 后验概率的基本概率分配函数构造

在传统的 SVM 中,将输入信息分为 $[-1, 1]$,而在本文中利用 Sigmoid 函数实现了 SVM 算法的后验概率,将标准的 SVM 的输出值映射为概率值 $[0, 1]$ 。

假设有 h 类数据,对于任意 x ,采用 Platt 提出的 Sigmoid 函数来评估匹配类的概率,表示为:

$$r_{ij} = p(y = i | y = i, j, x) \quad (9)$$

对于后验概率 p_i :

$$\min \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^h \sum_{j \neq i}^n (r_{ji} p_i - r_{ij} p_j)^2 \right) \quad (10)$$

对于任何“一对一”多分类 SVM,在完成学习样本集后,基于式(10)得到后验概率 p_i ,即隶属度,样本被判为第 i 类的概率。其次,通过测试数据集获得识别效率 q_i ,因此 BPA 方程可以定义为:

$$m_i(A) = p_i q_i \quad (11)$$

在“一对一”SVM 中隶属度越大,那么证据被判为该类别的可能性越大,即该类别的 BPA 越大。当识别一个具有 n 类特征的对象时, m_{ij} 是具有 n 类特征的 m 个对象的独立基本赋值,用矩阵表示为:

$$M = \begin{pmatrix} m_{11} & m_{12} & \cdots & m_{1m} \\ m_{21} & m_{22} & \cdots & m_{2m} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ m_{n1} & m_{n2} & \cdots & m_{nm} \end{pmatrix} \quad (12)$$

2.2 D-S 的权值修正

对于温室环境调控多特征参数融合,如果直接引入原始融合规则,即式(3),默认各证据体的重要系数一样,则可能产生严重的证据冲突,导致算法不可行。因此,本文提出将 2.1 节中得出的 BPA 函数进行权值修正。

(1) 支持度。由式(11)可得两两证据之间的相关系数为:

$$s(m_i, m_j) = \frac{\langle m_i, m_j \rangle}{|m_i| |m_j|} \quad (13)$$

式中: $\langle m_i, m_j \rangle$ 为向量的内积, $|m_i|$ 、 $|m_j|$ 为向量的模。由式(11)和式(13)分别求两两证据之间的相关系数,得相关矩阵:

$$S = \begin{pmatrix} s(m_1, m_1) & s(m_1, m_2) & \cdots & s(m_1, m_n) \\ s(m_2, m_1) & s(m_2, m_2) & \cdots & s(m_2, m_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ s(m_n, m_1) & s(m_n, m_2) & \cdots & s(m_n, m_n) \end{pmatrix} \quad (14)$$

第 i 个证据的支持度定义为:

$$S(i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n s(m_i, m_j) \quad (15)$$

(2) 证据相关度。引用数学中相关系数的概念表示两两证据之间的相关度:

$$r(e_i, e_j) = \frac{\text{Cov}(e_i, e_j)}{\sqrt{\text{Var}(e_i) \text{Var}(e_j)}} \quad (16)$$

式中: $\text{Cov}(e_i, e_j)$ 为证据样本 e_i 与 e_j 的协方差, $\text{Var}(e_i)$ 、 $\text{Var}(e_j)$ 为证据 e_i 、 e_j 的方差。按照式(16)求

出两两证据之间的相关性,并得出相关矩阵,如式(17)所示。有些证据之间具有正相关性,有些证据之间具有负相关性。

$$R = \begin{bmatrix} r(e_1, e_1) & r(e_1, e_2) & \cdots & r(e_1, e_n) \\ r(e_2, e_1) & r(e_2, e_2) & \cdots & r(e_2, e_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r(e_n, e_1) & r(e_n, e_2) & \cdots & r(e_n, e_n) \end{bmatrix} \quad (17)$$

式(17)满足: $r \rightarrow [-1, 1]$ 。

第 i 个证据的相关度为:

$$R(i) = \sum_{j=1, j \neq i}^n r(e_i, e_j) \quad (18)$$

(3) 可靠度。第 i 个证据的综合可靠度定义为:

$$Crd(i) = S(i) + R(i) \quad (19)$$

(4) 权系数。 m_i 的权系数 $\omega \rightarrow [0, 1]$, 则:

$$\omega_i = \frac{Crd(i)}{\sum_{i=1}^n Crd(i)} \quad (20)$$

2.3 决策融合及判别规则

每个证据有不同的可靠度。将可靠度归一化后作为证据 m_i 的权系数,获得每个证据的权系数,对 BPA 进行加权处理,加权后的概率分配函数 BPA 为:

$$m'_i = \omega \cdot m_i \quad (21)$$

加权后的 BPA 加强了相关性强的证据对结果影响程度,减弱相关性弱的证据影响程度。融合公式为:

$$m' = \{ [(m'_1 \oplus m'_2) \oplus m'_3] \oplus \cdots \} \oplus m'_n \quad (22)$$

将多个证据的 BPA 函数加权处理后,得到识别框架中所有的可能结果的决策可信度 $m(\theta)$ 和不确定度 $m(\zeta)$,那么最终决策判决应满足以下规则:

- 1) $m(\theta) = \max \{ m(\theta_i) \}$;
- 2) $m(\theta) - m(\theta_i) > \varepsilon_1 \quad \varepsilon_1 > 0$;
- 3) $m(\theta) - m(\zeta) > \varepsilon_2 \quad \varepsilon_2 > 0$;
- 4) $m(\zeta) < \varepsilon_3 \quad \varepsilon_3 > 0$ 。

即被判决的类别具有最大的可信度,且与其他类别的可信度的差值需超过阈值 ε_1 ;同时被判决类别的可信度需大于不确定度,而不确定度要求小于一定阈值 ε_3 。其中 ε 作为决策阈值,其大小决定融合决策的准确率,结合实验测试的情况,设置 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$ 为 0.000 5, ε_3 为 0.1。

融合算法流程如图 2 所示,将训练样本数据输入到 SVM 后得到的隶属度与训练精度用来构成每个参数的 BPA,同时由测试样本数据得到各参数的支持度、证据相关度及可靠度,由此构造出各参数的权系数。将 BPA 与权系数相乘获得各参数的置信度,最后依据以上 4 条判别规则,得到最终融合决策结果。

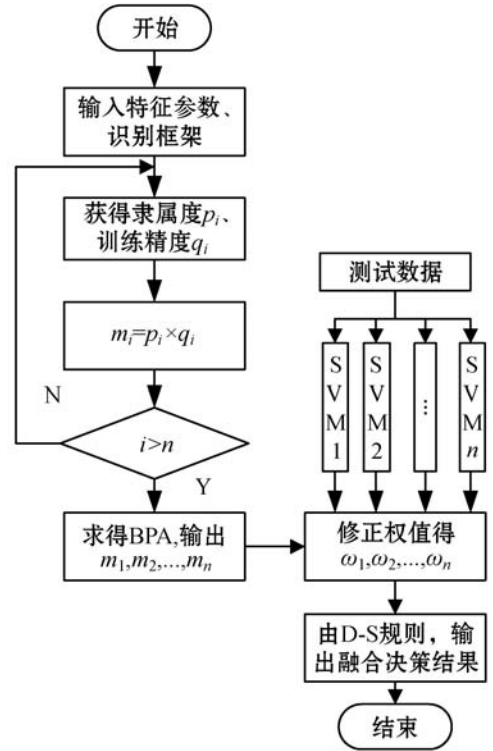


图 2 算法流程

3 实验与结果分析

3.1 温室多参数融合模型建立

温室环境中各个环境因子之间有一定的相关性,改变其中的一个参数都会引起其他参数的变化。温度与湿度呈负相关性,温度升高,湿度下降;温度降低,湿度升高。光照强度和 CO_2 浓度均影响植物的光合作用,光照充足、 CO_2 含量充足则会增加植物的产量。

因此,本文采用温度、湿度、光照强度和 CO_2 浓度这 4 个参数因子,作为参数空间 E。设温度为 $20^\circ C \sim 30^\circ C$ 、湿度为 45% ~ 70%、光照强度为 4 000 ~ 6 000 lx 和 CO_2 浓度为 0.04% ~ 0.06%。依据温室环境特点,搭建识别框架为 $\Theta = \{ \theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6, \theta_7, \theta_8, \theta_9 \}$,其中 $\theta = \{ \text{温度, 湿度, 光照强度, } CO_2 \text{ 浓度} \}$, θ_i 代表温室环境的不同状态。在 SVM 中对这四个参数分别设置 3 个标签,即适宜 = 1、偏高 = 2 和偏低 = 3。

表 1 识别框架元素

状态	含义	状态	含义	状态	含义
θ_1	{1,1,1,1}	θ_4	{3,2,3,1}	θ_7	{2,3,1,1}
θ_2	{3,1,1,1}	θ_5	{3,2,1,3}	θ_8	{2,3,2,1}
θ_3	{3,2,1,1}	θ_6	{2,1,1,1}	θ_9	{2,3,1,3}

3.2 BPA 及修正权值的获取

本课题组的实验地点为陕西西安鄠邑区某连栋玻

璃温室基地内,于2019年11月3日之内每隔3h对模型中4个参数因子进行采集,并选取其中一组数据构成参数空间 $E = \{e_1, e_2, e_3, e_4\}$ 。采用 LIBSVM 将参数空间中的样本数据输入到 SVM 模块中,对数据进行隶属度计算。本文将每个 SVM 输入 200 组数据进行处理,前 190 组数据为训练样本,后 10 组数据为测试样本。其中 ε 取 0.5, γ 取 0.1,结果如表 2 所示。

表 2 各证据的 SVM 隶属度

证据	q_1	q_2	q_3	q_4
θ_1	0.016 2	0.021 4	0.603 6	0.020 7
θ_2	0.027 7	0.586 6	0.022 1	0.022 9
θ_3	0.127 0	0.124 6	0.016 2	0.048 5
θ_4	0.708 2	0.123 3	0.020 8	0.030 3
θ_5	0.017 9	0.019 3	0.133 5	0.032 4
θ_6	0.014 3	0.016 4	0.067 0	0.022 9
θ_7	0.018 0	0.021 0	0.088 0	0.029 2
θ_8	0.046 9	0.065 6	0.020 9	0.637 0
θ_9	0.023 8	0.021 8	0.027 9	0.156 1

将测试样本经 4 个 SVM 得 10 组概率数据,再进行归一化处理,依据式(9)、式(10)和式(11)即得各证据的基本概率分配,具体结果如表 3 所示。

表 3 各证据的基本概率分配(BPA)

证据	m_1	m_2	m_3	m_4
θ_1	0.015 6	0.020 5	0.597 5	0.020 5
θ_2	0.026 6	0.563 1	0.021 2	0.022 8
θ_3	0.121 9	0.119 6	0.015 6	0.048 0
θ_4	0.679 9	0.118 4	0.020 6	0.030 0
θ_5	0.017 1	0.019 1	0.132 2	0.032 1
θ_6	0.013 7	0.016 2	0.066 3	0.022 7
θ_7	0.017 3	0.020 8	0.087 1	0.028 9
θ_8	0.045 0	0.064 9	0.020 7	0.630 6
θ_9	0.022 8	0.021 6	0.027 6	0.154 5
Θ	0.040 1	0.035 8	0.011 2	0.009 9

分析表 1 - 表 3 可知,不同证据源所得到的各状态下 BPA 存在明显冲突,如 $m_4(\theta_2)$ 与 $m_1(\theta_9)$ 的 BPA 相等,这会导致多源证据融合时出现与事实不符的结果。但每个证据对结果的影响程度不同,其基本概率分配必然不同。由 2.2 节确定出的各证据权重,对原始 BPA 进行加权融合,权值参数如表 4 所示。

表 4 权值修正的参数值

BPA	S	R	Crd	ω
m_1	1.490	0.280	1.770	0.370
m_2	1.556	-0.660	1.230	0.260
m_3	1.270	-0.370	0.900	0.190
m_4	1.400	-0.470	0.870	0.180

3.3 决策融合结果对比及性能分析

在判决规则中依据最大置信度原则,由表 5 可知多参数因子融合后 θ_4 的置信度在识别框架中最大,因此 θ_4 为最终判决结果。为了验证本文提出修正权值 D-S 理论对温室环境控制决策的有效性,分别将传统 D-S 证据理论和本文的修正加权 D-S 方法进行对比分析,实验结果如图 3 所示。可以看出利用传统 D-S 算法 $m(\theta_4)$ 和 $m(\theta_8)$ 均为 0.31,利用修正加权融合后 $m(\theta_4)$ 为 0.49, $m(\theta_8)$ 为 0.11。与传统 D-S 算法相比,修正加权融合后的结果提高了 $m(\theta_4)$ 的可信度,降低了 $m(\theta_8)$ 的可信度。由此可得出,本文提出的修正加权 D-S 融合方法突出正确结果的可信度,降低数据间的冲突,提高判断的准确度。

表 5 修正加权后的融合结果

证据	m_{12}	m_{123}	m_{1234}
θ_1	0.008 3	0.217 1	0.009 0
θ_2	0.203 2	0.146 3	0.203 6
θ_3	0.125 5	0.0758	0.095 5
θ_4	0.488 5	0.404 9	0.499 3
θ_5	0.009 0	0.050 0	0.009 0
θ_6	0.007 2	0.023 1	0.007 2
θ_7	0.009 6	0.024 9	0.009 6
θ_8	0.106 0	0.029 6	0.117 7
θ_9	0.011 5	0.014 3	0.011 5
Θ	0.021 9	0.012 0	0.065 8

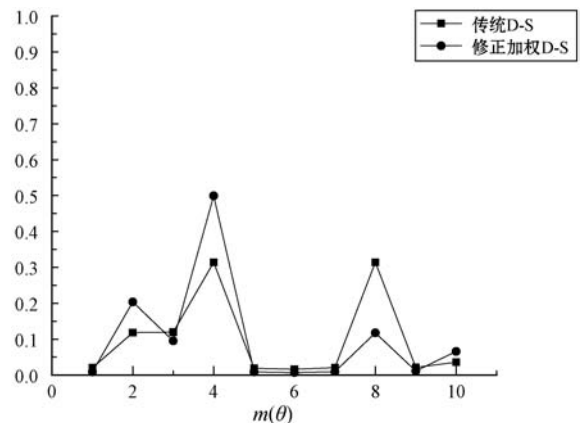


图 3 传统 D-S 与修正加权 D-S 融合结果对比

为验证 SVM 生成 BPA 对提高 D-S 温室融合决策性能的作用,分别利用单一修正 D-S、SVM-DS 和 SVM-修正 DS 对采集得到的数据进行实验对比分析,结果如图 4 所示。利用单一修正 D-S 方法得到的结果平均准确率为 0.73,利用 SVM-DS 得到平均准确率为 0.81,SVM-修正 DS 结果准确率为 0.90。通过实验可知本文提出的基于 SVM 与修正加权 D-S 融合方法对温室环境进行决策时,能快速得到准确结果,融合决策准确率远高于单一修正 D-S 方法与 SVM-传统 DS 方法。

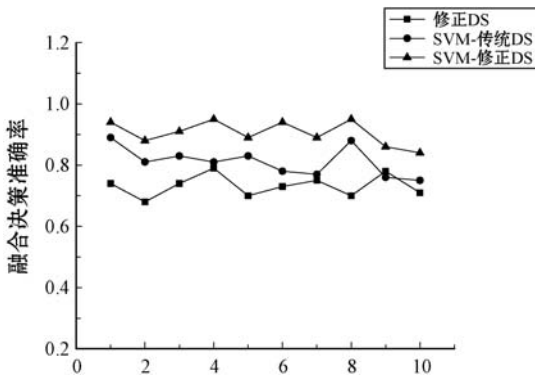


图 4 单一修正 DS、SVM-DS 与 SVM-修正 DS 融合结果准确率

4 结 语

针对温室智能控制决策问题,本文提出结合 SVM 与修正 D-S 理论的方法利用温室中温度、湿度、光照强度和 CO_2 浓度等数据信息,结合 SVM 模块将输出结果经由权值改进后进行加权融合,从而得出决策结果。本方法有如下特点:利用 SVM 分类算法构造了 BPA 基本概率分配函数,为其后 D-S 融合提供可靠的概率赋值;引入多特征参数间的支持度、相关度和可靠度来共同确定各证据权重,对 D-S 权值进行修正以降低证据间的冲突问题;在考虑温室环境中的多特征耦合的情况下,由修正权值 D-S 融合,充分利用温室环境中的各特征参数(温度、适度、光照强度和 CO_2 浓度),使得决策结果更有效。本文方法与传统 DS-SVM 对比,显著提高决策平均准确率,并验证了多源信息融合在温室环境决策控制中的有效性。

参 考 文 献

[1] 刘亚伟,薛鹏. 基于模糊自适应 PID 控制的温室大棚控制策略研究[J]. 科技与创新,2018(4):41-43.
 [2] 胡瑾,田紫薇,汪健康,等. 基于离散曲率的温室 CO_2 优化调控模型研究[J]. 农业机械学报,2019,50(9):337-346.

[3] 王曦,汪小志,林卫国. 基于神经网络的温室光环境调控模型改进研究[J]. 中国农机化学报,2016,37(6):69-73,109.
 [4] Montoya A P, Guzmán J L, Rodríguez F, et al. A hybrid-controlled approach for maintaining nocturnal greenhouse temperature: Simulation study[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2016, 123:116-124.
 [5] 毛罕平,晋春,陈勇. 温室环境控制方法研究进展分析与展望[J]. 农业机械学报,2018,49(2):1-13.
 [6] Wang G, Wu Z, Zhang X, et al. A double correction of DS evidence theory for information authenticity screening[C]// 2019 IEEE 8th Joint International Information Technology and Artificial Intelligence Conference (ITAIC). IEEE, 2019: 1470-1474.
 [7] 蒋雯,张安,杨奇. 一种基本概率指派的模糊生成及其在数据融合中的应用[J]. 传感技术学报,2008(10):1717-1720.
 [8] Jousselme A L, Grenier D, Bossé é. A new distance between two bodies of evidence[J]. Information fusion, 2001, 2(2): 91-101.
 [9] 张志,杨清海. 基于 BP 神经网络和改进 D-S 证据理论的目标识别方法[J]. 计算机应用与软件,2018,35(3):151-156.
 [10] Wang Y, Zhang K, Deng Y. Base belief function: an efficient method of conflict management[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(9): 3427-3437.
 [11] Platt J. Probabilistic outputs for support vector machines and comparisons to regularized likelihood methods[J]. Advances in large margin classifiers, 1999, 10(3): 61-74.

(上接第 5 页)

[15] 周江,王伟平,孟丹,等. 面向大数据分析的分布式文件系统关键技术[J]. 计算机研究与发展,2014,51(2):382-394.
 [16] 董乾豪. 通用可扩展的分布式文件系统性能测试框架研究与实现[D]. 南京:南京大学,2016.
 [17] 梁心雄,徐美红,罗胜平. 基于 IBUS 实现省级气象共享数据中心方法研究[J]. 计算机技术与发展,2016,26(4): 148-152,157.
 [18] 李涛,刘寰,李亚玲,等. 省级气象资料传输监控平台的设计及实现[J]. 计算机与现代化,2019,8(1):117-120,126.
 [19] 赵致格. 分布式数据库系统的概念与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
 [20] 张晋连. 数据库原理及应用[M]. 北京:电子工业出版社,2012.