DOI:10.20033/j.1003-7241.(2025)06-0056-05

# 基于多维数据驱动的电能表运行状态预测与质量预警

方建全，刘 晨，王竣平，王家驹，孙晓璐
（国网四川省电力公司计量中心12345，四川 成都 610045）

**摘 要**：针对传统电能表运行状态区域预测误差大的问题，提出了基于多维数据驱动的电能表运行状态趋势预测及质量预警。重构多维数据驱动空间，并提取多维关联特征数据，通过最大-最小标准化的电能表多维数据线性变换，分析非健康权值。对电能表各个运行状态进行威布尔拟合处理，采用动态时间规整聚类算法，优化趋势分析速度，并利用多维数据驱动技术实现对电能表运行状态的质量预警。实验结果表明，采用本文方法后，在高温高湿情况下电能表的最大误差为0.20，在正常情况下的最大相对误差为0.16，所提方法具有良好的预测效果。

**关键词**：多维数据驱动；电能表；运行状态；趋势预测；质量预警
中图分类号：TP183；TM993 文献标识码：A 文章编号：1003-7241(2025)06-0056-05

# Operation State Prediction and Quality Pre-warning of Electric Energy Meter Based on Multidimensional Data Drive

**FANG Jian-quan, LIU Chen, WANG Jun-ping, WANG Jia-ju, SUN Xiao-lu**
( Measurement Center of State Grid Sichuan Electric Power Company 12345, Chengdu 610045, China )

**Abstract:** Aiming at the problem of large regional prediction error of traditional watt hour meter operation state, a multi-dimensional data-driven trend prediction and quality early warning of watt hour meter operation state are proposed. It reconstructs the multi-dimensional data-driven space, extracts the multi-dimensional correlation feature data, and analyzes the non-health weight through the maximum minimum standardized multi-dimensional data linear transformation of the electric energy meter. Weibull fitting is used for each operation state of the watt hour meter, dynamic time warping clustering algorithm is used to optimize the speed of trend analysis, and multidimensional data-driven technology is used to realize the quality early warning of the operation state of the watt hour meter. The experimental results show that the maximum error of the watt hour meter under high temperature and humidity is 0.20, and the maximum error under normal conditions is 0.16. The method proposed in this paper has good prediction effect.

**Keywords:** multidimensional data-driven; watt-hour meter; running state; trend prediction; the quality of early warning

## 0 引言

随着电网的快速发展，在其运行过程中，维护电能表的稳定运行成为了一项重要工作。国家电网有限公司总部基于多维数据驱动的电能表运行状态趋势预测及质量预警。其中，智能电能表在智能电网中占有举足轻重的地位，其主要内容包括采样、测量、控制、显示、通讯等，确保电力计量的公平性、安全性和稳定性。我国已有大量的智能电能表，大约6.8亿只，但由于设计水平、制造工艺和材料质量等原因，其使用寿命存在一定差异。通过对电能质量数据采集、计量设备的实时监控和故障诊断分析，并根据电力市场营销和计量生产调度平台的数据进行评价。刘根[1]等人提出了基于多应力加速退化试验的运行趋势预测方法，该方法下的智能电能表在多个应力加速衰减实验的基础上，采用温度、湿度、电应力等综合测试断面，对其工作状态和工作条件进行了仿真。赵远英[2]等人运用贝叶斯统计推理的方法，将同类产品的加速退化实验与个别故障数据相结合，建立了一种可靠度评估方法。针对内部和外部应力环境的不同，采用了一种基于校正因子二参数校正模型，对运行趋势进行了预测。上述两种方法，均并未对驱动电能表进行电压、电流以及温度等数据特征进行提取，导致上述两种方法不能准确地对电能表进行运行状态趋势预测及质量预警。

为此，本文提出了一种基于多维数据驱动的电能表运行状态趋势预测及质量预警方法。该方法通过多维数据驱动空间进行重构，并对其多维关联特征数据进行提取，利用威布尔拟合法对电能表各个运行状态进行了处理，进而对电能表的运行状态进行质量预警。

*基金项目：国家电网有限公司总部科技项目（5700-202227226A-1-1-ZN）
收稿日期：2023-12-08

## 1 基于多维数据驱动的电能表运行状态数据提取

电能表的多维数据序列通常为不规则的非周期序列，其中多维数据驱动是影响随机非周期序列的关键因素，包括电能表的电压数据、电流数据、电功率数据以及温度数据等。多维数据驱动的基本原理是在一个具有滞后的时间点上，在驱动空间中生成一个点，然后重复这些过程，形成多个节点，即重构多维数据驱动的空间，在该空间中能够提取电能表运行状态多维数据的关联维度特征。

### 1.1 多维数据驱动空间重构

多维数据驱动空间重构的具体步骤如下所示：

步骤 1：设电能表数据信息采集的初始时间序列为 $\{t_1, t_2, \cdots, t_n\}$，$t$ 表示初始时间点，多维数据的状态与取值，基于多维数据驱动的重构空间矩阵可以表达为：

$$\boldsymbol{D}=\begin{bmatrix} t_1 & t_2 & \cdots & t_k \\ t_{1+r} & t_{2+r} & \cdots & t_{k+r} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ t_{1+(m-1)r} & t_{2+(m-1)} & \cdots & t_{k+(m-1)} \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中，$r$ 表示电能表多维数据采集的时间延迟；$k$ 表示最佳嵌入维数；$m$ 表示维数。

利用平均交互信息方法，定义了电能表多维数据信息采集的初始时间序列的平均交互信息表达式，并选取了相关极小值的时间序列作为最佳时间延迟[3]。对于延时电能表多维数据的互动信息量，可表达为：

$$\mathrm{z}(r)=-\sum_{ab} P_{ab}(r)\ln\frac{P_{ab}(r)}{P_a P_b} \tag{2}$$

式中，$a$、$b$ 均表示电能表多维数据信息某区间；$P_{ab}$ 表示两个电能表多维数据信息区间的分布概率[4]。如果公式(2)计算结果为 0，则说明 $t(t_0+r)$ 和 $t(t_0)$ 是两个相互独立的电能表多维数据信息序列，无法对这部分数据进行预测；如果公式(2)计算结果小于 0，且该值越小，$t(t_0+r)$ 和 $t(t_0)$ 两个相互独立的电能表多维数据信息序列越明显，方便预测，而此时预测的时间延迟就是最佳电能表电压多维数据采集的时间延迟[5-6]。

然而，其时间序列过短，无法判断出伪邻点，因此可以使用相关测度方法，执行公式为：

$$\mathrm{R}\le\frac{\left\|t_{n+r}-t_n\right\|^{\mathrm{m}+1}-\left\|t_{n+r}-t_n\right\|^{\mathrm{m}}}{\left\|t_{n+r}-t_n\right\|^{m}} \tag{3}$$

式中，$t(n)$ 与 $t(n+r)$ 互为虚假数据，通过不断计算直到虚假数据不再随着维度变化为止，此时预测的维度就是最佳维数[7]。

### 1.2 基于多维数据驱动的关联特征提取

所谓的“数据驱动”，就是利用网络等相关软件进行大量数据的采集，并将其数据组织成信息，然后将这些数据信息进行整理和分析，通过训练和拟合的方式形成完整的自动化决策模型。实际上就是以数据为中心进行的决策和行动，通过数据驱动可以有效地对电能表进行运行状态趋势预测及质量预警。在对电能表的多维数据驱动相空间进行重构之后，首先要对电能表多维测量数据进行多维相关性分析，并选取相应的多维特征。求各点至中心点的距离，若超过此范围，其他任意一点都与中心点不具有相关性[8]；反之，则具有相关性。

基于多维关联的特征提取过程，如图 1 所示。

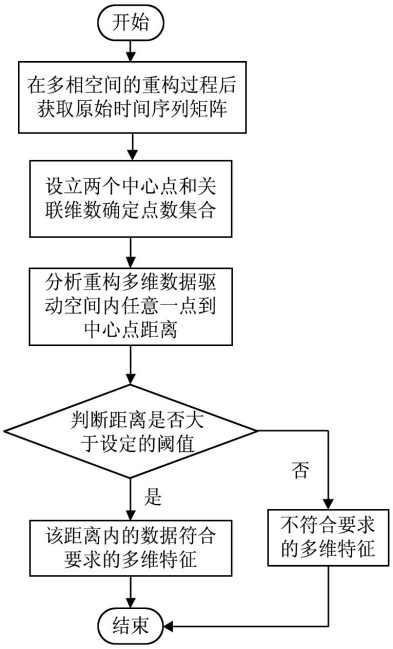



图 1 基于多维关联的特征提取过程

由图 1 可知，通过提取的电能表的多维关联特征数据，为电能表运行状态趋势预测提供了数据支持。

## 2 电能表运行状态趋势预测与质量预警

### 2.1 电能表多维数据线性变换

用最大-最小化正规化方法将所得到的数值映射到[0-1]之间，转换函数为：

$$x=\frac{x-x_{\min}}{x_{\max}-x_{\min}} \tag{4}$$

式中，$x_{\min}$、$x_{\max}$ 分别表示电能表的多维样本数据的最小值和最大值。

电能表多维数据散点图，如图 2 所示。

如图 2 所示，电能表多数批次的变动趋势是平稳的，也就是说，电能表运行时间越短的批次，非健康的权重也就越高；随着批量的使用年限延长，其非健康的权重降低。处于“1”的批次是优先列入计划轮转的；处于“3”的批次是重点关注的一批，这些批次长期使用，但质量不佳；处于“2”的批量生产周期较短，但运行较为平稳。当

前，对“健康区”“亚健康区”的处理区域也属于重点关注批次。处于“4”的批次是健康的，所以非健康权值最低[9]。

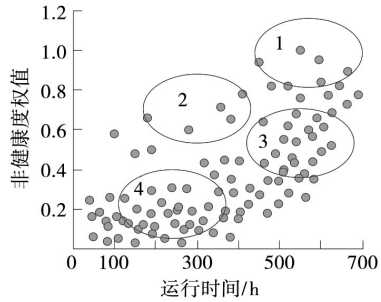



图2 电能表多维数据散点图

## 2.2 电能表运行状态趋势预测与质量预警

威布尔拟合了电能表的各工作状态，使得每一工作状态在时间上都是具有线性关系的，其坐标的横、纵轴分别定义为：

$$\begin{cases} X=\ln(t) \\ Y=\ln(\ln(\dfrac{1}{1-\eta(t)})) \end{cases} \tag{5}$$

式中，$t$为电能表运行时段；$\eta(t)$表示累积失效概率[10]。

通过获得各个时期的历史累计失效率，可以得到一个威布尔分布拟合直线，该直线可表示为：

$$Y=a+bX \tag{6}$$

式中，$a$表示拟合直线纵截距；$b$表示斜率。

在得到了电能表的各工作状态威布尔拟合后，根据拟合优度对其进行判定，其拟合优度可表示为：

$$\gamma=\sqrt{1-\frac{\sum_{t=1}^{n}(E_t-E_t')}{\sum_{t=1}^{n}(E_t-\overline{E})}} \tag{7}$$

式中，$E_t$表示实际失效率；$E'_t$表示在$t$时刻的预测失效率；$\overline{E}$表示失效率平均值。

累计电能表各个运行状态失效率，获取电能表整体失效率，并使用威布尔分布拟合方式拟合全部运行状态，如图3所示。

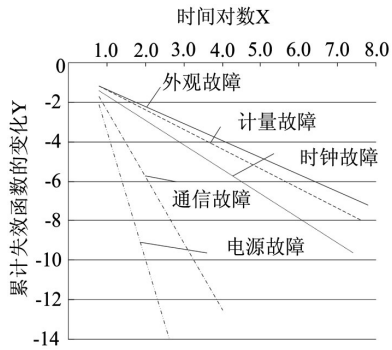



图3 电能表各个运行状态威布尔分布拟合

由图3可知，电能表外观故障造成的累计失效最小，其次是计量故障、时钟故障、通信故障，电源故障造成的累计失效最大[11]。当累计失效函数的变化超过−8时，需要进行质量预警，电能表已经处于无法正常工作的状态，需及时采取应对措施。

采用动态时间规则聚类方法，从电能表的多维值散点图出发，对电能表的运行趋势进行了预测。提出了一种基于时间序列的动态时间规则聚类算法，通过压缩和扩展时间序列中的相应距离，消除了时间同步效应，使两个序列之间的相似度更高[12]。

假设电能表运行趋势可通过2条时间序列来表示，那么这2条序列的欧式距离矢量关系，可表示为：

$$\overline{L}(L_i,L_j)=\left(A_i-B_j\right)^2 \tag{8}$$

式中，$L_i$、$L_j$分别表示2条时间序列数据$A_i$、$B_j$的长度。

在确定了距离后，将时间序列的聚类问题转化为一系列的点对间的最短距离，即以一系列序列为参考模板，将最小的一组参考模板映射到另一组中的每个点，形成一条规则的路径。其次，利用迭代方法得到了2条时间序列之间的相似度，公式为：

$$S(A,B)=\min k\left[\sum_{i=1}^{n}\overline{L}(k_n)\right] \tag{9}$$

式中，$k_n$表示序列中各个点对应的最短距离点对；$n$表示对应点数量。

若有类似于模板序列的序列，则会对序列间的间隔产生干扰，进而影响聚类效果。在此基础上，参照最优路线规划理论，将惩罚因子与相似度方法相结合，得到更新后的序列间距离：

$$\lambda=1-\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\frac{Len_i^2}{N(k)^2}} \tag{10}$$

式中，$\lambda$表示序列间距离；$Len_i$表示点对距离；$N(k)$表示点对数量。针对电能表量大数据所造成的高复杂性，将数据点压缩与相似度方法相结合，进一步提高了趋势分析的速度。

在此基础上，利用多维数据驱动技术对电能表运行状态质量预警，假设存在电能表电压、电流、温度以及电功率数据历史运行状态质量的输入样本$f_i$和电能表多维数据的输出样本$g_i$，将电能表电压、电流、温度以及电功率等多维数据运行状态质量预警的目标函数表示为：

$$G=\frac{1}{2}\sum\left\|f_i-g_i\right\|^2 \tag{11}$$

为了保证电能表在运行状态质量预警过程中得到准确的预警结果，利用最小二乘递推法调整了多维数据驱动模型的参数，即：

$$K\left(f\right)=\xi_j(t)+G\left[g_i-p_i(t)\xi_j(t)\right] \tag{12}$$

式中，$\xi_j(t)$表示多维数据驱动的加权因子，$p_i(t)$表示电能表运行状态质量的自适应分类结果。

在调整电能表参数后，采用多维数据驱动技术建立电能表运行状态质量预警模型，即：

$$W' = \frac{K(f)\xi_j(t)}{\left\| g_i - f_i \right\|^2} \tag{13}$$

综上所述，基于多维数据驱动确定了电能表的电压、电流、温度以及电功率等多维数据运行状态质量预警的目标函数，通过调整多维数据驱动模型的参数，建立了电能表运行状态质量预警模型，实现了电能表运行状态的质量预警。

## 3 实验

实验选择了A厂和B厂两个区域，分别使用了567万台和502万台电能表，其中使用年限在1年以上的智能电能表有10万台，从中随机选取400台进行实验。

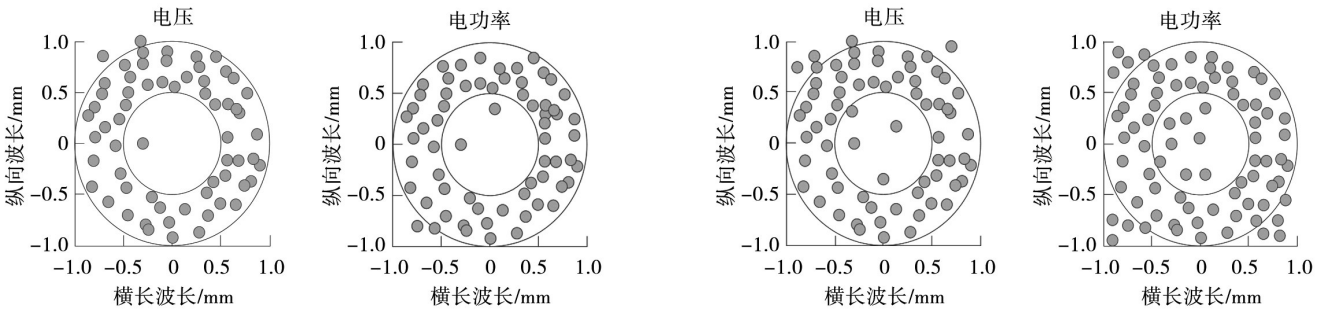
在这400台电能表中，可测的状态变量应为随机平稳变量。在试验中，使用可测量状态变量的随机性，建立了一个状态随机矩阵。在此基础上，把电能累积的状态量处理为具有任意分布的增量。因此，选择电压和电功率作为研究对象进行实验分析。

### 3.1 实验数据分析

使用单环定律分析电压和电功率的特征值谱，如图4所示。

由图4(a)可知，A厂电压、电功率数据是一种稳定数据，只有个别数据出现异常情况，但不影响电能表运行状态趋势。

由图4(b)可知，B厂电压、电功率数据不是稳定数据，且部分数据出现异常情况，影响电能表运行状态趋势。




(a) A厂　　(b) B厂

图4 单环定律特征值谱分布定律

### 3.2 实验结果与分析

表1 三种方法下故障累积损失效率统计分析/%

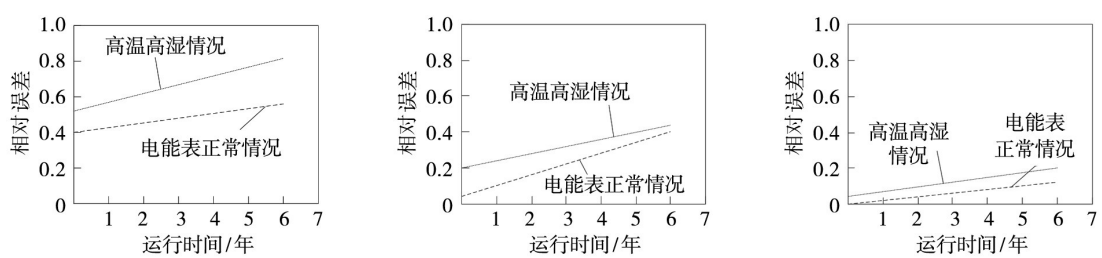
| 故障 | 多应力加速退化法 | 贝叶斯统计推断法 | 多维数据驱动法 | 真实值 |
|---|---|---|---|---|
| 电能表外观 | 0.5 | 0.2 | 0.1 | 0.1 |
| 计量 | 1.0 | 0.5 | 0.2 | 0.2 |
| 时钟 | 1.2 | 0.9 | 0.1 | 0.1 |
| 通信 | 1.0 | 0.8 | 0.2 | 0.2 |
| 电源 | 1.1 | 0.8 | 0.2 | 0.2 |

对B厂出现的异常问题，分别使用多应力加速退化法、贝叶斯统计推断法和多维数据驱动法，对比分析电能表外观故障、计量故障、时钟故障、通信故障、电源故障的累积损失效率，如表1所示。

由表1可知，使用多应力加速退化法最大累积损失效率为1.2%，贝叶斯统计推断法最大累积损失效率为0.9%，多维数据驱动法最大累积损失效率为0.2%，只有使用多维数据驱动法得到的累积损失效率与真实值一致。

为了进一步验证多维数据驱动法具有良好预测效果，在电能表正常情况下、高温高湿情况下，再次将这三种方法的预测趋势进行对比分析，对比结果如图5所示。

由图5(a)可知，使用多应力加速退化法在高温高湿情




(a) 多应力加速退化法　　(b) 贝叶斯统计推断法　　(c) 多维数据驱动法

图5 三种方法预测趋势对比分析

况下的最大相对误差为0.82，在电能表在正常情况下的最大相对误差为0.55；由图5(b)可知，使用贝叶斯统计推断法电能表在高温高湿情况下的最大相对误差为0.39，在电能表在正常情况下的最大相对误差为0.48；使用多维数据驱动法在电能表在高温高湿情况下的最大相对误差为0.20，在电能表在正常情况下的最大相对误差为0.16。

通过上述分析结果可知，使用多维数据驱动法预测误差最小，说明该方法预测结果较为精准。

## 4 结束语

由于电能表运行状态区域预测受时间序列影响，难以判定虚假数据，从而导致预测误差大的问题，本文提出了一种基于多维数据驱动的电能表运行状态趋势预测及质量预警方法，使用多维数据驱动可以帮助评价整个电能表的工作状况。从全局到个别的综合数据进行处理与分析，能对电能表的动态运行状况进行实时的评价与分析，并能很好地适应于数据的时空特征。

**参考文献**：

[1] 刘根，王治华，屈怀远，等.基于多变量优化的恒定应力加速退化试验设计[J].系统工程与电子技术，2021，43(1)：267-271.

[2] 赵远英，徐登可，冉庆.泊松逆高斯回归模型的贝叶斯统计推断[J].应用数学，2021，34(2)：253-261.

[3] 刘清.基于LW-CharNet的纸制票据档案文本检测[J].自动化技术与应用，2023，42(10)：77-80.

[4] 江剑峰，张垠，田书欣，等.基于云理论的智能电能表故障数据分析[J].电力科学与技术学报，2020，35(2)：163-169.

[5] 陈昊，乔亚男，刘婧，等.考虑模型病态性的智能电表运行误差分析方法[J].电力建设，2020，41(2)：94-100.

[6] 郑小平，韩潇俊，徐勇，等.基于运行电能表误差自监测技术研究[J].电测与仪表，2022，59(8)：187-195.

[7] 林聪，纪新武，何兆磊，等.电能表自动化检定装置运行质量监测方法研究[J].电测与仪表，2023，60(6)：194-200.

[8] 滕永兴，曹国瑞，杨霖，等.基于混合威布尔分布的电能表寿命预测研究[J].电气传动，2021，51(1)：61-66.

[9] 侯磊，曲锋，祁天星，等.基于温度场分析的直流电能表计量准确度研究[J].电测与仪表，2023，60(6)：188-193.

[10] 孙一浩，肖先勇，张文海，等.基于伪异常点辨识的关口电能表计量数据异常研究[J].电网技术，2021，45(11)：4568-4577.

[11] 金阳忻，徐永进，黄小琼.基于卷积神经网络的电能表测得值置信区间研究[J].中国电机工程学报，2021，41(19)：6630-6641.

[12] 李鹏，郭鹏程，李飒，等.基于主成分分析法的电子式电能表计量性能影响研究[J].西安理工大学学报，2020，36(2)：263-268.

作者简介：方建全(1973—)，男，硕士，高级工程师，研究方向：电力系统及自动化。

(上接第14页)

## 4 结束语

本文针对多无人机动态避障和路径规划展开研究。采用虚拟领航法设定多架无人机为一个整体，使得各无人机在飞行过程中的动作决策一致。各无人机从初始位置出发对任务目标进行跟踪，当机载传感器检测到障碍物时，通过定义的效用函数和代价函数，利用自适应动态规划算法进行策略更新，从而实现路径规划和避障功能，最终多无人机以编队的形式抵达目标位置。仿真验证了该方法的有效性。下一步工作将围绕提高无人机集群编队协同和高阶建模展开。

**参考文献**：

[1] 方旭，刘金琨.四旋翼无人机三维航迹规划及跟踪控制[J].控制理论与应用，2015，32(8)：1120-1128.

[2] 占伟伟，王伟，陈能成，等.一种利用改进A*算法的无人机航迹规划[J].武汉大学学报(信息科学版)，2015，40(3)：315-320.

[3] 陈锦涛，李鸿一，任鸿儒，鲁仁全.基RRT森林算法的高层消防无人机室内协同路径规划[J].自动化学报，2023(12)：2615-2626，

[4] Cekmez U，Ozsiginan M，Sahingoz O K.Multi colony ant optimization for UAV path planning with obstacle avoidance[C]//2016 International Conference on Unmanned Aircraft Systems(ICUAS).Arlington：IEEE，2016：47-52.

[5] Ghamry K A，Kamel M A，Zhang Y M.Multiple Uavs in forest fire fighting mission using particle swarm optimization[C]//2017 International Conference On Unmanned Aircraft Systems(Icuas).Miami：Ieee，2017：1404-1409.

[6] 张化光，张欣，罗艳红，等.自适应动态规划综述[J].自动化学报，2013，39(4)：303-311.

[7] Cai S，Dou L，And Su X.Distributed adaptive dynamic programming formation control of multiple quadrotor-UAV system[C]//2021 40th Chinese Control Conference(CCC).2021：4984-4989.

[8] Liu D R，Wei Q L.Policy iteration adaptive dynamic programming algorithm for discrete-time nonlinear systems [J].in IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems，2014，25(3)：621-634.

作者简介：朱静(1988—)，女，副教授，研究方向：无人机飞行控制、智能控制、多智能体等。