

# 基于 TSK 模糊系统的非均匀分簇算法 在无线传感网中的应用

卢伟<sup>1</sup>, 吴延军<sup>1</sup>, 苗丹<sup>2</sup>, 汪婷<sup>1</sup>

(1. 广东邮电职业技术学院 信息与通信工程学院, 广州 510630;  
2. 邢台学院 物理与电子工程学院, 河北 邢台 054000)

**摘要:** 无线传感网是一个重要的数据调度工具, 但其传感器数量有限, 并且极易被无关因素影响; 因此, 研究提出一种基于区间二型 TSK 模糊系统和高效数据融合的非均匀分簇路由算法, 分簇是为了最大程度地减小网络损耗, 延长其生存时间, 一般的分簇方法, 可能会导致负载失衡, 为解决这种热区现象, 研究使用区间二型 TSK 模糊逻辑算法, 进行非均匀分级分簇; 同时引入高效数据融合技术, 将调度过程划分为几个周期, 利用时间间隙进行数据采集, 并进行降维操作, 进一步提升数据传输效率; 研究在 Matlab 平台, 对该算法以及自适应分簇层次等其余 4 种算法进行对照分析实验, 并将其分为  $200\text{ m} \times 200\text{ m}$  和  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$  的监测范围, 实验结果表明, 在不同大小的监测区域中, 研究使用算法的分簇效果、网络吞吐量以及节点损耗率指标, 都明显优于其他算法; 其中, 在小范围区域内, 其剩余能力均值比自适应分簇层次算法提升了 49.7%; 在大范围区域内, 该算法的 HND 指标比自适应分簇层次算法提升了 98.7%; 因此, 研究采用算法具有极佳的性能。

**关键词:** 区间二型; 模糊逻辑; 数据融合; 路由算法; 无线传感网

## Application of Nonuniform Clustering Algorithm Based on TSK Fuzzy System in Wireless Sensor Networks

LU Wei<sup>1</sup>, WU Yanjun<sup>1</sup>, MIAO Dan<sup>2</sup>, WANG Ting<sup>1</sup>

(1. Communication and Information Engineering Institute, Guangdong Vocational College of Post and Telecom, Guangzhou 510630, China; 2. Physics and Electronic Engineering Institute, Xingtai University, Xingtai 054000, China)

**Abstract:** Wireless sensor network is an important data scheduling tool, but the number of sensors is limited and easily affected by irrelevant factors. Therefore, a non-uniform clustering routing algorithm based on interval II TSK fuzzy system and efficient data fusion is proposed. Clustering is to minimize network losses to the greatest extent and extend its life time, while general clustering methods may lead to load imbalance. To solve this hot zone phenomenon, the interval II TSK fuzzy logic algorithm is used to perform the heterogeneous classification and clustering. At the same time, the efficient data fusion technology is introduced to divide the scheduling process into several cycles, the time gap is used to collect the data, and the dimensionality is reduced to further improve the efficiency of data transmission. On the MATLAB platform, this algorithm and other four algorithms, such as adaptive clustering level, are analyzed and compared, and divided into the monitoring ranges of  $200\text{ m} \times 200\text{ m}$  and  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$ . The experimental results show that in monitoring areas of different sizes, the clustering effect, network throughput and node loss rate of the proposed algorithm are significantly better than that of other algorithms. Among them, compared with the adaptive clustering hierarchical algorithm, in a small range, the average residual capability of the proposed algorithm is increased by 49.7%. In a large range, the HND index of the proposed algorithm by 98.7%. Therefore, the proposed algorithm has an excellent performance.

**Keywords:** interval type II; fuzzy logic; data fusion; routing algorithm; wireless sensor network

## 0 引言

在大数据时代背景下, 数据的传输调度是该领域的一个重要研究方向。传感器作为一种小型高效的计算设备, 能够实现低成本的多元数据处理。无线传感网内包含大量独立传感器, 它们以节点和无线通讯的形式进行交互<sup>[1]</sup>。

无线传感网的大小代表着可监控范围, 将传感器技术以及分布式计算等概念相结合, 最终实现运作。该网络被广泛运用在军事、医疗以及交通运输等领域。可调控数据范围往往和传感器数量有关, 更多的传感器能实现更大范围的监测, 但同时也会出现布置难度加大和成本升高的问题<sup>[2]</sup>。单独的传感器节点并不能胜任大量的数据工作, 能耗问题

收稿日期: 2023-06-02; 修回日期: 2023-06-09。

基金项目: 广东省特色创新项目(2021KTSCX259); 广东省教育厅课题项目(2022GXJK538); 广东省教指委项目(YJXGLW2022Z05)。

作者简介: 卢伟(1986-), 男, 硕士, 讲师。

通讯作者: 吴延军(1978-), 男, 硕士, 副教授。

引用格式: 卢伟, 吴延军, 苗丹, 等. 基于 TSK 模糊系统的非均匀分簇算法在无线传感网中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2023, 31(12): 258-264.

最终会导致数据有效性降低, 所以, 学术界对于加强网络生命存活率以及数据质量的问题十分重视。当前比较热门的技术包括路由算法和数据融合方法, 大部分无线传感网的路由算法都采用分簇形式进行, 并利用分级结构减小通讯成本, 最终达到缩小能耗的目的; 数据融合旨在去除传输中的重复信息和无效信息, 这样可以大幅减小系统的负荷<sup>[3]</sup>。两技术的结合可以最大限度地提升网络效率, 降低损失, 同时确保数据的可用性。可以看出, 无线传感网的优化技术具有较广的上升空间。胡润彦等人认为一般的自供能无线传感器网络算法, 在进行分簇时, 并没有将分簇数量最佳值考虑在内, 因此他们引入模糊系统对其进行改善, 基本流程包括, 在能量模型中嵌入太阳能补给模块, 并运用模糊逻辑选取簇头, 以邻域节点数作为第一轮筛选指标, 第二轮则采用中心度指标进行选择, 模拟实验结果表明, 该模型在吞吐量等性能均得到了提升<sup>[4]</sup>。李洪兵等人认为解决节点损耗问题是非常必要的, 因此他们提出了以邻域节点进行分级分簇的路由算法, 该算法将簇头以及邻域节点的信息纳入考量范围, 将其实施分级措施。在筛选簇头的过程中, 需要综合簇头的位置以及整个簇的大小进行改善, 否则可能会出现负载失衡的热区现象。在进行信息调度时, 也要使用中继方法减小各节点的损耗<sup>[5]</sup>。Palanikumar 等人认为无线传感器网络的高效运行, 与各个硬件的故障诊断有很大关系, 基于此, 研究者提出一种以深度学习为基础的故障检测与复原技术, 同时引进宿主布谷鸟路由方案, 以实现保障能效前提下的最低能耗, 最后研究在 Matlab 平台进行模拟实验, 其能耗下降了 21.62%, 其余性能也得到了相应提升, 这表明研究采用的优化方案是有效的<sup>[6]</sup>。可以看出, 在无线传感网中, 对于能耗的优化是十分重要的。基于此, 本次研究提出一种基于区间二型 TSK 模糊系统和数据融合的非均匀分簇路由 (UCMH, uneven clustering for multi-hop) 算法, 来实现无线传感网的优化。研究共分为 4 个部分, 第一部分介绍了研究背景以及现状等; 第二部分对于算法的实现以及无线传感网的模型建立进行了详细介绍; 第三部分通过在 Matlab 平台对改进传感网进行的性能对照实验分析; 第四部分则总结了实验结果, 用以证明研究选取算法对于无线传感网能耗改善等的有效性。

## 1 基于模糊系统和数据融合的 UCMH 算法的无线传感网模型建立

### 1.1 基于区间二型 TSK 模糊系统和高效数据融合的算法的选取

无线传感网由多个随机分布的传感器与基站组成, 并采用多跳自组织的形式进行传输, 实现可控范围内有限信息的监测。其中, 各传感器节点相当于数据集中的子集, 基站则是汇总各子集信息的总部数据集节点, 基站传输数据至通讯网络之后, 再由其上传给监测用户。无线传感器作为嵌入式装置, 它具有能耗、占量小, 以及成本低等优点。单个传感器节点包含电源、数据采集、数据处理、无

线通信四大模块, 电源部分是整个装置的基础模块, 电源的正常启动, 才能保证其持续运转; 传感器以及转换器负责数据信息的采集, 对监测区域的环境数据进行感知, 常见的数据包括光强度、压力以及温度等, 电信号会由模拟形式转化为数字信号形式; 节点中的微处理器以及存储器负责数据的处理, 微处理器是告知节点运作能力的工具, 数据闭合和算法执行等都属于节点能力的一部分, 存储器则需要将节点的状态、节点采集信息以及路由表等数据进行保存; 最终数据在无线通讯部分实现输入输出, 这个过程的功率是可控的, 一般采取射频的形式进行。随着大数据时代的发展, 传感器的网络构造更加繁杂, 需要通过更先进的算法实现数据调度。常见的传感网路由算法, 按照拓扑结构, 可分为平面类以及分簇类, 如图 1 所示<sup>[7]</sup>。

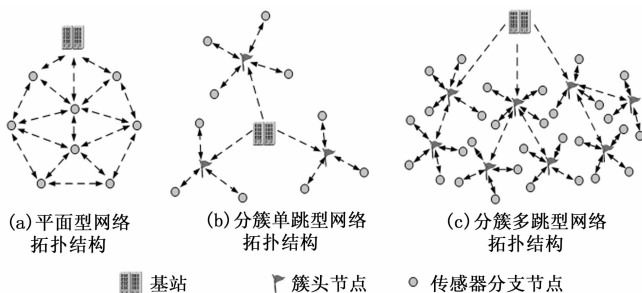


图 1 不同拓扑结构的无线传感器

前者是一个重要的基站节点和其余的一般传感器节点组合的模式。每个一般传感器的功能结构等都是相同的, 数据可跳级传输。定向扩散、遥传路由等都是常见的平面型拓扑结构, 这些算法具有简便、鲁棒性好等长处, 但是在效率以及管理等方面较弱; 后者则是自划分为几个簇群, 各簇群则包含一个簇头和其余普通节点, 该拓扑结构大大节约了通讯成本, 具有较高的延展性。分簇型拓扑结构包括单跳类和多跳类两种, 单跳型结构更加简单, 但相对于多跳型, 其数据传输成本更高。分簇结构中最经典的算法是 LEACH 算法, 利用轮次方法随机选择簇头, 这种选取形式会造成负载失衡现象, 并最终导致网络的运行时间受限<sup>[8]</sup>。很多新型算法通常会利用模糊系统消除这种失衡问题, 模糊逻辑是一种利用人脑的模拟化思维进行模糊问题推理的方法。在一般的数字逻辑中, 往往根据二进制值描述是与否, 但在实际应用中, 大部分事物并不是简单的真假关系, 比如天气的高温与低温, 模糊逻辑将两者按照不同定义, 呈现出不同隶属度函数的模糊集<sup>[9]</sup>。模糊集大致包括一型、二型以及区间二型等, 如公式 (1) 所示:

$$\begin{cases} A = \{(u, \mu_A(u) \mid u \in U)\} \\ \tilde{A} = \{(x, u), \mu_{\tilde{A}}(x, u) \mid x \in X, u \in U_x \subseteq [0, 1]\} \\ \tilde{A} = \{(u, A(u) = [\underline{\mu}_{\tilde{A}}(u), \overline{\mu}_{\tilde{A}}(u)]) \mid u \in U\} \end{cases} \quad (1)$$

式中,  $A$  为一型模糊集;  $\tilde{A}$  为二型模糊集;  $U$  为论域;  $U_x$  为定义域;  $\mu_A, \mu_{\tilde{A}}(x, u)$  分别为一型模糊集和二型模糊集的隶属函数;  $\mu_A(u)$  代表元素的隶属度值;  $\underline{\mu}_{\tilde{A}}(u), \overline{\mu}_{\tilde{A}}(u)$  则分别

代表了区间二型模糊集的上下隶属度函数。一型模糊集的隶属度实际上不符合模糊概念，仍为精准值；二型模糊集对此做出了改善，但是计算流程繁杂，并不适用于真实的研究条件；区间二型则是进一步地优化产物，实现了更简便的运算环境。常见的隶属度函数有三角形、梯形以及高斯三类，其表达<sup>[10]</sup>如式 (2) 所示：

$$\begin{cases} \mu(u)_{\text{Gauss}} = 0 \exp\left(-\frac{(u-m)^2}{\sigma^2}\right) \\ \mu(u)_{\text{trapezoid}} = \begin{cases} \frac{u-a}{b-a}, & a \leq u < b \\ \frac{d-u}{d-c}, & c \leq u < d \\ 0, & \text{other} \end{cases} \\ \mu(u)_{\text{triangle}} = \begin{cases} 1 - \frac{|u-m|}{\sigma}, & |u-m| \leq \sigma \\ 0, & |u-m| > \sigma \end{cases} \end{cases} \quad (2)$$

式中，综上， $m$  为三角模糊集的中心； $\sigma$  为模糊集的宽度； $abcd$  分别表示梯形隶属度函数的左下、左上、右上、右下边界。研究使用一种基于区间二型模糊逻辑协议 (TTDFP, two-tier distributed fuzzy logic based protocol) 的算法，其运算过程大致可分为两个阶段，分别是模糊分簇过程和模糊路由过程。前者是一型模糊系统，其输入值分别为节点余下能量、基站间距以及相对连通性 3 个参数，输出值的大小决定着簇头的选取以及竞争半径的分割，竞争半径的最大值通过模拟退火算法进一步优化，但是该算法具有参数不稳定性等缺点，多次计算后可能也不能得到全局最优解。后者通过计算各簇头至基站的距离，筛选出最佳的路由路线<sup>[11]</sup>。经典的非均匀模糊分簇系统为 Mamdani 模糊模型，但是其一类系统的稳定性不高，二类系统的规则难度又过大，因此研究选取具有更高效性能的 TSK 型系统，即基于区间二型 TSK 模糊系统的非均匀分簇算法 (UCT2TSK, an unequal clustering algorithm for wireless sensor networks based on interval type-2 TSK fuzzy system)。无线传感器的工作区域较广，包含高密度的节点数据，这会导致一些邻近传感器节点会重复，进而产生较多的无用信息，最终造成传感器能力损耗<sup>[12]</sup>。数据融合可以有效解决繁杂数据的问题，在数据调度之前，对其进行预处理，提高网络能效。对于无线传感器的数据融合，需要将其与拓扑结构和路由算法建立起联系。在数据融合处理完多余数据后，再进行数据传输，可以看出，路由算法的性能与数据融合息息相关<sup>[13]</sup>。路由算法本质上是一种可以实现高效数据传输路径的路由协议，其性能往往会受到本身的泛化力以及能量效率等方面的影响。并且当该算法应用在无线传感网时，也会因为无线传感网的特殊性，而与普通算法存在相应的差异，即能效优先以及拓扑信息的局部化。在一般的网络结构中，各节点的能耗并不会成为着重考量的问题，但是在无线传感网中，能量补充是比较困难的，因此对于节点能量的损耗也比较看重，应该在满足工作效率的基础上，尽量缩小各节点的能耗值，这就是路

由算法需要做到的能效优先工作。同时单个传感器可以捕获的信息区域较小，往往只能应用于局域网络，因此路由算法应在限制范围的网络中，找出最佳的传输路线，实现效率最大化。平面路由的数据融合处理，可能会导致网络延迟以及计算成本过高的现象，这与减轻传感器能耗的目的背道相驰。因此，研究选取分级结构的数据融合算法，这种算法最初先对单个的传感器节点进行预处理，并传输至局部汇总节点，剩余传感器节点数据均按照这种形式传输至该节点处，最后统一运输到全局汇总节点，并再一次进行数据融合。

### 1.2 无线传感网模型的建立及区间二型 TSK 算法的设计

无线传感器的网络模型假设传感器的节点都是任意分布的，并且各节点的能量大小一致。但是，当传感器节点处于更接近基站的位置时，其传输任务就更多，相应的能耗就会更大，这会造成接近基站的节点过快消亡，也就是热区现象。研究使用的非均匀分簇算法能够很好地解决这种缺陷，利用网络将其分割为尺寸不同的各类簇群，减小中继节点的簇内能耗，实现负载平衡。因此除了网络模型还需要建立能耗模型，网络模型假定传感器节点数量为  $N$ ，工作范围为  $A$ ，簇内的信息传输为单跳形式，簇间的信息传输只是多跳形式。网络模型包含几条重要假设，对于传感器节点，必须保证其均为随机部署，且各节点拥有独立标识符，其能量相等且受限，在分布之后处于静止状态；对于基站，它的能量是高于普通节点的，内存以及功率也是同理；对于传感器，它的功率是可以按照传输距离，实时改变的。研究选择无线信道模型，进行能耗模型的构建，该模型需要将自由空间，以及多径衰落纳入考量。假设节点传输的数据为  $k$  bits。能量消耗<sup>[14]</sup>如式 (3) 所示：

$$E_{TX}(k, d) = \begin{cases} k * E_{\text{elec}} + k * \epsilon_{fx} * d^2 & d < d_0 \\ k * E_{\text{elec}} + k * \epsilon_{mp} * d^4 & d \geq d_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中， $k$  为数据大小； $d$  为输入输出端的距离； $d_0$  为两信道的距离阈值； $E_{\text{elec}}$  为节点输入输出 1 bit 信息产生的能耗； $\epsilon_{fx}$ 、 $\epsilon_{mp}$  则代表对应着自由空间模型和多径衰减模型的特征常数。其中，距离阈值和接收端的能量损耗计算如式 (4) 所示：

$$\begin{cases} d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fx}}{\epsilon_{mp}}} \\ E_{RX}(k) = kE_{\text{elec}} \end{cases} \quad (4)$$

式中， $E_{RX}(k)$  为接收  $k$  bits 数据的能耗大小。除此之外，数据融合同样会发生能耗，表示为  $E_{DA}$  (nJ/bit)。研究采用通信协议，对节点的数据传输过程进行定义，使其能够在最低能耗的前提下，尽可能多地获取邻域数据。通信协议包括源节点 ID、目的节点、消息类型、剩余能量、校验和以及紧急标志共 6 大部分，任意节点都有独立的源 ID，用以发送数据，目的节点 ID 则是接收数据的 ID 号；消息可分为五类标识类型，分别是网络启动、簇头竞选、节点增加请求、原数据以及融合数据，前三类分属于控制信息，后两类则分属于数据信息；校验和是为保证信息可靠性的检验过程；紧急标志旨在将消息分优先级，更紧急的信息

则能够优先传输。簇头在进行数据融合的过程中, 也会产生能量损失。UCT2TSK 算法仍然采用轮次的理念, 并在每一轮的初始状态进行簇头及其半径的更新, 如图 2 所示。

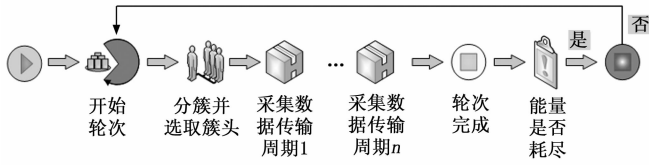


图 2 UCT2TSK 算法运行流程

一型模糊集实质上属于精准值, 因此很难应付无线传感网中的随机性问题, 研究利用二型模糊集来解决这种缺陷, 并且利用区间二型模糊集, 将其隶属度的值固定为 1, 这样可以减小算法的计算负担。TSK 模糊系统中规定前后件分别是模糊集和精准值 (或线性组合), 其计算着重于竞争半径以及簇头等级的设计, 包括模糊化、建立模糊规则库、模糊推理、降型以及解模糊共 5 步<sup>[15]</sup>。这种模糊规则更具有简便性, 对于无线传感网的随机性现象也能处理地更好。基站与节点的相对间隔大小、节点相对的余下能量以及邻域节点的密集程度都会对簇的选取造成影响, 3 种参数的计算如式 (5) 所示:

$$\begin{cases} RDB = \frac{d(S_i, BS)}{d_{\max}} \\ RE = \frac{E_{\text{pre}}}{E_0} \\ ND = \frac{N_{\text{neighbor}}(S_i)}{N} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $RDB$  为基站与节点的相对间隔大小, 包括近中远 3 个级别;  $d_{\max}$  为通信距离最大值;  $d(S_i, BS)$  节点  $S_i$  与基站的间隔大小;  $RE$  为节点相对的余下能量, 包括低中高 3 个级别;  $E_{\text{pre}}$  为节点当前时刻的能量;  $E_0$  为节点的初始能量;  $ND$  邻域节点的密集程度, 包括低中高 3 个级别;  $N_{\text{neighbor}}(S_i)$  为节点在竞争半径中保留下的个数。节点与基站的相对距离、相对余下能量以及邻域节点的密度, 都是影响模糊化的几个要素, 在网络运行的初始阶段, 往往会根据基站的信号强弱, 确定节点与其之间的距离; 剩余能量是考虑到簇头的任务重于普通节点, 其能耗也就相对更多, 因此在选择簇头时, 应该考虑到这个问题。上述参数由独立隶属度函数进行模糊化处理, 最终得到隶属度区间, 分别表示为  $[\underline{\mu}_{RDB}(k), \bar{\mu}_{RDB}(k)]$ 、 $[\underline{\mu}_{RE}(k), \bar{\mu}_{RE}(k)]$  以及  $[\underline{\mu}_{ND}(k), \bar{\mu}_{ND}(k)]$ 。该区间在模糊推理后即可获得二型的模糊集<sup>[16]</sup>, 如式 (6) 所示:

$$\begin{cases} \bar{f}(k) = \bar{\mu}_{RDB}(k) \times \bar{\mu}_{RE}(k) \times \bar{\mu}_{ND}(k) \\ \underline{f}(k) = \underline{\mu}_{RDB}(k) \times \underline{\mu}_{RE}(k) \times \underline{\mu}_{ND}(k) \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\bar{f}(k)$ 、 $\underline{f}(k)$  为二型模糊集的上下边界;  $\bar{\mu}$ 、 $\underline{\mu}$  为各参数经过计算得到的隶属度上下区间值。二型模糊集的降型如公式 (7) 所示:

$$\begin{cases} y_l = \frac{\sum_{k=1}^L \bar{f}(k)Y(k) + \sum_{k=L+1}^K \underline{f}(k)Y(k)}{\sum_{k=1}^L \bar{f}(k) + \sum_{k=L+1}^K \underline{f}(k)} \\ y_r = \frac{\sum_{k=R+1}^K \bar{f}(k)Y(k) + \sum_{k=1}^R \underline{f}(k)Y(k)}{\sum_{k=R+1}^K \bar{f}(k) + \sum_{k=1}^R \underline{f}(k)} \end{cases} \quad (7)$$

式中,  $K$  代表样本区间;  $Y(k)$  代表输出权重序列值;  $y_l$ 、 $y_r$  为模糊集左右边界; 为算法估算出的参数值。模型的解模糊步骤计算<sup>[17]</sup>如公式 (8) 所示:

$$y = \frac{y_l + y_r}{2} \quad (8)$$

式 (8) 的输出数据为竞争半径  $Cr$  以及簇头等级  $Rank$ 。各节点依据启动信息进行  $RDB$ 、 $RE$  以及  $ND$  值的计算, 并由轮次得到  $Cr$  和  $Rank$ 。模糊模型的输出值在  $[0, 1]$  区间中, 因此在与竞争半径上限值相乘后, 才能得到实际的  $Cr$  数据<sup>[18]</sup>。当该值过小时, 系统可能会多分出一些簇, 造成热区缺陷, 因此研究引入竞争半径下限值作为保障。当节点值小于随机数时, 则被视作簇头。在范围较大的网络中, 一些簇头汇集数据往往要通过其余几个簇头的传播才能传输至基站, 这时就需要构造出簇间路由。各簇头依据  $RDB$  值决定是否需要经过邻域簇头传播, 每传播一次都需要重复该步骤, 直到最终传输至基站<sup>[19]</sup>。

## 2 无线传感网的仿真实验分析

### 2.1 仿真实验准备

研究在 Matlab 平台对 UCT2TSK 算法进行模拟仿真实验。实验分为两个不同场景进行, 其一在边长为 200 m 的正方形区域中放置了 200 个传感器节点; 其二则是在边长为 1 000 m 的正方形区域中放置了 1 000 个传感器节点。各场景的仿真参数如表 1 所示。

表 1 各仿真场景参数表

参数	取值	
监测面积	200 m×200 m	1 000 m×1 000 m
节点总数	200	1 000
基站方位	(100,250)	(1 250,1 250)
节点初始能量/J	0.5	0.5
$E_{\text{dec}}$ /(nJ/bits)	100	100
自由空间模型特征参数/(pJ/bit/m <sup>2</sup> )	10	10
多径衰减模型特征参数/(pJ/bit/m <sup>4</sup> )	0.001 3	0.001 3
数据包大小/bits	4 000	4 000
控制包大小/bits	200	200
通信距离最大值/m	300	2 000

为进一步对比算法的性能, 研究引入自适应分簇层次 (LEACH, low energy adaptive clustering hierarchy) 算法、高效能分簇算法 (EEUC, energy-efficient unequal clustering)、基于二层分布式模糊逻辑的协议 (TTDFP-Tier1, two-tier distributed fuzzy logic based protocol-tier1) 算法以

及基于区间一型 MD 的模糊系统的非均匀分簇 (UCT1MD, an unequal clustering algorithm for wireless sensor networks based on interval type-1 MD fuzzy system) 算法与其进行对比分析实验, 其中, UCT1MD 算法为研究使用算法的一型模糊集变式, 这样可以更直观地看出二型 TSK 模糊模型的作用, 两算法的差别在于隶属度的设定, UCT1MD 算法的隶属度是一个确定值, 而 UCT2TSK 算法的隶属度则是一个区间, 两者的模糊规则也不同, 前者使用 Mamdani 作为模糊准则, 后者则使用 TSK 作为模糊准则。

### 2.2 UCT2TSK 算法在边长为 200 m 的正方形模拟监测区域中的性能测试

实验将 EEUC、UCT1MD 以及 UCT2TSK 算法的半径门上限分别定为 80 m、100 m 和 100 m, UCT2TSK 算法的

半径门下限设定为 20 m, TTDFP-Tier1 算法的半径门上限设置为 60 m。在对各算法分别进行了 50 轮成簇后, 得到了如图 3 所示的成簇图像。

由图 3 可以看出, LEACH 算法的成簇十分混乱, 因为该算法使用的随机产生簇头法, 这会导致一些簇头的间距过小, 造成热区现象。EEUC 算法采用半径分簇法, 节点与基站的间距大小决定着簇群半径的大小, 这会造成簇群半径的远大近小现象。其余算法的簇头选取结合了各种考量要素, 比如在节点密集性不高或者余下能量过高时, 也能使其半径选取为较高值, 并且 UCT2TSK 算法把网络按照非均匀划分结构进行了分类。研究继续将各算法进行了 450 轮实验, 每 100 轮各算法的平均余下能量、各算法的吞吐量变化以及节点生存数如图 4 所示。

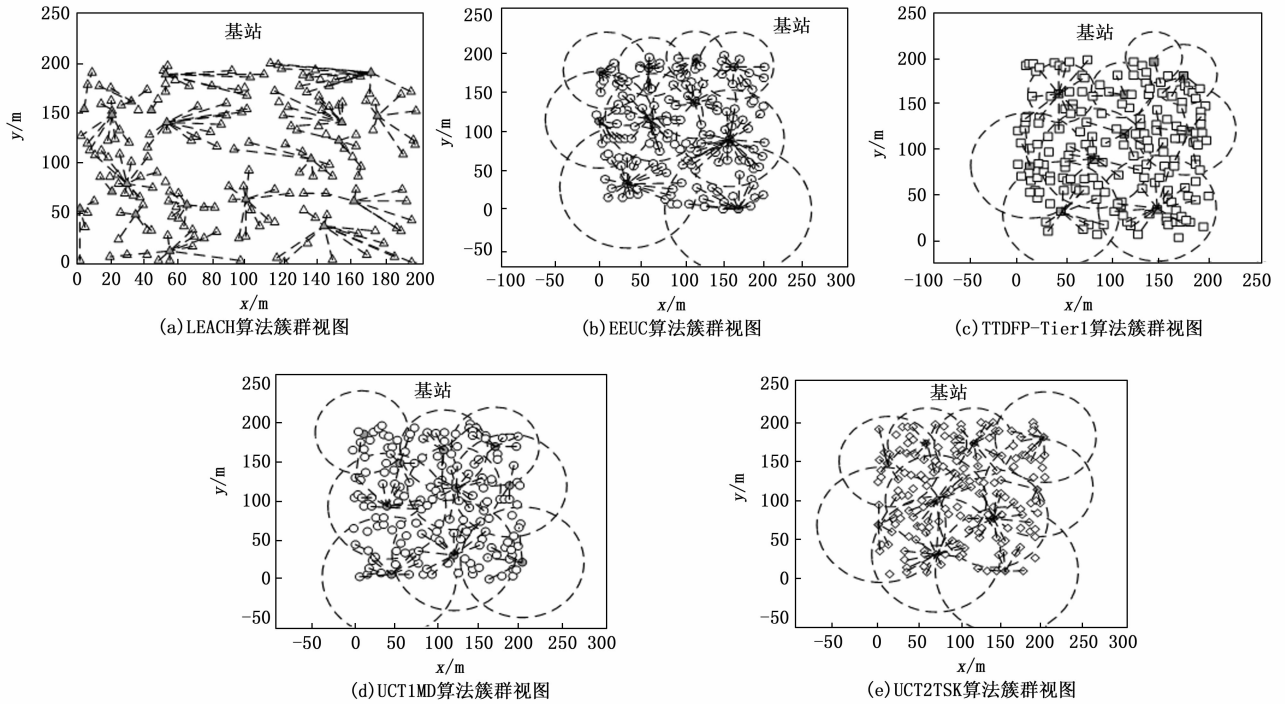


图 3 各算法成簇情况图

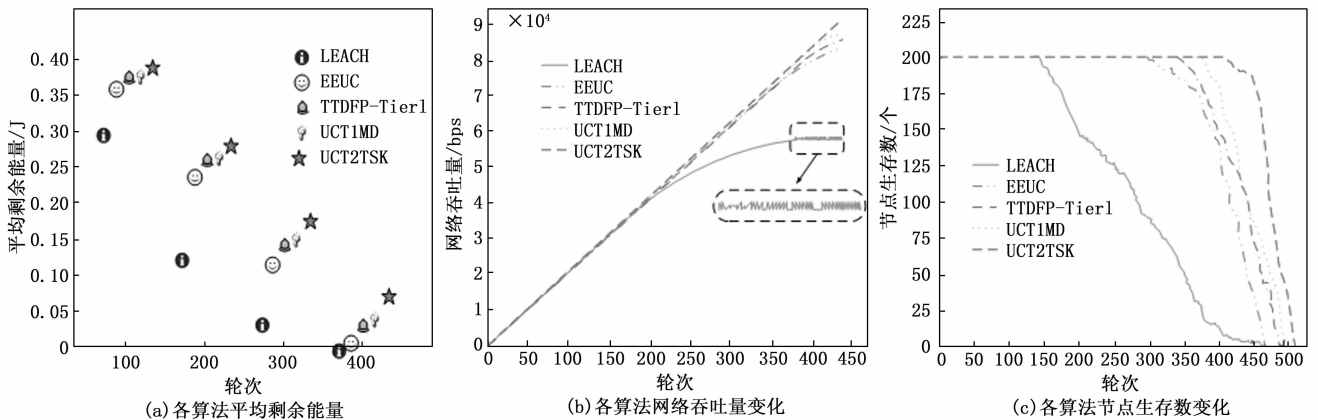


图 4 各算法的性能对比分析

由图 4 (a) 可以看出, LEACH 算法的余下能量平均值总是处于最低水平, 第 100 轮次时, 剩余能量均值为 0.308, 在第 400 轮就只剩下 0.005 了。按照图 4 的排列顺序, 各算法的剩余能量均值依次上升, 而 UCT2TSK 算法始终稳居第一, 在第 400 轮次时, 剩余能量均值达到了 0.081, 比 LEACH 算法高出了 0.076。UCT1MD 算法在第 100 轮次的剩余能量均值与 UCT2TSK 算法还相差不大, 仅少了 0.007, 但从第 200 轮次开始, 其差距明显上升, 并且随着轮次的增加, 相变量也随之增加, 在第 400 轮次, 两算法的剩余能量均值相差了 0.036。总体来看, UCT2TSK 算法相比于 LEACH 算法, 其剩余能力均值大幅提升了 49.7%; 与 EEUC 算法相比, 上升了 20.4%; 与 TTDFP-Tier1 算法相比, 上升了 10.8%; 与 UCT1MD 算法相比, 则上升了 9.2%。网络吞吐量表示顺利调度至基站的数据包总量。由图 4 (b) 可以看出, 在运行初始阶段, 各算法都处于线性稳步上升的状态, 但是当位于第 190 轮次左右时, LEACH 算法的网络节点逐渐发生损耗, 网络吞吐量上升速率明显下降, 并在第 350 轮次左右, 逐渐趋向稳定不变的状态。EEUC 算法和 TTDFP-Tier1 算法分别在第 330 轮次和 380 轮次左右, 吞吐量上升速度逐渐下降, 吞吐量降低。UCT1MD 算法在 420 轮次左右, 增长速率减缓, 相比之下, UCT2TSK 算法一直处于稳步上升状态。图 4 (c) 能够直观展现无线传感网的存活时间, 可以看出, LEACH 算法在 140 轮次左右, 节点就开始以较高速率大量死亡, 并在第 500 轮次左右, 彻底结束工作。UCT2TSK 算法开始节点损耗的时间最长, 在第 430 轮次左右, 才开始节点损耗, 而且该算法的现将曲线比其余算法更加陡峭, 这表明其损耗得比较均衡, 避免出现大量的失衡问题。

### 2.3 UCT2TSK 算法在边长为 1 000 m 的正方形模拟监测区域中的性能测试

实验将 EEUC、UCT1MD 以及 UCT2TSK 算法的半径门上上限均定为 55 m, UCT2TSK 算法的半径门下限定为 15 m。每 100 轮各算法的平均余下能量、各算法的吞吐量变化以及节点生存量如图 5 所示。

由图 5 (a) 可以看出, LEACH 算法处于第 40 轮次左右时, 就彻底停止运行了, 网络吞吐量已完全清零。由图 5

(b) 可以看出, UCT1MD 算法在第 100 轮次的剩余能量均值与 UCT2TSK 算法还相差不大, 仅少了 0.006, 但从第 200 轮次开始, 其差距明显上升, 并且随着轮次的增加, 相变量也随之增加, 在第 400 轮次, 两算法的剩余能量均值相差了 0.012。UCT2TSK 算法的网络吞吐量明显高于其他算法, 这表明该算法的消耗比较均衡, 并且延展性较好, 无线传感网的工作时长最久。由图 5 (c) 可以看出, 在大范围监测系统中, LEACH 算法的节点损耗和通信成本巨大, 导致节点死亡率高, 速度快。而 UCT2TSK 算法的节点消耗速率最低, 其无线传感网络的存活时长也是最久的。在考量该网络生存时间时, 其半数节点消耗的网络周期 (HND, half the nodes die) 是一个重要参数, 以该指标作为分析对象, 可以得到, UCT2TSK 算法比 LEACH 算法提升了 98.7%, 比 EEUC 算法、TTDFP-Tier1 算法以及 UCT1MD 算法, 分别提升了 9.1%、5.5%、2.9%, 可见, 研究使用的 UCT2TSK 算法明显优于其他算法。除了 LEACH 算法, 其余 4 种算法的分簇方法都是非均匀形式, 可以明显看出 LEACH 算法的性能差于其他算法, 这是因为非均匀分簇有效降低了负载失衡的问题, 因此其能耗等性能也就更好。其中, UCT2TSK 算法以及 UCT1MD 算法的输入值, 都是  $RDB$ 、 $RE$  以及  $ND$  3 个参数, 并将其输出值作为簇群半径以及簇头选取概率的计算基础, 相比于其余算法, 它们的存活周期更长, 负载平衡性也更好。UCT2TSK 算法采取的二型模糊系统, 与 UCT1MD 算法和 TTDFP-Tier1 算法的一型模糊集相比, 其运算负担更小, 也更适用于无线传感网的随机性。并且, 研究采用算法增加了对于最小半径的限制, 这样能够对簇群数量进行限制, 以此避免热区问题。在小范围监测区域中, UCT2TSK 算法的优势还不算明显, 但当其处于大范围的监测区域时, 其性能有了明显差别, 说明算法的扩展性较强。另外, 算法在选取簇头的过程中, 各节点都包含独立的竞争半径以及簇头等级, 假设无线传感网的总体时间复杂度是  $O(1)$ , 则各节点在竞选簇头的过程中, 最多需要进行  $(n-1)$  次的对比分析, 所以该算法在网络中的时间复杂度是  $O(n^2)$ 。

### 3 结束语

随着科技的发展, 无线传感网的应用与研究越来越广

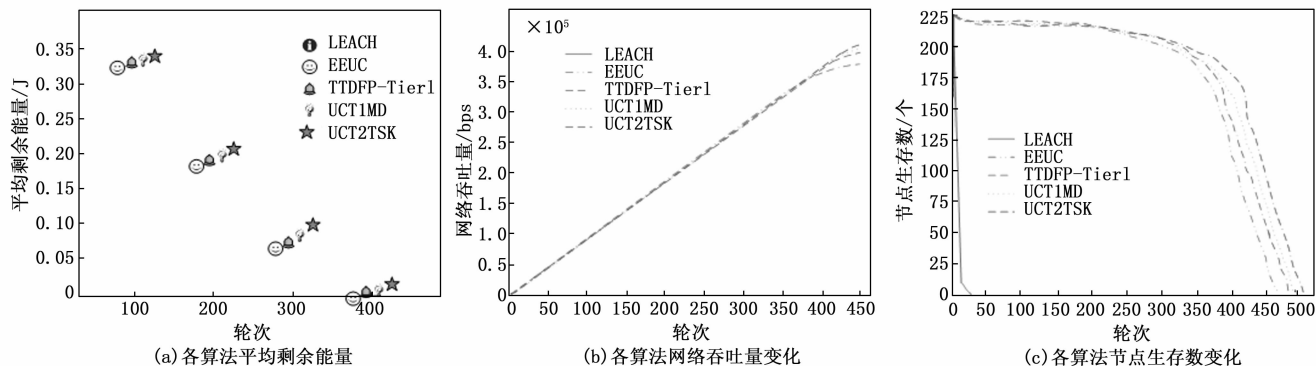


图 5 在 1 000 m×1 000 m 的检测范围中各算法性能对比

泛,其能耗问题是该领域一个重要的研究分支。研究为最大限度地降低网络的能量损耗,加长网络的存活时间,提出了一种基于区间二型 TSK 模糊系统和高效数据融合的非均匀分簇路由算法,首先对算法选取逻辑等进行了详细分析,然后就是根据该算法建立模型,包括网络模型和损耗模型等,对重要的分簇过程等进行了详细描述,展现了整个算法网络的工作流程。最后,研究在 Matlab 平台对该算法网络,进行了各项指标检测,并引入其余 4 种算法,进行对照实验分析。实验分为  $200\text{ m} \times 200\text{ m}$  以及  $1\ 000\text{ m} \times 1\ 000\text{ m}$  监测大小的运行区域,在小范围区域中,各算法之间的差距相对较小,从剩余能量大小指标来看,UCT2TSK 算法相比于 LEACH 算法,其剩余能力均值大幅提升了 49.7%;与 EEUC 算法相比,上升了 20.4%;与 TTDFP-Tier1 算法相比,上升了 10.8%;与 UCT1MD 算法相比,则上升了 9.2%。在大范围区域中,从 HND 指标来看,UCT2TSK 算法比 LEACH 算法提升了 98.7%,比 EEUC 算法、TTDFP-Tier1 算法以及 UCT1MD 算法,分别提升了 9.1%、5.5%、2.9%。综上,研究采用算法的性能最佳。但是本次研究同样存在一些不足之处,比如模糊系统的规则库是基于专家经验的固定信息,场景切换时可能会受到该方面的限制,在后续研究中,应着重于规则库的改善优化。

#### 参考文献:

- [1] 杨治秋,陈丽敏,张丹. 无线传感器网络中基于邻域的恶意节点检测 [J]. 湖北农业科学, 2020, 59 (5): 142-144.
- [2] 王晨宇,汪定,王菲菲,等. 面向多网关的无线传感器网络多因素认证协议 [J]. 计算机学报, 2020, 43 (4): 683-700.
- [3] 武一,李家兴,范书瑞,等. 基于最佳簇半径的无线传感器网络分簇路由算法 [J]. 现代电子技术, 2021, 44 (4): 23-26.
- [4] 胡润彦,李翠然. 基于模糊控制的自供能无线传感器网络分簇算法 [J]. 计算机应用, 2020, 40 (9): 2691-2697.
- [5] 李洪兵,刘子路,陈强,等. 基于分级邻近节点的无线传感器网络分簇路由算法 [J]. 计算机工程, 2020, 46 (6): 187-195.

(上接第 89 页)

- [21] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2018: 4510-4520.
- [22] ZHOU D, HOU Q, CHEN Y, et al. Rethinking bottleneck structure for efficient mobile network design [C] //Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow, UK, 2020: 680-697.
- [23] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [J]. Arxiv Preprint Arxiv: 1511.07122, 2015.
- [24] XIE S, TU Z. Holistically-nested edge detection [C] //Pro-

- [6] PALANIKUMAR R, RAMASAMY K, RAGAVAN P S. Faulty node detection and recovery scheme for large-scale wireless sensor network using hosted cuckoo optimization algorithm [J]. International Journal of Communication Systems, 2022, 35 (9): 5143-5163.
- [7] SINGH H, SINGH D. Multi-level clustering protocol for load-balanced and scalable clustering in large-scale wireless sensor networks [J]. The Journal of Supercomputing, 2019, 75 (7): 3712-3739.
- [8] 刘涛,庞博. 基于遗传算法的异构无线传感器网络分簇算法 [J]. 现代电子技术, 2022, 45 (5): 25-30.
- [9] 冯钧,孔建寿,王刚. 一种基于能量补给的无线传感器网络分簇单跳路由协议 [J]. 计算机科学, 2020, 47 (S01): 278-282.
- [10] 杨佳,刘晓丽,许强. 一种新的异构无线传感器网络分簇路由协议 [J]. 传感器与微系统, 2020, 39 (4): 121-128.
- [11] 蔡秀梅,胡可欣,李伟,等. 基于无线传感器网络分簇算法的能量优化研究 [J]. 计算机仿真, 2020, 37 (12): 253-257.
- [12] 张梅琼. 无线传感器网络分簇中能耗均衡控制方法仿真 [J]. 计算机仿真, 2020, 37 (6): 452-456.
- [13] 欧阳一鸣,贾博远,李建华,等. WiNoC 中无线通信拥塞与故障感知的容错路由算法 [J]. 电子学报, 2020, 48 (4): 662-669.
- [14] 刘辰屹,徐明伟,耿男,等. 基于机器学习的智能路由算法综述 [J]. 计算机研究与发展, 2020, 57 (4): 671-687.
- [15] 张露青,陈爱康,顾玖,等. 基于多能源网络路由算法的区域能源广域网协同规划 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40 (23): 7499-7511.
- [16] 林丽. 机电自动化控制中传感器技术的应用探讨 [J]. 中国新通信, 2021, 23 (17): 107-108.
- [17] 万振,刘晓龙,赵卫康. 对医院管理与信息化技术高效融合的探讨 [J]. 生物医学工程与临床, 2020, 24 (4): 470-475.
- [18] 李登,徐东明. 无线传感器网络 LEACH 算法的改进 [J]. 计算机工程与设计, 2020, 41 (7): 1852-1857.
- [19] 宋才华,邓乾. 基于人工智能方法的电力系统动态等值的应用研究 [J]. 微型电脑应用, 2020, 36 (1): 134-137.
- [20] ... proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1395-1403.
- [25] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. Arxiv Preprint Arxiv: 1409.1556, 2014.
- [26] LIU Y, CHENG M, HU X, et al. Richer convolutional features for edge detection [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 3000-3009.
- [27] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C] //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 3431-3440.