

Research on Energy-Sharing Economic Mechanisms Integrating AoEI-Driven Approaches and Digital Twin Technology

Author Name

Department/School

University Name

City, Country

email@university.edu

摘要—本文面向无线传感器网络（WSN）能量受限与信息时效性不足的双重挑战，提出一套以经济学机制为先导、以工程技术为落地的一体化能量共享框架。核心思想是将“能量信息年龄（Age of Energy Information, AoEI）”内生化为价格信号，驱动“何时/对谁/以何强度”触发传能；并以数字孪生化的 **InfoNode** 提升状态可得性与市场透明度，配合机会主义信息上报、去重与动态等待以降低通信能耗与冗余开销；同时采用面向能量传输的专用路由 **EETOR**（效率阈值 + 最大跳数 + 弱势保护）抑制低效多跳，再结合传输时长/额度的自适应决策与预算清算、分位数阈值与动态预算等非平稳鲁棒策略。该机制在不改变物理资源总量的前提下，通过价格化触发、状态可得性与路径外部性治理，协同实现效率、均衡/公平、时效与寿命四维度的联合提升，并在理论与实证上呈现“动态帕累托边界外移”。在多类典型拓扑与网络规模设置下，本研究与“无共享、Lyapunov、DurationAware、DQN、DDPG”等代表性基线进行对比并开展系统化消融；结果显示：在寿命、能量效率与均衡/公平等核心指标上取得统计显著改进，低效多跳占比与通信开销显著降低。上述证据验证了“经济学机制—技术实现”的可解释设计在 WSN 能量共享中的有效性与普适价值。

Index Terms—无线传感器网络，能量共享，AoEI，数字孪生，经济机制

I. INTRODUCTION

大规模边缘 IoT 系统（Edge IoT Systems）支撑智慧农业、智慧城市、工业互联网等关键基础设施，其核心挑战在于长期无人值守条件下保持网络寿命、能量平衡与信息新鲜度。无线传感器网络（Wireless Sensor Networks, WSN）只是其中一种典型实例：能量受限的

WSN 设备已经嵌入智慧农业、智慧城市环境监测、分布式结构健康监测以及工业 IoT 系统等场景，必须在缺乏维护的情况下稳定运行数月乃至数年。由此，IoT sustainability、edge intelligence 与 self-optimizing IoT 的系统级需求日益凸显，而信息与能量过程彼此分裂导致的结构性瓶颈愈发严重。

能量受限的 WSN 设备已经成为智慧农业、智慧城市空气质量监测、分布式结构健康监测以及工业 IoT 的边缘 IoT 基元，这些节点往往需要在无人维护的状态下连续运行数月乃至数年，使得可持续能量共享、信息新鲜度与跨层协调成为 IoT 生态的根本挑战。因此，本研究所关注的问题并非单纯的 WSN 工程优化，而是关于“如何构建一个 IoT-centric system，使信息过程与能量过程在非平稳环境中得到根本耦合，从而同时提升网络寿命与能量平衡？”。

现有研究多采用工程优化思路，包括节能调度、链路选择、机会式路由、Lyapunov 优化以及多目标调度等方法。这些方法确实能够在既定系统条件下提升能量利用效率或在特定配置下实现局部最优。然而，这些方法都存在一个共同的结构限制：其优化过程本质上受限于既定的系统框架，往往在延长网络寿命与平衡能量分布之间难以同时兼顾。从方法论视角看，此类方法遵循的是“约束内优化”范式，其改进表现为在既定约束条件下寻求更优解，但难以从根本上解决网络寿命与能量平衡的协同优化问题。

在传统能量共享 WSN 中，能量预算、链路容量、信息时延、通信开销与公平性约束均作为外生且固定的系统前提存在。这些固定约束使得系统在延长网络寿命与平衡能量分布之间难以同时优化。传统方法往往面临以下困境：延长网络寿命需要减少能量传输以降低整体消耗，但这会加剧能量分布不均衡；而平衡能量分布需要频繁的能量共享，但这又会加速能量消耗，缩短网络寿命。在此框架下设计的优化算法，都难以同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。在传统 WSN 系统中，通常存在 sink 节点负责收集和处理传感器节点上传的数据，并将其传输到云端进行进一步处理。sink 节点通常具有较高的能量储备，但 sink 节点周围的传感器节点容易因频繁参与中继转发或能量共享而被耗尽能量，导致过早死亡并形成能量空洞，如何处理能量空洞也是当前 WSN 系统中的一个重要问题。

当系统框架本身不发生改变时，传统能量共享 WSN 难以进一步突破的一个重要原因是其性能瓶颈不是技术层面的，而是系统设计层面的。传统能量共享 WSN 在其默认的决策规则中隐含了多项机制性限制：未考虑到信息年龄这一通信量、节点状态不可得或滞后，从而局限于信息独立于能量系统，导致高昂的通信开销进而形成能量空洞，网络能量分布失衡等问题。基于此，本文提出一个 **IoT-centric 信息与能量双生系统**，从根本上整合能量与信息，通过智能识别关键节点、优化传输路径、动态调整传输策略，在不增加总能量预算的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。该系统通过 IoT-centric architecture 实现信息—能量协同，架构包含 **Proposed IoT Edge Architecture** 统筹视角，并由 **IoT Information Layer**、**IoT Digital-Twin Layer**、**Cross-Layer Scheduling Layer**、**Opportunistic IoT Routing Layer** 与 **Edge Visualization Layer** 五个功能层协同驱动。图 ?? 给出了本文提出的系统模型架构。

系统的运行机制如下：**IoT Information Layer** (Information Layer) 通过能量信息年龄优先级技术 (Age-of-Energy-Information, AOEI) 持续监测各节点的能量信息年龄，系统维护一个动态 AOI 上限，当节点的能量信息年龄达到该上限时触发能量共享需求信号，同时将 AOEI 值作为关键因素纳入多个奖励函数，用于优化能量传输决策和路径选择。该技术将“能量

信息新鲜度 \times 能量紧迫度”作为非中心节点的内生优先级信号，动态驱动能量共享触发、排序和预算清算，突破传统效率—公平权衡。**IoT Digital-Twin Layer** (Virtual Node Layer) 通过数字孪生状态同步技术为每个物理节点维护一个数字孪生账户，在节点的真实信息尚未上报到 sink 节点之前，通过理论能量计算（基于能量衰减模型、太阳能采集模型等物理方法）维护虚拟节点能量表，实现低通信开销下的实时高保真状态同步，显著减少因信息滞后导致的错误调度与资源浪费，确保系统在低通信开销下保持全局状态的新鲜度。**Cross-Layer Scheduling Layer** (Scheduling Layer) 基于 AOEI 优先级信号和数字孪生账户提供的状态信息，采用自适应时长规划技术 (Adaptive Lyapunov Duration Planning, ALDP)，通过自适应参数的 Lyapunov 优化进行前瞻性传输能量时长规划，依据能量收益、损耗惩罚、信息时效惩罚和信息增益奖励四个因素对候选传输时长进行打分，动态选择综合收益最大的传输时长，使供能强度与传输时长随供需变化自适应调整，避免静态配给导致的长期效用损失。在此基础上，**Cross-Layer Scheduling Layer** 进行全局调度决策，识别能量紧迫且信息过时的节点作为受助者，选择能量充足且路径高效的节点作为施助者，在延长网络寿命与平衡能量分布间进行协调优化，实现能量与信息的协同优化。**Opportunistic IoT Routing Layer** (Routing Layer) 负责路径收集与中继决策，优先选择将其他路由的目标节点作为中继节点，形成多跳能量传输路径。在能量传输过程中，**Opportunistic IoT Routing Layer** 通过机会主义信息收集技术 (Energy-Efficient Transfer Opportunistic Routing, EETOR) 利用传输路径上的中继节点收集沿途节点的状态信息，将信息收集从独立的网络行为转变为能量传输的“副产品”，实现能量传输与信息收集的深度融合，从根本上整合能量与信息，降低通信开销。收集到的信息反馈回 **IoT Information Layer**，更新数字孪生账户状态，形成闭环反馈。**Edge Visualization Layer** 从 **IoT Digital-Twin Layer** 获取聚合状态，实时监控网络寿命、能量分布、网络状态与能量变化等关键指标。

该系统通过上述运行机制实现了信息与能量的深度融合：信息流自下而上汇聚形成虚拟节点状态与调度决策，能量流自上而下沿路由执行传输，同时在传输链路上回传状态信息，形成“信息驱动能量、能量承载

信息”的双生闭环。虚线表示节点信息流，实线表示能量调度信息流。通过这种机制设计，系统能够在不增加总能量预算的前提下，智能地识别关键节点、优化传输路径、动态调整传输策略，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。

本文的主要贡献如下：

1) 从系统设计角度系统性揭示了传统能量共享 WSN 在延长网络寿命与平衡能量分布之间难以同时优化的根本原因，说明信息滞后、路径损耗与静态规则共同限制了系统的优化能力；

2) 提出 IoT-centric 信息与能量双生系统，构建了全新的 IoT sustainability 资源调度框架。该系统通过 IoT-centric architecture 整合能量与信息系统，采用能量信息年龄优先级技术 (AOEI)、轻量级 IoT Digital-Twin、Cross-Layer Scheduling Layer 中的自适应时长规划技术 (ALDP) 与 Opportunistic IoT Routing Layer 的机会主义信息收集技术 (EETOR) 等关键技术，各技术相互耦合、协同工作，从根本上整合了能量与信息系统，以延长网络寿命、平衡能量分布并支撑 scalable deployment 为核心目标；

3) 从理论层面证明所提出系统能够在不增加总能量消耗的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡，并为 zero-touch autonomous IoT management 提供可复用的协调基础；

4) 通过仿真实验验证了系统的有效性，表明本文方法可在不增加总能量消耗的前提下显著延长首个节点死亡时间，降低能量变异系数 (CV)，提升网络整体能量均衡度，并展示 self-optimizing IoT 行为在 edge intelligence 任务中的可行性。

II. RELATED WORK

无线传感器网络 (WSN) 能量共享研究长期围绕节能调度、链路选择、机会式路由、Lyapunov 优化以及多目标调度等工程化策略展开。这些工作普遍在既定系统假设下追求局部性能提升，却难以突破信息滞后、路径损耗与静态资源配给的结构瓶颈。正如引言所述，传统方案遵循的是“约束内优化”范式：能量预算、通信开销与公平性约束均被视作外生条件，导致网络寿命与能量平衡无法协同跃升。

关键掣肘在于信息系统与能量系统相互独立。信息上报与能量传输分离，使得状态获取必须承担额外

通信开销，进一步削减节点能量并加剧能量空洞。为了延长网络寿命，调度器必须压缩能量流动频率，却因此无法及时平衡空间能量分布；而为追求能量均衡又不得不频繁共享能量，反向缩短寿命。性能瓶颈因此并非单一算法能力不足，而是系统设计缺乏信息—能量协同所致。

已有工作大体可分为三类系统设计思路：**局部优化型、集中调度型与分布式探索型**，但都未能建立信息—能量的一体化协同。

局部优化型系统以节能调度、链路选择、机会式路由、传输功率控制等工程手段为代表，通常在静态或准静态假设下调优局部指标。它们侧重减少节点能量不均衡、缩短传输路径或抑制能量损耗，却把状态时效性视为外部输入：信息由固定周期或静态阈值触发，无法根据能量紧迫度实时调整。信息上报的通信成本与能量传输完全分离，导致在提升寿命与维持能量均衡之间始终存在硬性权衡。

集中调度型系统依托 Lyapunov 优化、凸优化或混合整数规划，从全局视角推导可收敛的调度策略，并通过虚拟队列、先验权重等方式平衡不同目标。此类系统具备较强的理论保证，但高度依赖预设参数与完备信息，缺乏对非平稳环境、异构节点与突发事件的自适应能力。更重要的是，它们通常要求节点独立上报最新状态，调度器再集中决策，信息与能量流仍然沿两条相互独立的通道运行。

分布式探索型系统近年利用分布式资源分配、AOEI 度量、数字孪生、深度强化学习或机会式中继等概念，以期降低中心节点压力并提升可扩展性。然而，多数研究只是在局部模块试验某一功能：AOEI 被当作性能指标而非调度信号，数字孪生用于离线监测或仿真而未与能量分配闭环，强化学习依赖高频状态采样而难以在信息滞后场景稳定运行。由于缺乏统一的优先级、账户、协调与路径治理体系，信息收集依旧需要独立通信，沿途节点也未被系统性地纳入状态采集流程。

尽管上述各阶段取得一定进展，信息/能量分离依旧导致典型的系统级失效。可以识别出四类关键系统缺口，均源于状态更新与能量调度无法同源：

(i) **优先级信号缺位导致系统解耦**——信息新鲜度、价值与紧急性缺乏统一量化，信息龄 (AOEI) 未能内生为调度信号，触发传能的时机和强度无法与系



图 1. 系统模型示意图。信息自下而上汇聚形成虚拟节点与调度决策，能量自上而下沿路由执行传输，同时在传输链路上回传状态信息，最终在Edge Visualization Layer统一展示。

统目标一致。

(ii) 信息基础设施薄弱导致独立通信开销——状态感知、时间同步、AOEI度量、节点上报协议等底座仍依赖静态或粗粒度上报（典型间隔 ≥ 30 分钟），缺少事件驱动与跨层一致性，使调度、路由与IoT Information Layer状态错位。最关键的是，信息上报仍无法附着于传能路径，必须独立通信，进一步侵蚀能量预算并诱发信息不对称。

(iii) 传输时长静态化阻碍协同——多数调度算法预设固定传输时长，忽视路径效率、受助节点紧迫度与信息价值，无法通过自适应Lyapunov规划在寿命、效率与公平之间取得动态平衡。

(iv) 路径选择未嵌入信息收集——通用路由准则重吞吐、轻能量效率阈值 η_{th} ，缺乏跨周期的全局控制策略；多跳损耗难以抑制，且中继节点未被视为实时状态采集点，信息收集仍是独立网络行为。

基于系统设计逻辑，必须同时重构优先级形成、状态透明、时长规划与机会主义上报四大系统要素，才能

真正打通信息与能量双生循环。本文据此构建了一个结合“优先级形成 + 信息透明 + 时长规划 + 机会主义上报”的系统框架，四个系统要素（AOEI优先级化、数字孪生状态同步、ALDP自适应时长规划、EETOR机会主义上报）共同实现**信息与能量双生系统**。针对上述缺口，本文在统一框架下的要素映射见表 ??，形成“低开销—高时效—强可解释”的系统范式，并以“性能边界外移”作为统一评估主张。

特别地，系统通过四个要素的协同工作，完成信息/能量的深度整合：**AOEI优先级要素**依据动态AOI上限触发路由终点上报，并将AOEI值纳入多个奖励函数；**数字孪生状态同步要素**在真实状态尚未抵达sink前由理论能量计算维护虚拟能量表，并沿传能路径同步，避免独立通信；**ALDP要素**利用自适应Lyapunov优化进行前瞻性的传能时长规划，将信息价值纳入供给决策；**EETOR要素**优先把其他路由目标节点纳入中继，沿传能路径采集并回传状态，使信息收集成为能量传输的伴生过程。

与既有研究相比, 本文构建了“系统要素—网络行为—性能结果”的可解释链条, 四大要素互相耦合、协同运行, 形成信息与能量双生系统, 为WSN能量共享提供一种高效、公平且可解释的系统化新范式。

此外, 现有文献鲜少触及引言中所述的IoT-centric系统协同: IoT Information Layer、IoT Digital-Twin Layer、Cross-Layer Scheduling Layer、Opportunistic IoT Routing Layer与Edge Visualization Layer往往被拆分为各自孤立的算法模块。主流设计通常将sink节点视作高能量的集中处理者, 却忽视其周边节点因频繁转发或能量共享而形成的能量空洞问题, 也缺少将状态透明化与路径效率阈值 η_{th} 联动的机制。相比之下, 本文提出的双生系统把AOEI驱动的优先级信号、数字孪生账户、ALDP时长规划与EETOR机会主义上报嵌入统一框架, 使信息沿能量路径回流、能量以信息反馈为先导, 进一步弥补了现有研究在跨层整合与闭环治理方面的缺口。

Digital Twin for IoT / Energy Cooperation in IoT

(A) Digital Twin in IoT: 数字孪生已被用于IoT设备管理、智能工厂与预测性维护, 其核心在于为每个物理节点构建虚拟代理以做运行状态映射。然而现有研究多强调高保真仿真或云侧诊断, 缺少面向边缘约束的轻量级实现。本文提出的IoT Digital-Twin Layer采用InfoNode账户构建轻量级IoT digital twin, 直接与能量调度和路径决策耦合, 从而支撑self-optimizing IoT与edge intelligence。

(B) Energy Cooperation in Edge IoT Systems: 现有IoT sustainability文献围绕energy neutral IoT devices、能量补偿调度与机会式能量共享展开, 但普遍缺乏信息-能量协同机制; 多数能量合作框架仍依赖独立的信息上报, 难以在scalable deployment中维持状态透明。本文的IoT-centric dual system把能量共享、信息新鲜度与跨层调度绑定于统一机制, 弥补了现有研究在energy cooperation与信息同步之间的空白。

III. MODELING

A. Real IoT Deployment Patterns

为确保所提出的IoT-centric信息-能量双生系统能够服务于真实世界的IoT sustainability需求, 本节首先总结三个具有代表性的边缘IoT部署模式, 并抽象出驱动系统设计的共性约束。

表 1
系统要素与实现载体的对应关系

系统要素	实现载体/功能
优先级信号化	AOEI (动态AOI上限确定上报时机, AOEI值纳入奖励函数)
信息透明化	数字孪生账户 (理论能量计算维护虚拟节点能量表)
时长规划优化	ALDP (自适应Lyapunov优化, 能量与信息协同优化)
机会主义上报	EETOR (利用传输路径上的中继节点收集信息, 整合能量与信息系统)

1) (A) 智慧农业: 智慧农业场景中, 传感节点随机且稀疏地 (random + sparse) 部署在农田或牧场, 节点间距不均导致通信链路条件高度异质。太阳能采集受季节、阴影与地形影响呈现极不稳定性, 一旦连续阴雨就可能形成长期能量空洞。土壤含水率、蒸散等关键变量必须保持空间连续性, 但节点死亡会造成监测数据稀疏 (data sparse), 直接削弱产量预测模型的准确性。因此, 部署需要一个“dual system”以避免能量空洞并保证覆盖度 (coverage): IoT Information Layer 利用自适应 AOI 阈值驱动信息上报, IoT Digital-Twin Layer 持续推演节点能量, 并通过 Cross-Layer Scheduling Layer 调节传能时长; 同时, Opportunistic IoT Routing Layer 在能量传输过程中顺带回收状态信息, 使智慧农业网络具备 self-optimizing IoT 能力。

2) (B) 智慧城市空气质量监测: 智慧城市监测网络常部署在楼宇与道路交错的空间, 城市遮挡导致太阳能收益差异巨大: 高层屋顶节点拥有充足可再生能量, 而街道阴影区域节点长期处于低能态, 形成极端能量不均衡。高楼附近的风廊效应与交通微气象也会造成信息更新滞后, 一旦状态信息落后, 路由与聚类调度容易失效 (routing/cluster failure)。IoT-centric architecture 通过信息-能量同步提高 QoS 与可靠性: IoT Information Layer 动态感知信息新鲜度, Cross-Layer Scheduling Layer 根据数字孪生估计分配能量预算, Opportunistic IoT Routing Layer 将信息回传嵌入能量传输链, 实现 zero-touch autonomous IoT management。这样即可在高遮挡环境中维持 edge intelligence 推理所需的数据质量。

3) (C) 工业物联网: 工业物联网 (IIoT) 部署在异构电磁环境中, 不同车间或设备分区存在强烈的电

磁噪声差异，导致能源采集与无线能量传输效率随空间剧烈波动。现场设备的信息上报成本高昂，往往需要与生产控制网络共享带宽，同时 AI 模型又必须依赖 fresh data。AOEI 与轻量级数字孪生的耦合（AOEI + digital twin）更适合这类缺乏实时信息的工业场景：IoT Digital-Twin Layer 维持虚拟节点账户，Cross-Layer Scheduling Layer 基于 Lyapunov 规划推断传能时长，Opportunistic IoT Routing Layer 通过机会主义路径实现能量驱动的信息回流，Edge Visualization Layer 则支撑运维人员实时掌握工业现场状态，实现 scalable deployment 与 edge intelligence 的协同。

上述三种典型 IoT 部署共享相同的结构性约束：(i) 可再生能源高度非平稳；(ii) 空间能量分布极不均匀；(iii) 由于通信成本和干扰，信息更新存在严重时延。这些共性直接催生了本文提出的信息-能量双生系统：通过 IoT-centric architecture 实现信息-能量协同，使 IoT sustainability 与零人工干预的自演化能力成为同一系统框架内的内生属性，从而在异质部署、10k+ 节点规模与 heterogeneous IoT devices 环境下维持自适应、self-optimizing IoT 行为。

B. System Model

本章建立不依赖具体实现细节的抽象化模型，强调以机制与约束为主线刻画系统要素，为下一章机制要素的设计与实现提供统一的语义空间与约束基础，从而使同一套机制化设计能够在后续章节中映射到不同的算法实例与实验场景。为便于后续讨论，本节首先给出本文建模中常用的符号与参数表（完整含义与单位见表??），以确保建模符号体系的一致性。

在此基础上，本节采用分层建模方法展开描述。首先从节点视角进行建模，刻画节点的能量状态、采集能力、消耗特性与传输效率等核心属性，并建立物理节点与虚拟信息节点（数字孪生账户）之间的对应关系，用于支撑跨层调度与状态推理。随后从整体场景出发，分别从网络结构、环境供给与链路特性三个维度构建具备普适性的能量共享模型。通过该分层方式，可为后续机制设计与性能评估提供统一、结构化且可扩展的建模框架。

C. Node Modeling

网络由普通传感器节点与 sink 节点组成。sink 节点是网络中的汇聚与控制节点，负责集中接收全网数

表 II
符号与参数说明

符号	说明
\mathcal{N}, i	节点集合与节点索引
$C_i, E_i(t)$	节点 <i>i</i> 电池容量与时刻 <i>t</i> 剩余能量
$\theta_i^{\text{low}}, \theta_i^{\text{high}}$	低/高能量阈值
$\mathbf{x}_i(t), \mathbf{v}_i(t), v_{\max}$	节点位置、速度与最大速度
$d_{ij}(t)$	节点对(<i>i, j</i>)的欧氏距离
$E_{\text{sen}}, E_{\text{com}}$	感知/计算能耗与通信能耗
$E_{\text{elec}}, \epsilon_{\text{amp}}, \tau$	电子学能耗、功放系数与路径损耗指数
B	传输比特数（或比特率相应时窗量化）
$\eta(d), \eta_0, \gamma$	无线能量传输效率模型参数
\mathcal{P}, H, H_{\max}	传能路径、跳数与最大跳数
$\eta_{\mathcal{P}}, \eta_{\text{th}}$	路径累计效率与效率阈值
$E_{\text{send}}, E_{\text{recv}}, E_{\text{loss}}$	发送/接收能量与损耗
$s_i, \eta_{\text{solar}}, A_i$	是否可采集、太阳能效率与面板面积
$G(t), G_{\max}, t_{\text{rise}}, t_{\text{set}}$	日内辐照度及其参数
$\zeta(t)$	天气扰动因子（有界、均值约为1）
$\text{AOEI}_i(t)$	节点 <i>i</i> 的能量信息年龄
V_0, λ	信息价值衰减模型参数
$w_{\text{aoei}}, Q_i, \tau$	AOEI权重、虚拟队列与传输时长

据、维护全局状态与调度信息，不参与能量传输，其自身能量在本模型中视为充足且不作为优化对象。普通传感器节点既具备能量采集（Energy Harvesting, EH）能力，也具备能量共享/传输（Energy Sharing, ES）能力，可在不同角色间动态切换：在能量充裕时作为供能者执行无线能量传输，在能量紧张时作为受能者发起请求，同时数字孪生账户在 sink 节点通过计算更新信息状态与需求。普通节点 $i \in \mathcal{N}$ 具备以下关键属性与动态过程：

- 能量状态：电池容量 C_i （典型值 3.5 mAh, 3.7 V），当前能量 $E_i(t)$ ，低/高阈值 $\theta_i^{\text{low}}, \theta_i^{\text{high}}$ 。
- 能量采集：若启用太阳能，基于日内辐照度模型 $G(t) = G_{\max} \sin(\pi(t - t_{\text{rise}})/(t_{\text{set}} - t_{\text{rise}}))$ 采集能量，转换效率 $\eta_{\text{solar}} = 0.2$ ，面板面积 $A = 0.1 \text{ m}^2$ 。
- 能量消耗：感知能耗 $E_{\text{sen}} = 0.1 \text{ J}$ ，通信能耗 $E_{\text{com}} = E_{\text{elec}}B + \epsilon_{\text{amp}}Bd^\tau$ （其中 B 为比特率， d 为距离， $\tau = 2$ 为路径损耗指数）。
- 能量传输效率：距离 d 处的无线能量传输效率 $\eta(d) = \eta_0/d^\gamma$ （ $\eta_0 = 0.6$, $\gamma = 2.0$ ，对应 1 米处最大效率 60%）。

在信息层，每个物理节点一一映射为在 sink 节点维护的虚拟节点（数字孪生账户），这些虚拟代理承载物理节点的实时状态、账户余额与历史轨迹，用作调度与路由过程中状态访问、预测与推理的接口，从而在不依赖

全局实时信息的情况下实现跨层决策联动。

D. Scenario Modeling

从网络结构、环境供给与链路特性三个层面描述：该三层建模共同构成一个具备普适性的无线能量共享场景：网络结构层允许从规则网格到随机部署乃至能量空洞的多样拓扑，适配环境监测、灾害应急和智慧城市等主流应用；环境供给层通过日内辐照度与天气扰动的混合建模呈现非平稳能源供给，能够覆盖太阳能、风能等异质采集背景；链路特性层则联动通信与能量传输效率、路径约束与损耗阈值，确保模型既贴合无线能量传输物理规律，又能映射到具备实际部署约束的多跳网络，从而为后续机制与算法分析提供通用而可落地的抽象环境。

- 网络结构：设节点集合为 $\mathcal{N} = \{1, \dots, N\}$ ，sink 节点记为 0 且不参与无线能量共享（wireless energy sharing）。节点 i 在时刻 t 的二维位置为 $\mathbf{x}_i(t) \in \mathbb{R}^2$ 。部署分布支持：

(a) 均匀随机： $\mathbf{x}_i(0) \sim \mathcal{U}([0, L] \times [0, L])$ ；

(b) 规则网格： $\mathbf{x}_i(0)$ 等间距栅格；

(c) 能量空洞：存在子域 $\Omega_{\text{hole}} \subset [0, L]^2$ ，使得 $\mathbb{P}(\mathbf{x}_i(0) \in \Omega_{\text{hole}})$ 降低，且 $\mathbb{E}[E_i(0) \mid \mathbf{x}_i(0) \in \Omega_{\text{hole}}]$ 偏低。

典型规模 $N \in [10, 100]$ 。模型支持可选的节点移动，其位置按如下方式更新：

$$\mathbf{x}_i(t + \Delta t) = \mathbf{x}_i(t) + \mathbf{v}_i(t) \Delta t, \quad \|\mathbf{v}_i(t)\| \leq v_{\max},$$

其中 $\mathbf{v}_i(t)$ 可取直线、往返或随机游走模型，以反映动态拓扑。

- 环境供给：若节点 i 具备采集能力（标识 $s_i \in \{0, 1\}$ ），其单位时间采集量建模为

$$E_{h,i}(t) = s_i \cdot \eta_{\text{solar}} A_i \cdot G(t) \cdot \Delta t,$$

其中转换效率 $\eta_{\text{solar}} \in (0, 1)$ 、面板面积 A_i ，日内辐照度

$$G(t) = G_{\max} \cdot \max \left\{ 0, \sin \left(\frac{\pi(t - t_{\text{rise}})}{t_{\text{set}} - t_{\text{rise}}} \right) \right\} \cdot \zeta(t), \quad (1)$$

$\zeta(t)$ 刻画天气扰动（如 $\mathbb{E}[\zeta] = 1$ 的有界噪声）。非平稳性由 $(t_{\text{rise}}, t_{\text{set}})$ 与 $\zeta(t)$ 共同引入。

- 链路特性：节点对 (i, j) 的距离 $d_{ij}(t) = \|\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{x}_j(t)\|_2$ 。能量传输效率

$$\eta(d_{ij}) = \min \left\{ 1, \max \left\{ 0, \frac{\eta_0}{d_{ij}^\gamma} \right\} \right\}, \quad \eta_0 \in (0, 1), \gamma \in [2, 4]$$

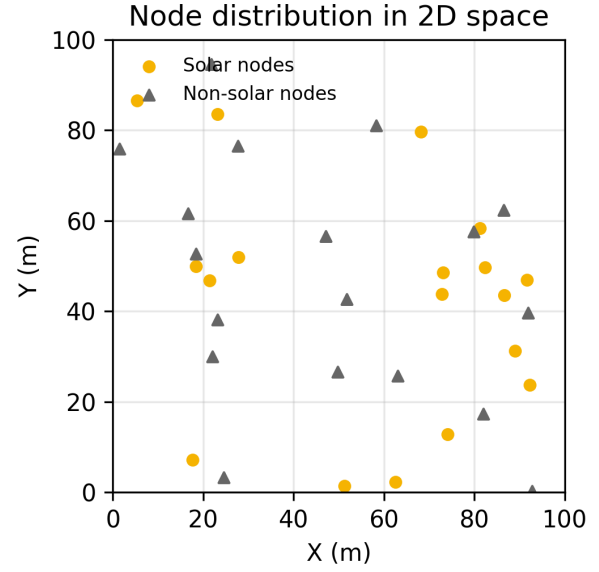


图 2. 网络拓扑示意图。

多跳路径 $\mathcal{P} = (i = v_0 \rightarrow v_1 \rightarrow \dots \rightarrow v_H = j)$ 的总效率 $\eta_{\mathcal{P}} = \prod_{k=0}^{H-1} \eta(d_{v_k v_{k+1}})$ 。通信能耗采用常用模型（发送/接收）

$$\begin{aligned} E_{\text{tx}} &= E_{\text{elec}} B + \epsilon_{\text{amp}} B \cdot d_{ij}^\tau, \\ E_{\text{rx}} &= E_{\text{elec}} B, \end{aligned}$$

其中 τ 为路径损耗指数、 $\epsilon_{\text{amp}} > 0$ 。单次无线能量共享（wireless energy sharing）发送量 E_{send} 的有效接收

$$E_{\text{recv}} = \eta_{\mathcal{P}} \cdot E_{\text{send}}, \quad E_{\text{loss}} = E_{\text{send}} - E_{\text{recv}}.$$

系统施加最大跳数 H_{\max} 与效率阈值 η_{th} ，仅允许 $\eta_{\mathcal{P}} \geq \eta_{\text{th}}$ 且 $H \leq H_{\max}$ 的路径，以抑制极低效路径并保障全局能效与公平。

在能量守恒下，节点能量演化为

$$E_i(t + \Delta t) = \min \left\{ C_i, E_i(t) - E_{\text{sen},i}(t) - E_{\text{com},i}(t) - E_{\text{send},i}(t) + E_{h,i}(t) + E_{\text{recv},i}(t) \right\}, \quad (2)$$

其中 C_i 为电池容量， $E_{\text{sen},i}$ 为感知/计算能耗， $E_{\text{com},i}$ 为通信能耗。上述三层（结构/供给/链路）与能量演化共同定义机制运行的语义空间与外生扰动，为后续决策与评估提供统一背景与可检验假设。

IV. 系统设计：信息与能量双生系统

A. 核心问题与系统设计

当系统框架本身不发生改变时，传统能量共享 WSN 难以进一步突破的一个重要原因是其性能瓶颈不是技术层面的，而是系统设计层面的。传统能量共享 WSN 在其默认的决策规则中隐含了多项机制性限制：未考虑到信息年龄这一通信量、节点状态不可得或滞后，从而局限于**信息系统独立于能量系统**，导致高昂的通信开销进而形成能量空洞，网络能量分布失衡等问题。

只有通过系统设计创新，使系统能够智能地识别关键节点、优化传输路径、动态调整传输策略同时整合能量与信息系统，降低通信开销，才可能在不增加总能量预算的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。基于此，本文提出一个**信息与能量双生系统**，从根本上整合能量与信息系统，通过 IoT-centric architecture 实现能量与信息的深度融合与协同优化。

IoT-centric architecture 共同实现了信息与能量双生系统，从根本上整合了能量与信息系统。本章将详细阐述每个 IoT-centric 层中的关键技术的核心作用、数学模型、算法实现以及技术间的耦合关系，说明它们如何协同工作，共同解决“信息系统独立于能量系统”这一核心问题。

假设网络在时刻 t 的状态包括节点能量 $E_i(t)$ 、拓扑与链路特性 d_{ij} 、环境能量采集 $H_i(t)$ 以及信息状态 $A_i(t)$ 等。我们关心的核心目标包括：（1）**网络寿命**——首个节点死亡时间 T_{death} 最大化，即尽可能延长网络生存时间；（2）**能量平衡**——能量变异系数（CV）和能量方差最小化，即尽可能平衡各节点间的能量分布。现有 WSN 的调度算法通常在这两个目标之间难以同时优化：延长寿命需要减少能量传输，但这会加剧能量不平衡；平衡能量需要频繁传输，但这又会加速能量消耗。本章则通过 IoT-centric architecture 设计，在不增加总能量消耗的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。

B. IoT Information Layer: AOEI 能量信息年龄优先级技术

1) 核心作用与问题解决：**IoT Information Layer** 通过 AOEI 能量信息年龄优先级技术持续监测各节点的

能量信息年龄。系统维护一个动态 AOI 上限，当节点的能量信息年龄达到该上限时触发能量共享需求信号；同时，AOEI 值作为关键因素被纳入多个奖励函数，用于优化能量传输决策和路径选择。该技术将“能量信息新鲜度 \times 能量紧迫度”作为非中心节点的内生优先级信号，动态驱动能量共享触发、排序和预算清算，突破传统效率—公平权衡。

传统 WSN 调度缺少可解释的内在优先级信号，往往依赖过期状态或静态阈值，导致“该救的不救、该等的不等”的资源错配。更重要的是，传统方法中信息系统的优先级信号与能量系统的决策相互独立，无法有效整合，这正是“信息系统独立于能量系统”问题的典型表现。为了突破这种局限，AOEI 能量信息年龄优先级技术将信息新鲜度（AOEI）与节点能量紧迫度统一映射为优先级信号，使信息与能量系统耦合，并据此驱动传能触发和排序，从根本上整合能量与信息系统。

2) 数学模型：形式上，我们将 $A_i(t)$ 定义为节点 i 当前的信息年龄（Age of Energy Information），信息量记为 $I_i(t)$ 。信息价值由指数衰减模型给出：

$$V_i(t) = V_0 e^{-\lambda A_i(t)} \times I_i(t), \quad (3)$$

其中 V_0 为归一化常数， λ 为衰减系数。为了将信息价值与能量需求统一为可比较的触发与排序依据，我们进一步定义节点 i 的优先级信号为

$$P_i(t) = f(V_i(t), \Delta_i(t), \omega_i(t)), \quad (4)$$

其中 $\Delta_i(t) = \theta_i - E_i(t)$ 表示能量缺口， $\omega_i(t)$ 为公平权重（例如对弱势节点加权）， f 为组合函数。优先级高表示节点更急需能量。

动态 AOI 上限机制：系统为每个节点维护一个动态 AOI 上限 $A_{\max,i}(t)$ ，该上限根据信息量动态调整：

$$A_{\max,i}(t) = \frac{A_{\max,0}}{1 + I_i(t)/\gamma}, \quad (5)$$

其中 $A_{\max,0}$ 为基准 AOI 上限， γ 为刻度因子。信息量越大，AOI 上限越小，促使节点更快上报，减少信息滞后。当节点的信息年龄 $A_i(t) \geq A_{\max,i}(t)$ 时，触发能量信息上报。

智能被动传能方法给出了以下三项触发指标：

1) 低能量节点比例：

$$r_{\text{low}}(t) = \frac{|\{i \mid E_i(t) < \theta_i^{\text{low}}\}|}{N}, \quad (6)$$

当 $r_{\text{low}}(t)$ 超过设定阈值 r_{crit} 时触发传能；

2) 能量变异系数：

$$CV(t) = \frac{\sigma(E_1(t), \dots, E_N(t))}{\mu(E_1(t), \dots, E_N(t))}, \quad (7)$$

当 CV 超过阈值 CV_{th} 时触发传能；

3) 极低能量节点：若存在节点 i 满足 $E_i(t) < 0.5\theta_i^{\text{low}}$ ，则立即触发传能。

为了避免频繁触发，算法引入检查间隔 T_{check} 与冷却期 T_{cool} 。当时间不在检查时刻或冷却期尚未结束时，直接返回“不触发”。同时，若检测到极低能量节点，则绕过冷却期以实现抢占式触发。

3) 算法实现：AOEI能量信息年龄优先级技术的算法实现包括三个核心部分：动态AOI上限计算、能量信息上报触发判断和能量传输触发判断。下面详细阐述每个部分的实现细节。

1. 动态AOI上限计算与上报触发：

该部分的核心是根据节点当前的信息量动态调整AOI上限，当信息年龄达到上限时触发能量信息上报。具体实现流程如下：

Require: 当前时刻 t ，节点信息年龄 $A_i(t)$ ，信息量 $I_i(t)$ ，基准AOI上限 $A_{\text{max},0}$ ，刻度因子 γ

Ensure: 是否触发能量信息上报

1: 步骤1：计算动态AOI上限

$$2: A_{\text{max},i}(t) \leftarrow A_{\text{max},0} / (1 + I_i(t)/\gamma)$$

3: {信息量越大，AOI上限越小，促使节点更快上报}

4:

5: 步骤2：判断是否触发上报

6: **if** $A_i(t) \geq A_{\text{max},i}(t)$ **then**

7: **return** True {信息年龄达到上限，触发能量信息上报}

8: **else**

9: **return** False {信息年龄未达上限，继续等待}

10: **end if**

实现细节说明：

- 自适应调整机制：当节点信息量 $I_i(t)$ 增加时，分母 $(1 + I_i(t)/\gamma)$ 增大，导致 $A_{\text{max},i}(t)$ 减小，从而缩短上报等待时间，确保重要信息及时上报。
- 参数设置：基准AOI上限 $A_{\text{max},0}$ 通常设置为30-60分钟，刻度因子 γ 根据网络规模和信息量分布调整，典型值为100-500。

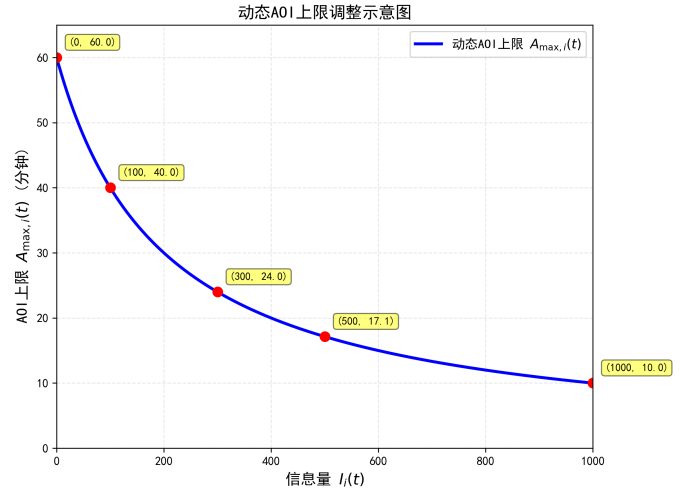


图 3. 动态AOI上限调整示意图。横轴为信息量，纵轴为AOI上限。信息量越大，AOI上限越小，促使节点更快上报。

- **触发时机：**当 $A_i(t) \geq A_{\text{max},i}(t)$ 时，节点立即触发能量信息上报，避免信息过度滞后。

图 ?? 说明：曲线展示了随着信息量 $I_i(t)$ 增大，动态阈值 $A_{\text{max},i}(t)$ 如何以反比例收缩。左端（信息量低）对应容忍更长的等待时间以节省通信，右端（信息量高）则迅速下压阈值，确保高价值数据立即触发上报。图中多个标注点对应典型信息量档位，帮助调度器在仿真中设定不同业务场景下的触发区间。

2. 能量传输触发判断：

该部分根据网络整体能量状态判断是否需要触发能量传输，包括低能量节点比例、能量变异系数和极低能量节点三个指标。

Require: 当前时刻 t ，节点能量集合 $\{E_i(t)\}_{i=1}^N$ ，阈值 θ_i^{low} 、 r_{crit} 、 CV_{th} ，检查间隔 T_{check} 和冷却期 T_{cool}

Ensure: 是否触发传能

1: 步骤1：检查触发时机

2: **if** $t \bmod T_{\text{check}} \neq 0$ **or** $(t - \text{last_transfer_time}) < T_{\text{cool}}$ **then**

3: **return** False {不在检查时刻或处于冷却期，不触发}

4: **end if**

5:

6: 步骤2：计算能量状态指标

7: 计算低能量节点比例: $r_{\text{low}}(t) \leftarrow |\{i \mid E_i(t) < \theta_i^{\text{low}}\}| / N$

8: 计算能量变异系数: $CV(t) \leftarrow$

$$\sigma(E_1(t), \dots, E_N(t)) / \mu(E_1(t), \dots, E_N(t))$$

9:

10: **步骤3: 判断是否触发传能**11: **if** $r_{\text{low}}(t) > r_{\text{crit}}$ **or** $CV(t) > CV_{\text{th}}$ **then**12: **return** True {能量分布失衡, 触发传能}13: **else if** $\exists i : E_i(t) < 0.5\theta_i^{\text{low}}$ **then**14: **return** True {存在极低能量节点, 立即触发 (绕过冷却期) }15: **else**16: **return** False {能量状态正常, 不触发}17: **end if****实现细节说明:**

- **检查间隔机制:** T_{check} 通常设置为10-30分钟, 避免频繁检查造成计算开销。
- **冷却期机制:** T_{cool} 通常设置为30-60分钟, 防止连续触发导致能量浪费。
- **抢占式触发:** 当检测到极低能量节点 ($E_i(t) < 0.5\theta_i^{\text{low}}$) 时, 绕过冷却期立即触发, 确保关键节点及时获得能量。
- **多指标融合:** 同时考虑低能量节点比例和能量变异系数, 全面评估网络能量分布状态。

3. AOEI值纳入奖励函数:

AOEI值作为关键因素被纳入多个奖励函数, 用于优化能量传输决策和路径选择。具体应用包括:

- **路径选择奖励函数:** 在路径选择时, 优先选择能够降低目标节点AOEI的路径:

$$R_{\text{path}} = w_{\text{aoei}} \cdot (A_{\text{before}} - A_{\text{after}}),$$

其中 A_{before} 和 A_{after} 分别为传输前后的AOEI值, w_{aoei} 为权重系数。

- **传输时长优化奖励函数:** 在Cross-Layer Scheduling Layer的ALDP自适应时长规划技术中, AOEI值被纳入时效惩罚项, 详见Cross-Layer Scheduling Layer部分。

上述技术确保优先级信号由节点能量与信息新鲜度内生生成, 减少了传能误配和能量浪费, 为延长网络寿命和平衡能量分布奠定基础。

4) **技术耦合关系:** AOEI能量信息年龄优先级技术作为IoT Information Layer的核心技术, 与其他层技术紧密耦合。一方面, IoT Digital-Twin Layer的数字

孪生账户提供及时的节点状态信息, 使得优先级信号和触发判断基于新鲜数据; 另一方面, 触发决策确定了何时进行能量传输, 为后续Cross-Layer Scheduling Layer和Opportunistic IoT Routing Layer提供触发事件。具体而言, 优先级触发选定受助者与施助者后, 会调用Cross-Layer Scheduling Layer的ALDP自适应时长规划技术决策传输时长; 在选择路径并确定节点对后, Opportunistic IoT Routing Layer的EETOR机会主义信息收集技术利用该路径上的中继节点收集沿途节点信息。反过来, 优先级技术中的公平权重 ω_i 可由数字孪生账户中的账户或历史数据提供, 优先级也间接影响信息报告的优先级和反馈。因此, IoT Information Layer、IoT Digital-Twin Layer、Cross-Layer Scheduling Layer和Opportunistic IoT Routing Layer在体系中形成连贯闭环, 共同驱动全局优化目标。

C. IoT Digital-Twin Layer: 数字孪生状态同步技术

1) **核心作用与问题解决: IoT Digital-Twin Layer** 通过数字孪生状态同步技术为每个物理节点维护一个数字孪生账户。在节点的真实信息尚未上报到sink节点之前, 通过理论能量计算 (基于能量衰减模型、太阳能采集模型等物理方法) 维护虚拟节点能量表, 实现低通信开销下的实时高保真状态同步, 显著减少因信息滞后导致的错误调度与资源浪费, 确保系统在低通信开销下保持全局状态的新鲜度。

信息不对称和系统不透明是能源共享系统中的主要障碍。若调度器无法获取实时状态, 便无法正确估值和匹配节点需求, 导致错误优先级分配和状态误判。传统方法中, 信息收集需要独立的通信开销, 形成“信息系统独立于能量系统”的问题。数字孪生状态同步技术通过在sink节点构建数字孪生系统, 利用能量传输路径同步状态, 避免独立的通信开销, 从而整合能量与信息系统。

2) **数学模型:** 为构建完整的系统透明层, 引入**数字孪生账户** 作为每个物理节点的数字孪生账户, 维护其最新、历史和预测状态, 并提供查询接口。对于实现IoT Digital-Twin Layer 数字孪生账户, 主要模型包括:

- 1) **理论能量计算模型:** 对于节点 i , 在时刻 t 的理论能量 $E_i^{\text{est}}(t)$ 基于上一次已知能量 $E_i(t_0)$ (t_0 为上

次上报时间) 计算:

$$E_i^{\text{est}}(t) = \min \left\{ C_i, E_i(t_0) - E_{\text{cons},i}(t - t_0) + E_{h,i}(t - t_0) - E_{\text{send},i}(t - t_0) + E_{\text{recv},i}(t - t_0) \right\}, \quad (8)$$

其中 C_i 为电池容量, $E_{\text{cons},i}$ 为能量消耗 (感知+通信), $E_{h,i}$ 为能量采集 (太阳能), $E_{\text{send},i}$ 和 $E_{\text{recv},i}$ 分别为发送和接收能量 (基于已知的传输计划)。

2) 信息价值函数:

$$V_{\text{info}}(t) = \text{info_volume}(t) \times e^{-\beta \text{waiting_age}(t)}, \quad (9)$$

其中 info_volume 为未上报的信息量, waiting_age 为等待时长 (当前时间减去 $\text{info_waiting_since}$), β 为衰减系数。

3) 自适应等待时间: 为平衡信息价值与通信开销, 最大等待时长根据信息量动态调整:

$$T_{\text{max}}^{\text{adaptive}} = \frac{T_{\text{max}}}{1 + \text{info_volume}/\gamma}, \quad (10)$$

其中 T_{max} 为基准等待时间, γ 为刻度因子。信息量越大, $T_{\text{max}}^{\text{adaptive}}$ 越小, 促使节点更快上报, 减少信息滞后。

4) 强制上报与去重机制: 若等待时间超出上限或信息价值低于阈值, 则触发强制上报; 上报沿传能路径顺带进行, 并基于源节点集合去除重复信息。

3) 算法实现: 数字孪生账户实现维护每个节点的信息量、等待时间和上报标记。更新流程包括理论能量估算、信息上报触发和状态同步三个核心步骤。下面详细阐述每个步骤的实现细节。

1. 理论能量估算:

对于每个节点 i , 如果 $t - t_{\text{last_update},i} > 0$ (即存在信息滞后), 则基于物理模型估算当前能量。具体实现如下:

Require: 节点 i , 当前时刻 t , 上次更新时刻 t_0 , 上次已知能量 $E_i(t_0)$, 已知传输计划

Ensure: 估算能量 $E_i^{\text{est}}(t)$

- 1: 步骤1: 计算基础能量变化
- 2: $\Delta t \leftarrow t - t_0$ {时间间隔}
- 3: $E_{\text{cons}} \leftarrow E_{\text{sen}} \cdot \Delta t + E_{\text{com}} \cdot \Delta t$ {能量消耗}
- 4: $E_{\text{harvest}} \leftarrow \eta_{\text{solar}} \cdot A_i \cdot G(t) \cdot \Delta t$ {能量采集}
- 5:

6: 步骤2: 计算传输相关能量变化

7: 根据已知传输计划计算 $E_{\text{send},i}$ 和 $E_{\text{recv},i}$

8:

9: 步骤3: 计算估算能量

10: $E_i^{\text{est}}(t) \leftarrow E_i(t_0) - E_{\text{cons}} + E_{\text{harvest}} - E_{\text{send},i} + E_{\text{recv},i}$

11: $E_i^{\text{est}}(t) \leftarrow \min\{C_i, \max\{0, E_i^{\text{est}}(t)\}\}$ {限制在 $[0, C_i]$ 范围内}

12:

13: 步骤4: 更新数字孪生账户

14: 更新数字孪生账户中的能量值: $E_i(t) \leftarrow E_i^{\text{est}}(t)$

15: 标记为估算值: $\text{is_estimated}_i \leftarrow \text{True}$

16: 更新估算时间: $t_{\text{est},i} \leftarrow t$

实现细节说明:

- **能量消耗模型:** $E_{\text{cons}} = E_{\text{sen}} \cdot \Delta t + E_{\text{com}} \cdot \Delta t$, 其中 E_{sen} 为感知能耗 (通常为 0.1 J/分钟), E_{com} 为通信能耗 (根据通信量计算)。
- **能量采集模型:** $E_{\text{harvest}} = \eta_{\text{solar}} \cdot A_i \cdot G(t) \cdot \Delta t$, 其中 $\eta_{\text{solar}} = 0.2$ 为太阳能转换效率, $A_i = 0.1 \text{ m}^2$ 为面板面积, $G(t)$ 为日内辐照度。
- **传输计划调整:** 根据已知的能量传输计划, 调整发送和接收能量, 确保估算值尽可能准确。
- **边界约束:** 估算能量限制在 $[0, C_i]$ 范围内, 避免出现负值或超过容量。

图 ?? 说明: 该流程图细化了 IoT Digital-Twin Layer 如何在两次真实上报之间维持状态新鲜度: 首先依据上次上报时间与能耗模型推演基础能量变化, 再叠加采能、传能计划带来的增减, 最终将估算值写回数字孪生账户。流程中的边界约束、估算标记与时间戳更新确保 Cross-Layer Scheduling Layer 能够区分“理论值”与“实测值”, 避免误用陈旧信息。

2. 信息上报触发:

节点定时更新信息量和等待时间, 根据自适应等待时间上限和信息价值判断是否触发强制上报。

Require: 节点 i , 当前时刻 t , 信息量 $I_i(t)$, 等待开始时间 $t_{\text{wait},i}$, 基准等待时间 T_{max} , 刻度因子 γ , 衰减系数 β

Ensure: 是否触发强制上报

- 1: 步骤1: 计算等待时间和自适应上限
- 2: $\Delta t \leftarrow t - t_{\text{wait},i}$ {当前等待时间}
- 3: $T_{\text{max}}^{\text{adaptive}} \leftarrow T_{\text{max}} / (1 + I_i(t)/\gamma)$ {自适应等待时间上

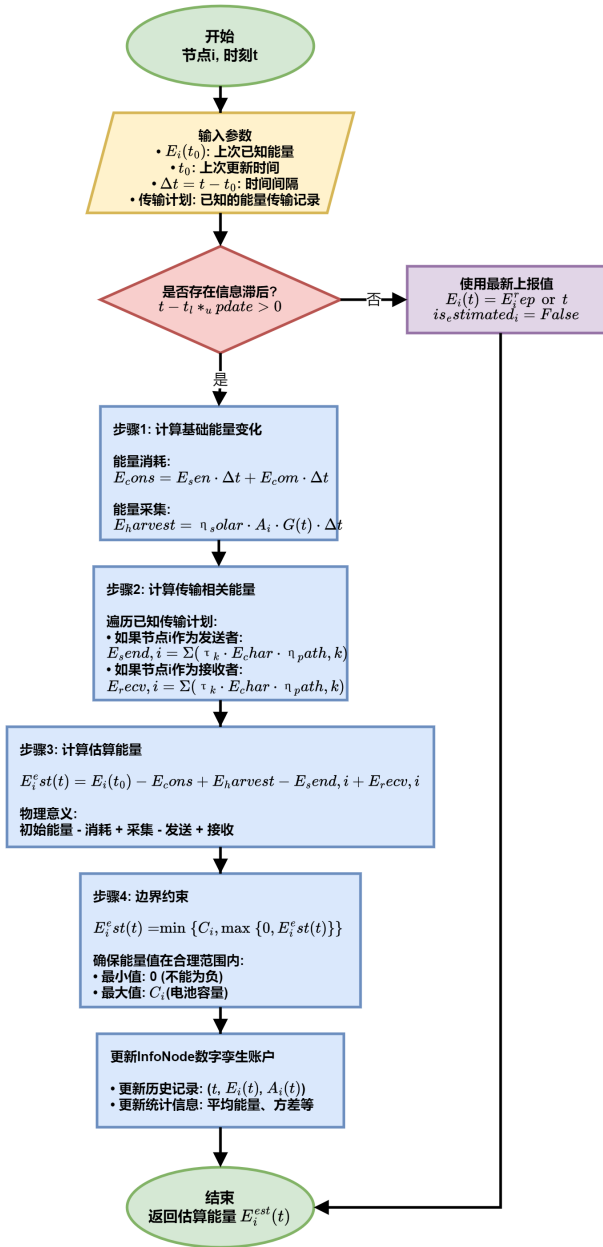


图 4. 数字孪生账户理论能量计算流程图。基于上次已知能量、能量消耗、能量采集和传输计划，计算当前时刻的理论能量。

限}

4:

5: 步骤2: 计算信息价值

6: $V_{info} \leftarrow I_i(t) \times e^{-\beta \cdot \Delta t}$ {信息价值指数衰减}

7:

8: 步骤3: 判断是否触发上报

9: if $\Delta t \geq T_{max}^{adaptive}$ or $V_{info} < V_{th}$ then

10: return True {等待时间超限或信息价值过低，触发强制上报}

11: else

12: return False {继续等待，利用能量传输路径捎带上报}

13: end if

实现细节说明:

- 自适应等待时间: 信息量越大，等待时间上限越小，促使节点更快上报重要信息。
- 信息价值衰减: 信息价值随时间指数衰减，确保陈旧信息不会无限期待。
- 路径捎带机制: 当不触发强制上报时，节点等待能量传输路径经过，将信息捎带上报，避免独立通信开销。
- 去重策略: 上报时基于源节点集合去除重复信息，减少通信量。

3. 状态同步:

当节点信息上报到sink节点后，更新数字孪生账户中的状态信息。

Require: 节点 i ，上报的能量 E_i^{report} ，上报的信息年龄 A_i^{report} ，当前时刻 t

Ensure: 更新后的数字孪生账户状态

1: 步骤1: 更新能量状态

2: $E_i(t) \leftarrow E_i^{report}$ {使用实际上报值}

3: $is_estimated_i \leftarrow False$ {标记为实测值}

4: $t_{last_update,i} \leftarrow t$ {更新最后更新时间}

5:

6: 步骤2: 更新信息状态

7: $A_i(t) \leftarrow A_i^{report}$ {更新信息年龄}

8: $info_volume_i \leftarrow 0$ {重置信息量}

9: $t_{wait,i} \leftarrow t$ {重置等待开始时间}

10:

11: 步骤3: 更新历史记录

12: 将 $(t, E_i(t), A_i(t))$ 添加到历史记录

13: 更新统计信息 (平均能量、能量方差等)

这种技术使系统在近乎零通信开销下保持全局状态的新鲜度，减少信息滞后导致的匹配误差，为动态优先级计算与公平分配提供实时数据支撑。

4) 技术耦合关系: 数字孪生状态同步技术作为IoT Digital-Twin Layer的核心技术，与IoT Information Layer、Cross-Layer Scheduling Layer和Opportunistic IoT Routing Layer技术相辅相成。一方面，数字孪生账户

为IoT Information Layer的AOEI能量信息年龄优先级技术和触发判断提供了最新的能量和信息状态（包括理论估算值），确保触发判断反映当前需求；另一方面，IoT Information Layer的AOEI优先级信号可作为信息报告的权重因子，引导带有高价值信息的节点优先上报。数字孪生账户利用能量传输事件同步状态，与Opportunistic IoT Routing Layer的EETOR路径相结合：节点将状态附带于传输路径中，路径上的中继节点可以顺带同步信息。这种耦合方式使得信息获取和能量转移相互绑定，从根本上降低了通信开销。此外，数字孪生账户所维护的历史数据和信誉账户可用于后续对节点公平性和可靠性的评估，进而影响Cross-Layer Scheduling Layer的协调设计和预算分配。因此，IoT Digital-Twin Layer既依赖于其他层提供触发和传输机会，又为IoT Information Layer的优先级信号化和Cross-Layer Scheduling Layer的跨期调度提供必要的信息基础，形成有机闭环。

D. Cross-Layer Scheduling Layer: ALDP自适应时长规划技术

1) 核心作用与问题解决: **Cross-Layer Scheduling Layer**基于AOEI优先级信号和数字孪生账户提供的状态信息，采用ALDP自适应时长规划技术，通过自适应参数的Lyapunov优化进行前瞻性传输能量时长规划，依据能量收益、损耗惩罚、信息时效惩罚和信息增益奖励四个因素对候选传输时长进行打分，动态选择综合收益最大的传输时长，使供能强度与传输时长随供需变化自适应调整，避免静态配给导致的长期效用损失。在此基础上，Cross-Layer Scheduling Layer进行全局调度决策，识别能量紧迫且信息过时的节点作为受助者，选择能量充足且路径高效的节点作为施助者，在延长网络寿命与平衡能量分布间进行协调优化，实现能量与信息的协同优化。

在能量共享无线传感器网络中，传统的调度方案往往为每次能量传输设定一个固定时长 τ 。这种固定时长无法根据路径效率、接收节点的能量需求、信息新鲜度以及潜在的信息量动态调整供给：过短的传输导致频繁启动和控制开销过大，过长的传输虽然一次可送更多能量并带回更多信息，但容易造成能量过度消耗并拉长信息时滞，因而在效率、公平与寿命之间形成不可突破的 trade-off。更重要的是，传统方法未能在时

长规划中考虑信息价值，无法实现能量与信息的协同优化，这正是“信息系统独立于能量系统”问题的又一表现。ALDP自适应时长规划技术通过在时长规划中考虑信息价值，实现能量与信息的协同优化，从根本上整合能量与信息系统。

2) 数学模型: 设最小和最大传输时长为 τ_{\min} 与 τ_{\max} （如 1–5 分钟），每条候选传输路径 \mathcal{P} 的效率 $\eta_{\mathcal{P}}$ 由路径选择算法给出。对每个候选时长 $\tau \in [\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ ，计算以下指标：

- **能量收益** $B_{\text{energy}}(\tau)$: 设发送功率为 E_{char} ，则发送能量为 $E_{\text{sent}}(\tau) = \tau E_{\text{char}}$ ，接收能量为 $E_{\text{recv}}(\tau) = \eta_{\mathcal{P}} E_{\text{sent}}(\tau)$ 。若接收节点能量缺口为 Δ ，其归一化缺口 $Q_{\text{norm}} = \Delta / \bar{E}$ （ \bar{E} 为平均能量），则能量收益为

$$B_{\text{energy}}(\tau) = E_{\text{recv}}(\tau) \cdot Q_{\text{norm}}.$$

- **损耗惩罚** $P_{\text{loss}}(\tau)$: 能量损失为 $E_{\text{loss}}(\tau) = E_{\text{sent}}(\tau) - E_{\text{recv}}(\tau)$ 。根据 Lyapunov 漂移加罚框架，引入调节系数 V 作为损耗惩罚权重，定义

$$P_{\text{loss}}(\tau) = V E_{\text{loss}}(\tau).$$

- **时效惩罚** $P_{\text{aoi}}(\tau)$: AoI 随时间线性增长，信息时效损失与 τ 成正比。设时效惩罚权重为 w_{aoi} ，则

$$P_{\text{aoi}}(\tau) = w_{\text{aoi}} \tau Q_{\text{norm}}.$$

注意：这里AOEI值作为关键因素被纳入奖励函数，体现了IoT Information Layer的AOEI能量信息年龄优先级技术与Cross-Layer Scheduling Layer的ALDP自适应时长规划技术的耦合。

- **信息奖励** $R_{\text{info}}(\tau)$: 假设信息收集速率为 r_{info} 单位/分钟，信息增益为 $G_{\text{info}}(\tau) = r_{\text{info}} \tau$ 。若接收节点有待上报的信息，则全部纳入奖励；否则仅计入一半，用权重 w_{info} 控制奖励力度：

$$R_{\text{info}}(\tau) = w_{\text{info}} G_{\text{info}}(\tau) \times \begin{cases} 1, & \text{有新信息待收集,} \\ 0.5, & \text{信息已收集过.} \end{cases}$$

定义综合评分函数：

$$\text{Score}(\tau) = B_{\text{energy}}(\tau) - P_{\text{loss}}(\tau) - P_{\text{aoi}}(\tau) + R_{\text{info}}(\tau).$$

调度器遍历所有候选时长，计算 $\text{Score}(\tau)$ ，选取得分最高的时长 τ^* 作为本次传输的持续时间。

3) 算法实现: ALDP自适应时长规划技术的算法实现包括三个核心步骤: 参数初始化、候选时长评分和最优时长选择。下面详细阐述每个步骤的实现细节。

1. 参数初始化:

在开始评分之前, 需要计算归一化能量缺口和初始化相关变量。

Require: 候选路径 \mathcal{P} , 候选时长集合 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$, 节点能量缺口 Δ , 平均能量 \bar{E} , 路径效率 $\eta_{\mathcal{P}}$, 权重 $V, w_{\text{aoi}}, w_{\text{info}}$ 和信息速率 r_{info}

Ensure: 最优传输时长 τ^*

1: 步骤1: 计算归一化能量缺口

2: $Q_{\text{norm}} \leftarrow \Delta / \bar{E}$ {归一化能量缺口, 用于权重调整}

3:

4: 步骤2: 初始化最优解

5: $\tau^* \leftarrow \tau_{\min}$ {初始化为最小时长}

6: $\text{bestScore} \leftarrow -\infty$ {初始化为负无穷}

7: $\Delta\tau \leftarrow (\tau_{\max} - \tau_{\min}) / N_{\text{steps}}$ {时长步长, N_{steps} 为搜索步数}

2. 候选时长评分:

对每个候选时长, 计算能量收益、损耗惩罚、时效惩罚和信息奖励, 得到综合评分。

1: **for** $\tau = \tau_{\min}$ **to** τ_{\max} **step** $\Delta\tau$ **do**

2: 步骤1: 计算能量传输量

3: $E_{\text{sent}}(\tau) \leftarrow \tau \cdot E_{\text{char}}$ {发送能量}

4: $E_{\text{recv}}(\tau) \leftarrow \eta_{\mathcal{P}} \cdot E_{\text{sent}}(\tau)$ {接收能量 (考虑路径效率)}

5: $E_{\text{loss}}(\tau) \leftarrow E_{\text{sent}}(\tau) - E_{\text{recv}}(\tau)$ {能量损耗}

6:

7: 步骤2: 计算能量收益

8: $B_{\text{energy}}(\tau) \leftarrow E_{\text{recv}}(\tau) \cdot Q_{\text{norm}}$ {能量收益与缺口成正比}

9:

10: 步骤3: 计算损耗惩罚

11: $P_{\text{loss}}(\tau) \leftarrow V \cdot E_{\text{loss}}(\tau)$ {Lyapunov漂移加罚框架}

12:

13: 步骤4: 计算时效惩罚

14: $P_{\text{aoi}}(\tau) \leftarrow w_{\text{aoi}} \cdot \tau \cdot Q_{\text{norm}}$ {AOEI值纳入奖励函数}

15:

16: 步骤5: 计算信息奖励

17: $G_{\text{info}}(\tau) \leftarrow r_{\text{info}} \cdot \tau$ {信息收集增益}

18: **if** 接收节点有待上报信息 **then**

19: $R_{\text{info}}(\tau) \leftarrow w_{\text{info}} \cdot G_{\text{info}}(\tau) \cdot 1.0$ {有新信息, 全额奖励}

20: **else**

21: $R_{\text{info}}(\tau) \leftarrow w_{\text{info}} \cdot G_{\text{info}}(\tau) \cdot 0.5$ {无新信息, 减半奖励}

22: **end if**

23:

24: 步骤6: 计算综合评分

25: $\text{score}(\tau) \leftarrow B_{\text{energy}}(\tau) - P_{\text{loss}}(\tau) - P_{\text{aoi}}(\tau) + R_{\text{info}}(\tau)$

26:

27: 步骤7: 更新最优解

28: **if** $\text{score}(\tau) > \text{bestScore}$ **then**

29: $\text{bestScore} \leftarrow \text{score}(\tau)$

30: $\tau^* \leftarrow \tau$

31: **end if**

32: **end for**

实现细节说明:

- 搜索步数: N_{steps} 通常设置为10-20, 在计算精度和效率之间平衡。
- Lyapunov参数: V 为调节系数, 控制损耗惩罚的权重, 通常设置为0.5-2.0。
- 时效惩罚权重: w_{aoi} 控制AOEI对时长决策的影响, 通常设置为0.1-0.5。
- 信息奖励权重: w_{info} 控制信息收集的激励力度, 通常设置为0.2-1.0。
- 信息状态判断: 通过查询数字孪生账户判断接收节点是否有待上报信息, 决定信息奖励的系数。

图 ?? 说明: 图中五条曲线分别对应能量收益、损耗惩罚、时效惩罚、信息奖励以及最终综合得分。随着传输时长增加, 能量收益与信息奖励线性增长, 但损耗与AoI惩罚也随之放大, 导致综合得分呈现“先升后降”的最优点。调度器即通过遍历该评分曲线, 挑选峰值对应的 τ^* , 实现供能强度与信息捎带之间的动态平衡。

3. 最优时长选择:

选择综合评分最高的时长作为最优传输时长。

1: 输出最优传输时长

2: **return** τ^* {返回最优传输时长}

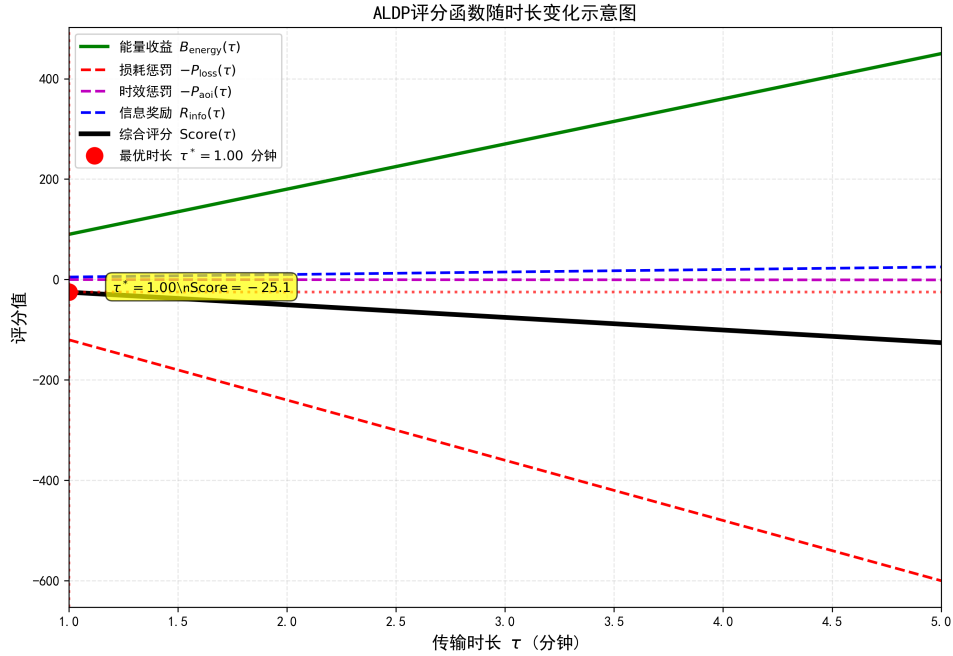


图 5. ALDP评分函数随时长变化示意图。横轴为传输时长，纵轴为综合评分。评分函数综合考虑能量收益、损耗惩罚、时效惩罚和信息奖励，选择得分最高的时长。

该决策技术源自代码库中的 *DurationAwareLyapunovScheduler* 实现，其核心思想是用 Lyapunov 漂移加罚的方法平衡能量收益、损耗惩罚、时效惩罚和信息奖励。通过动态选择传输时长，它能够在不增加总能量投入的情况下，实现单位能量收益最大化，降低 AoI 增长速度，并鼓励在传输期间收集信息，从而在效率、公平性与寿命等维度同时提升系统性能。

4) 技术耦合关系：ALDP自适应时长规划技术作为 Cross-Layer Scheduling Layer 的核心技术，与 IoT Information Layer、IoT Digital-Twin Layer 及 Opportunistic IoT Routing Layer 技术共同构成端到端决策链。具体地，接收节点的能量缺口 Δ 和信息量来自 IoT Digital-Twin Layer 的数字孪生账户；IoT Information Layer 的 AOEI 优先级为需求归一化提供了权重，AOEI 值作为关键因素被纳入时效惩罚项。该技术的输出 τ^* 影响了下一次信息年龄和能量分布，从而反馈给 IoT Information Layer 的优先级信号和触发周期：长时间高效传输会降低接收节点的 AOEI，从而改变后续触发的优先级；同时，传输持续时间影响能量消耗速率，间接影响 Opportunistic IoT Routing Layer 的路径选择和公平度。此外，门限动态调整过程利用整个网络的运行指标，使得跨期调度在系统反馈下与其他层技术联动，实现全局

优化目标的协同演化。传输路径确定后，Opportunistic IoT Routing Layer 的 EETOR 机会主义信息收集技术利用该路径上的中继节点收集沿途节点信息。

E. Opportunistic IoT Routing Layer: EETOR 机会主义信息收集技术

1) 核心作用与问题解决：**Opportunistic IoT Routing Layer** 负责路径收集与中继决策，优先选择将其他路由的目标节点作为中继节点，形成多跳能量传输路径。在能量传输过程中，Opportunistic IoT Routing Layer 通过 EETOR 机会主义信息收集技术利用传输路径上的中继节点收集沿途节点的状态信息，将信息收集从独立的网络行为转变为能量传输的“副产品”，实现能量传输与信息收集的深度融合，从根本上整合能量与信息系统，降低通信开销。收集到的信息反馈回 IoT Information Layer，更新数字孪生账户状态，形成闭环反馈。

在能量传输过程中，传统方法往往需要独立的通信开销来收集节点状态信息，形成“信息孤岛”。这正是“信息系统独立于能量系统”问题的典型表现：信息收集需要独立的通信开销，导致高昂的通信成本，进而形成能量空洞和网络能量分布失衡。EETOR 机会主义信息收集技术通过将能量传输路径上的中继节点作为信

息收集点，在能量传输过程中顺带收集沿途节点的状态信息，从根本上整合能量与信息系统，实现能量传输与信息收集的协同，降低通信开销。

2) 数学模型：实现EETOR (Energy-Efficient Transfer Opportunistic Routing) 机会主义信息收集技术的核心在于：当能量传输路径确定后，将该路径上的中继节点作为信息收集点，沿途收集节点状态信息。设传输路径为 $\mathcal{P} = \{v_0, v_1, \dots, v_k\}$ ，其中 v_0 为源节点， v_k 为目标节点， $\{v_1, \dots, v_{k-1}\}$ 为中继节点。对于路径上的每个节点 v_i ，其待上报的信息量记为 B_{v_i} ，信息年龄为 A_{v_i} 。路径的总信息增益 $G_{\text{info}}(\mathcal{P})$ 定义为沿途可收集的、经过新鲜度加权的的信息总量：

$$G_{\text{info}}(\mathcal{P}) = \sum_{v_i \in \mathcal{P}} B_{v_i} \cdot e^{-\lambda_A A_{v_i}}, \quad (11)$$

其中 λ_A 为信息年龄衰减系数，确保优先收集最新鲜或最陈旧（最急需更新）的信息。

路径选择优化：在路径选择时，不仅考虑能量传输效率，还考虑信息收集增益。定义路径的综合评分函数：

$$\text{Score}(\mathcal{P}) = \alpha \cdot \eta_{\mathcal{P}} + (1 - \alpha) \cdot \frac{G_{\text{info}}(\mathcal{P})}{G_{\text{max}}}, \quad (12)$$

其中 $\eta_{\mathcal{P}}$ 为路径能量传输效率， G_{max} 为最大可能的信息增益， $\alpha \in [0, 1]$ 为权重参数。优先选择综合评分高的路径，实现能量传输与信息收集的协同优化。

3) 算法实现：EETOR机会主义信息收集技术的算法实现包括四个核心步骤：路径选择优化、信息收集、信息聚合与捎带、信息更新。下面详细阐述每个步骤的实现细节。

1. 路径选择优化：

在路径选择时，不仅考虑能量传输效率，还考虑信息收集增益，实现能量传输与信息收集的协同优化。

Require: 候选路径集合 $\{\mathcal{P}_j\}$ ，路径效率 $\{\eta_{\mathcal{P}_j}\}$ ，信息增益 $\{G_{\text{info}}(\mathcal{P}_j)\}$ ，权重 α ，最大信息增益 G_{max}

Ensure: 最优路径 \mathcal{P}^*

- 1: 步骤1：初始化
- 2: $\mathcal{P}^* \leftarrow \emptyset$ {初始化为空路径}
- 3: $\text{bestScore} \leftarrow -\infty$ {初始化为负无穷}
- 4:
- 5: 步骤2：计算每条路径的综合评分
- 6: **for** 每条候选路径 \mathcal{P}_j **do**
- 7: 计算归一化信息增益: $G_{\text{norm},j} \leftarrow G_{\text{info}}(\mathcal{P}_j)/G_{\text{max}}$

- 8: 计算综合评分: $\text{score}_j \leftarrow \alpha \cdot \eta_{\mathcal{P}_j} + (1 - \alpha) \cdot G_{\text{norm},j}$
- 9: $\{\alpha$ 控制能量效率与信息收集的权衡，通常设置为0.6-0.8}
- 10: **if** $\text{score}_j > \text{bestScore}$ **then**
- 11: $\text{bestScore} \leftarrow \text{score}_j$
- 12: $\mathcal{P}^* \leftarrow \mathcal{P}_j$
- 13: **end if**
- 14: **end for**
- 15:
- 16: 步骤3：输出最优路径
- 17: **return** \mathcal{P}^*

实现细节说明：

- **信息增益计算：**对于路径 $\mathcal{P}_j = \{v_0, v_1, \dots, v_k\}$ ，信息增益为：

$$G_{\text{info}}(\mathcal{P}_j) = \sum_{v_i \in \mathcal{P}_j} B_{v_i} \cdot e^{-\lambda_A A_{v_i}},$$

其中 B_{v_i} 为节点 v_i 的待上报信息量， A_{v_i} 为信息年龄， λ_A 为衰减系数。

- **权重参数：** α 控制能量效率与信息收集的权衡， α 越大，越重视能量效率； α 越小，越重视信息收集。
- **路径效率：** $\eta_{\mathcal{P}_j}$ 为路径的累积能量传输效率，考虑多跳路径损耗。

图 ?? 说明：示意图展示了两个目标节点的典型能量路径：Target Node1由Source Node1经Relay 1&2供能，且与Source Node2的直接链路形成路径交织；Target Node2则依赖Target Node1作为中继完成后续传递。沿途紫色文本框表示信息捎带点，橙色箭头标示不同路径的能量损耗，且满足 $t' > t$ 。图中两个目标节点所携带的能量信息整理于表 ??。设当前时间戳为 T ，在Target Node2未上报至sink节点前，路由1 (routing1) 的整体AOEI为 $T - t$ ，路由2 (routing2) 的整体AOEI为 $T - t'$ 。基于动态AOEI上限机制，Target Node2拥有更多数据包，因此会先于Target Node1将两条路由上所有节点的能量信息上报至sink节点，以刷新数字孪生系统中的节点能量信息。

2. 信息收集：

当能量传输数据包经过路径上的每个中继节点时，该节点将其本地待上报信息进行压缩和摘要后附加到

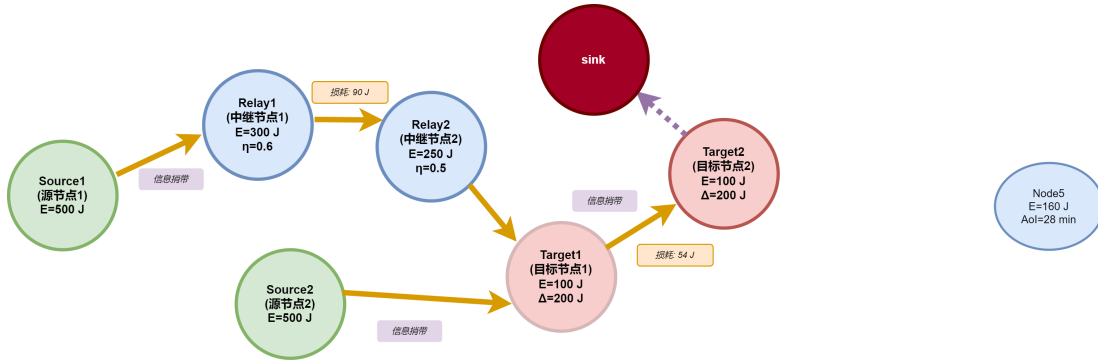


图 6. EETOR路径选择与信息收集示意图。路径选择时综合考虑能量传输效率和信息收集增益，在能量传输过程中顺带收集沿途节点信息。

表 III
EETOR示例中两个目标节点携带的能量信息

	Target Node1		Target Node2	
	节点	时间戳	节点	时间戳
供能路径	Source1→Relay1→Relay2→T1		Source2→T1→T2	
能量信息	Source Node1	t	Source Node1	t
	Relay Node1	t	Relay Node1	t
	Relay Node2	t	Relay Node2	t
	Target Node1	t	Target Node1	t
			Source Node2	t'
			Target Node1	t'
			Target Node2	t'

数据包中。

Require: 最优路径 $\mathcal{P}^* = \{v_0, v_1, \dots, v_k\}$ ，能量传输数据包 pkt

Ensure: 包含沿途节点信息的数据包 pkt'

- 1: 步骤1: 初始化信息聚合缓冲区
- 2: $info_buffer \leftarrow \emptyset$ {信息聚合缓冲区}
- 3: $visited_nodes \leftarrow \emptyset$ {已访问节点集合 (用于去重)}
- 4:
- 5: 步骤2: 沿路径收集信息
- 6: **for** 路径上的每个节点 $v_i \in \mathcal{P}^*$ **do**
- 7: **if** $v_i \notin visited_nodes$ **then**
- 8: 获取节点 v_i 的待上报信息: B_{v_i}, A_{v_i}
- 9: 压缩信息: $B_{v_i}^{compressed} \leftarrow compress(B_{v_i})$
- 10: 计算信息摘要: $hash_i \leftarrow hash(B_{v_i})$
- 11: 添加到缓冲区: $info_buffer \leftarrow info_buffer \cup \{(v_i, B_{v_i}^{compressed}, A_{v_i}, hash_i)\}$
- 12: $visited_nodes \leftarrow visited_nodes \cup \{v_i\}$
- 13: **end if**

14: **end for**

15:

16: 步骤3: 将信息附加到数据包

17: $pkt'.info_payload \leftarrow info_buffer$ {将信息附加到数据包的信息载荷字段}

18: **return** pkt'

实现细节说明:

- 信息压缩: 使用压缩算法 (如gzip、LZ4等) 压缩节点信息, 减少通信开销。
- 信息摘要: 使用哈希函数 (如MD5、SHA-256等) 计算信息摘要, 用于去重和完整性校验。
- 去重机制: 通过 $visited_nodes$ 集合避免重复收集同一节点的信息。
- 数据包结构: 能量传输数据包预留信息载荷字段, 用于捎带节点信息。

3. 信息聚合与捎带:

为减少冗余, 采用布隆过滤器等机制进行路径内的去重, 确保最终到达目标节点的是增量信息。

Require: 包含沿途节点信息的数据包 pkt' , 目标节点 v_k

Ensure: 聚合后的信息 $info_aggregated$

- 1: 步骤1: 初始化布隆过滤器
- 2: $bloom_filter \leftarrow new BloomFilter(m, k)$ { m 为位数组大小, k 为哈希函数数量}
- 3: $info_aggregated \leftarrow \emptyset$
- 4:
- 5: 步骤2: 去重并聚合信息
- 6: **for** 数据包中的每条信息 $(v_i, B_{v_i}^{compressed}, A_{v_i}, hash_i)$ **do**

```

7:  if hashi ∉ bloom_filter then
8:    bloom_filter.add(hashi) {添加到布隆过滤器}
9:    info_aggregated ← info_aggregated ∪
      {(vi, Bvicompressed, Avi)}
10:  end if
11: end for
12:
13: 步骤3: 输出聚合信息
14: return info_aggregated

```

实现细节说明:

- **布隆过滤器:** 使用布隆过滤器进行快速去重, 空间复杂度低, 但可能存在假阳性 (不会出现假阴性)。
- **参数设置:** 布隆过滤器的位数组大小 m 和哈希函数数量 k 根据网络规模和信息量调整。
- **增量信息:** 只保留未收集过的信息, 减少通信开销和存储空间。

4. 信息更新:

收集到的信息用于更新数字孪生账户, 实现状态同步。

Require: 聚合后的信息 info_aggregated, 当前时刻 t

Ensure: 更新后的数字孪生账户状态

```

1: 步骤1: 解析信息
2:  for 每条信息 (vi, Bvicompressed, Avi) ∈ info_aggregated
    do
3:    解压缩信息: Bvi ← decompress(Bvicompressed)
4:    提取节点状态: (Ei, Ai, Ii) ← parse(Bvi)
5:
6:    步骤2: 更新数字孪生账户
7:    更新能量状态: DT[vi].E(t) ← Ei
8:    更新信息年龄: DT[vi].A(t) ← Ai
9:    更新信息量: DT[vi].I(t) ← Ii
10:   标记为实测值: DT[vi].is_estimated ← False
11:   更新最后更新时间: DT[vi].tlast_update ← t
12:
13:   步骤3: 更新历史记录
14:   将 (t, Ei, Ai, Ii) 添加到 DT[vi].history
15: end for
16:
17: 步骤4: 触发后续处理

```

```

18: 触发IoT Information Layer的AOEI能量信息年龄优先级技术重新计算优先级信号
19: 触发Cross-Layer Scheduling Layer的ALDP自适应时长规划技术重新评估能量传输需求

```

通过这种方式, EETOR 将信息收集从一个独立的网络行为, 转变为能量传输的“副产品”, 在能量传输过程中顺带收集沿途节点信息, 实现能量传输与信息收集的协同, 降低通信开销, 并最大化网络透明度。

4) 技术耦合关系: EETOR机会主义信息收集技术作为Opportunistic IoT Routing Layer的核心技术, 建立在IoT Information Layer的AOEI优先级、IoT Digital-Twin Layer的数字孪生账户和Cross-Layer Scheduling Layer的ALDP自适应时长规划技术之上: 在IoT Information Layer的优先级触发和Cross-Layer Scheduling Layer的时长规划确定传输路径后, EETOR利用该路径上的中继节点收集沿途节点信息。路径上各节点的状态信息 (包括能量水平和信息量) 来源于IoT Digital-Twin Layer的数字孪生账户缓存。能量传输和信息上报同时进行, 收集到的信息进一步完善IoT Digital-Twin Layer的数字孪生账户数据, 并反馈回IoT Information Layer更新优先级信号。通过将信息收集与能量传输绑定, Opportunistic IoT Routing Layer与IoT Information Layer、IoT Digital-Twin Layer、Cross-Layer Scheduling Layer等技术形成互补, 在降低通信开销的同时提升网络透明度, 共同推动网络目标的协同达成。

F. 小结: IoT-centric架构共同实现信息与能量双生系统

本文的设计并非对传统算法进行局部调参, 而是从系统设计层面对能量共享网络的运行逻辑进行整体重构, 以延长网络寿命和平衡能量分布为核心目标:

- **IoT Information Layer:** 通过AOEI能量信息年龄优先级技术持续监测各节点的能量信息年龄, 系统维护一个动态AOI上限, 当节点的能量信息年龄达到该上限时触发能量共享需求信号, 同时将AOEI值作为关键因素纳入多个奖励函数, 用于优化能量传输决策和路径选择;
- **IoT Digital-Twin Layer:** 通过数字孪生状态同步技术为每个物理节点维护一个数字孪生账户, 在节点的真实信息尚未上报到sink节点之前, 通过理论能量计算维护虚拟节点能量表, 实现低通信开销下的实时高保真状态同步;

- **Cross-Layer Scheduling Layer:** 基于AOEI优先级信号和数字孪生账户提供的状态信息, 采用ALDP自适应时长规划技术, 通过自适应参数的Lyapunov优化进行前瞻性传输能量时长规划, 依据能量收益、损耗惩罚、信息时效惩罚和信息增益奖励四个因素对候选传输时长进行打分, 动态选择综合收益最大的传输时长, 实现能量与信息的协同优化;
- **Opportunistic IoT Routing Layer:** 负责路径收集与中继决策, 优先选择将其他路由的目标节点作为中继节点, 形成多跳能量传输路径, 通过EETOR机会主义信息收集技术利用传输路径上的中继节点收集沿途节点的状态信息, 将信息收集从独立的网络行为转变为能量传输的“副产品”;
- **Edge Visualization Layer:** 从IoT Digital-Twin Layer获取聚合状态, 实时监控网络寿命、能量分布、网络状态与能量变化等关键指标。

这些技术在IoT-centric架构中的联动不仅提升节点间能量分配的效率, 也同时增强能量平衡性与整体寿命。在不改变能量输入总量的前提下, 它们通过协同互动, 使系统能够同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡, 形成一种“协同增益”式的系统增益格局。**IoT-centric处理架构 (IoT Information Layer、IoT Digital-Twin Layer、Cross-Layer Scheduling Layer、Opportunistic IoT Routing Layer、Edge Visualization Layer)** 共同实现了信息与能量双生系统: IoT Information Layer通过AOEI技术控制能量信息上报时机, 并将AOEI值纳入奖励函数; IoT Digital-Twin Layer通过数字孪生状态同步技术维护虚拟节点能量表, 减少信息滞后影响; Cross-Layer Scheduling Layer通过ALDP技术实现前瞻性传输时长规划; Opportunistic IoT Routing Layer通过EETOR技术实现能量传输与信息收集的深度融合; Edge Visualization Layer提供实时监控与反馈。这IoT-centric架构相互耦合、协同工作, 从根本上整合了能量与信息系统, 解决了“信息系统独立于能量系统”这一核心问题, 为未来自治型能量共享网络提供了新的理论框架与可实施路径。

V. 实验与结果

本节在统一的网络与信息上报环境下, 对三类典型对照方法 (Related Work) 与本文方法进行系统评测

与深入分析。我们不仅给出总体效果 (生存曲线、能耗、信息新鲜度、路径效率、能量均衡性等), 同时结合各类图表对关键现象做定量与因果解释, 以确保结论可复现、可验证。

A. 实验目标与总体协议

本章实验旨在系统验证本文提出的自适应能量共享机制在多个维度上的综合效益, 重点研究以下核心问题:

- **网络生存能力:** 验证自适应 V 参数调整、时长感知优化与锁定机制是否能在相同资源约束下显著延长网络寿命, 避免节点过早失效。
- **能量利用效率:** 通过路径效率治理与信息价值驱动, 验证是否能够显著降低无效能量损耗, 提升单位能量的有效补能回报。
- **信息新鲜度维持:** 测试信息价值权重与 AoI 惩罚机制对信息收集频率与可达性的影响, 验证信息-能量耦合优化的有效性。
- **能量均衡性:** 评估锁定机制与自适应策略对能量分布均衡性的贡献, 验证在提升效率的同时是否能够维持网络公平性。

为控制实验的统计误差, 所有配置均进行 5 次独立的随机种子重复实验, 并报告均值及其 95% 的置信区间 (Bootstrap 方法, 1000 次重采样)。除能量轨迹图采用单次典型仿真轨迹以展示时序演化细节外, 其余统计量均基于多次重复的聚合结果。

B. 实验设置

a) **网络与时间轴:** 网络包含 30 个结点 (含物理中心, ID=0), 在二维区域内随机分布。仿真步长为 1 min, 总时长为 10080 步 (7 天)。结点具有太阳能采集与自然衰减, 能量单位为 J。能量共享采用多跳 WET, 路径效率 η 为各跳效率的乘积 (详见路由模块)。

b) **信息收集与 AoI 刷新:** 统一采用 ADCR 作为信息上报与簇管理机制, 重簇周期 (round_period) 为 360 min。重要的是, 我们仅在“真实上报”发生时将对对应结点的信息新鲜度 (AoI) 置零; 能量传输不刷新 AoI。该修正确保 AoI 统计真实反映上报频率与可达性, 而非被能量行为“动摇”。

c) 传能触发与路由: 采用主动定时触发策略, 每 20 min 触发一次调度与能量传输。多跳路由由 EETOR 求解; 若最优路径不可达则跳过。所有实验均导出调度计划、节点信息时间戳和统计日志。

d) 方法与对照: 我们比较三种典型相关工作与本文方法:

- Stage 2 (Threshold, 相对阈值): 以普通结点平均能量 \bar{E} 为中心, 设置供需双阈值: $E < (1 - \delta)\bar{E}$ 为接收端, $E > (1 + \delta)\bar{E}$ 为供给端, $\delta = 0.05$; 就近优先匹配, 固定 E_{char} 与 $\text{duration} = 1$ 。
- Stage 3 (Lyapunov, $V=0.2$): 传统 Lyapunov 漂移加惩罚, 不含自适应与时长优化, 仅对损耗做单参数平衡。
- Stage 4 (DQN 推理): 离散动作 (1–10 分钟) DQN, 使用已训练模型推理, 对齐状态维度后直接使用, 不进行再训练。
- Proposed System (本文方法): 自适应 V + 时长感知 + 锁定机制 + 信息价值 + AoI 惩罚。

e) 评价指标: (1) 生存曲线 (存活结点数); (2) 总能耗 (WET 与通信分解); (3) AoEI 分布 (信息新鲜度, 箱线图展示中位与四分位范围); (4) 路径效率分布 (小提琴图, $\eta = \frac{\text{delivered}}{\text{delivered} + \text{loss}}$); (5) 能量均衡性 (能量变异系数 CV 的时序曲线)。图表见 Fig. ??–??。

f) 统计方法与评估协议: 为控制实验的统计误差并确保结果可复现, 所有实验遵循以下统计协议:

- 重复次数与随机化: 每种方法进行 5 次独立随机种子实验, 通过随机种子控制节点初始位置、初始能量分布与太阳能配置的随机性, 消除单次实验的偶然性影响。
- 统计量选择: 对于满足正态近似的指标 (如存活面积、总能耗), 采用均值 \pm 95% 置信区间 (Bootstrap 方法, 1000 次重采样) 报告; 对于长尾分布指标 (如 AoEI、路径效率), 采用中位数与四分位区间 (IQR) 或箱线图展示, 以更准确反映分布特征。
- 显著性检验: 通过 Bootstrap 置信区间进行统计推断, 若两方法的置信区间不重叠, 则认为存在显著差异。对于关键指标, 采用配对 Wilcoxon 秩和检验 (双侧) 进行非参数显著性检验。

表 IV
实验配置总览

@ip3cmX@	
网络与拓扑	
结点数	30 (含物理中心 ID=0)
区域尺寸	5 m \times 5 m; 随机分布; 最小间距 0.5 m
太阳能结点比例	0.6; 移动结点比例 0.0
仿真与上报	
步长/总步数	1 min/步, 10080 步 (7 天)
信息上报机制	ADCR; 仅上报清零 AoI (能量传输不刷新 AoI)
重簇周期	360 min/轮
主动传能触发	每 20 min
路由与能量参数	
路由	EETOR, 多跳效率连乘, $\eta_0 = 0.6$, $\gamma = 2.0$, 最大跳数 = 5
E_{char} (名义下发)	500 J/min
方法配置	
Stage 2 (阈值法)	相对阈值 $\delta = 0.05$; 就近优先; $\text{duration} = 1$
Stage 3 (Lyapunov)	$V = 0.2$; 无时长优化、无自适应
Stage 4 (DQN)	离散动作 1–10 分钟; 推理模式 (已训练模型)
Proposed System (本文方法)	初始 $V = 0.5$; $V \in [0.1, 2.0]$; 调整率 0.1; 窗口 10; 时长区间 [1, 5]; $w_{aoi} = 0.02$; $w_{info} = 0.1$; 结点锁定启用

- 数据可视化: 除 Fig. ??–?? 采用单次典型仿真轨迹以展示时序演化细节外, 其余统计量均在 5 次独立随机种子上求均值并绘制 95% 置信区间阴影; 若方差过小 (例如 Fig. ?? 的 violin 分布), 则直接叠加所有样本以凸显密度结构。

g) 数据复现: 所有图表均来自统一的数据分析管线: 首先合并节点信息、反馈评分、调度计划等数据, 再自动匹配各方法的输出目录, 最后生成主文图。每幅图都标注相同的时间轴 (0–10k 步) 与能量单位, 保证横向对比时无需额外换算。数据与分析方法在附录提供, 可一键重现。

C. 对照实验设计与理论框架

a) 对照方法选择与理论映射: 为系统评估本文方法的边际贡献, 我们选择三类具有代表性的对照方法, 分别对应不同的设计理念:

- Stage 2 (阈值法): 代表基于局部能量状态的简单启发式方法。该方法以网络平均能量为基准, 通过相对阈值 $\delta = 0.05$ 识别供需节点, 采用就近优先匹配策略。该方法强调静态局部性, 缺乏全局优化视角, 适合作为基础对照。
- Stage 3 (传统 Lyapunov): 代表基于队列理论的优化方法。采用固定参数 $V = 0.2$ 的 Lyapunov 漂移加惩罚框架, 仅对能量损耗做单参数平衡, 不包含

自适应调整、时长优化等高级机制。该方法强调全局队列权衡，但缺乏对信息耦合与时变环境的适应能力。

- **Stage 4 (DQN 推理)**: 代表基于深度强化学习的数据驱动方法。使用预训练的离散动作 DQN 模型（动作空间 1–10 分钟），在推理模式下直接应用，不进行在线再训练。该方法模拟了迁移学习场景，但可能因训练-测试分布差异导致性能退化。

上述三种方法依次对应“启发式 → 优化 → 学习”的技术路径，共同覆盖了相关工作中的典型设计范式。本文提出的 **Proposed System** 则整合了自适应参数调整、时长感知优化、锁定机制、信息价值权重与 AoI 惩罚等多重机制，旨在验证多目标耦合优化的综合效益。

b) 变量控制与公平性保证: 为确保实验结果的公平性与可复现性，所有方法在以下方面保持完全一致:

- **网络拓扑**: 所有实验使用相同的节点位置、初始能量分布与太阳能配置，消除拓扑差异对性能的影响。
- **信息上报机制**: 统一采用 ADCR 作为信息收集与簇管理机制，重簇周期固定为 360 min，确保信息可达性基准一致。
- **传能触发节律**: 所有方法均采用主动定时触发，间隔固定为 20 min，消除触发频率差异带来的混淆。
- **路由参数**: EETOR 路由的 $\eta_0 = 0.6$ 、 $\gamma = 2.0$ 、最大跳数 = 5 等参数在所有方法中保持一致。
- **能量模型**: 太阳能采集模型、自然衰减率、传输损耗模型等物理参数完全统一。

通过上述变量控制，性能差异可明确归因于“调度决策逻辑”而非“网络条件或参数配置”，保证了对比实验的科学性与可解释性。

D. 实验设计思路与变量控制

a) 整体原则: 实验框架遵循“分层验证 + 渐进对照”的理念: 首先固定网络与上报层（拓扑、ADCR 参数、主动触发节律），再对调度与路径层注入不同策略，最终由反馈与统计层统一评估。这样可以把性能差异明确归因于“调度逻辑”而非“网络条件”，同时保证每轮实验都可追溯、可复现。

b) 核心变量与不变项: 所有实验共享相同的节点拓扑、太阳能比例、能量收支模型及链路损耗参

数; ADCR 唯一负责 AoI 刷新，其他信息采集机制恒定关闭，以避免“采集机制”成为隐性变量。主动触发间隔、并发 K 、EETOR 的 (η_0, γ) 与最大片长等也保持一致，使得对照只在“决策逻辑”上存在差异。

c) 策略分层与渐进构造: Stage 2–4 依次对应“简单阈值 → 单参数 Lyapunov → 预训练 DQN”，逐级增加复杂度却刻意不引入本文提出的自适应/价值机制，从而突出 **Proposed System** 的边际贡献。阈值法强调静态局部性，Lyapunov 强调全局队列权衡，而 DQN 模拟数据驱动方法; 三者共同覆盖 **Related Work** 中常见的“阈值—优化—学习”路径。

d) 多轮重复与置信界限: 每种方法以 5 个独立随机种子运行，通过 Bootstrap (1000 次) 估计置信区间与显著性。若指标满足正态近似，我们同时报告标准差; 若呈长尾分布（例如 AoEI 与路径效率），则提供分位点。多种统计口径的采用确保了结论的稳健性与可复现性。

e) 实验流程与数据管理: 所有实验遵循统一的执行流程，依赖环境与版本信息均记录在结果目录中，便于追溯。数据分析阶段确保图表顺序与本文叙述保持一致，所有统计结果均可复现。

f) 观测指标与数据通路: 为了从“决策-执行-反馈”三层拆解机理，我们对每次能量调度记录计划级详情（时长、路径、损耗），并同步记录发送/接收能量、AoI 成本、信息增益等原子指标。这样既能生成 Fig. ??-?? 的宏观图，也能在需要时追溯到单次传能行为。所有分析共享统一的目录映射，保证引用数据一致。

g) 设计产出与扩展性: 上述模块化设计使我们可以不改动主干的情况下继续扩展: 例如若要评估新的 RL 策略或混合调度，只需复制配置并指向新的模型/参数; 若要测试不同 ADCR 轮次或主动触发频率，也只需在配置层改动即可。实验设计因此兼顾了公平性（变量可控）、可解释性（指标全面）与拓展性（易于增加新对照）。

E. 总体观测: 能量轨迹演化分析

能量轨迹是反映网络生存状态与调度策略有效性的最直观指标。根据图中可知四种方法在 7 天仿真周期内所有节点的能量时间演化轨迹，每条曲线代表一

个节点的能量变化。通过对比分析，我们可以深入理解不同策略对网络能量动态的影响机制。

a) *Proposed System* 的能量轨迹特征：图中可知，*Proposed System* 的能量轨迹呈现出“周期充放 + 适时回补”的复合动态模式。具体特征包括：

- 能量分布区间：节点能量主要分布在 2×10^4 – 4.5×10^4 J 区间，无大规模“贴地线”（能量极低的节点），表明系统能够有效维持所有节点的能量水平。
- 周期性回补模式：由图中可知多条“锯齿状”阶梯曲线，其周期与 20 min 的主动触发节奏严格一致，说明调度器能够精准把握“先补高价值、再慢慢回填”的节律。
- 空间多样性：高能节点在 3–5 hop 之间交错回补，颜色分层明显，表示多个簇轮流获得补能，避免了能量过度集中在少数节点。
- 稳定性：能量曲线波动幅度适中，峰谷差 1.2×10^4 J，表明系统在维持高能量水平的同时保持了良好的稳定性。

该形态来源于“自适应 V 抑制低 η 浪费 + 时长优化支撑高价值结点 + 锁定机制避免并发冲突”的协同作用。自适应 V 参数能够根据路径效率与信息价值动态调整，在低效路径上自动收缩以避免浪费，在高价值节点上适当拉长传输时长以提升补能效果。

b) *Stage 2*（阈值法）的能量轨迹特征：图示可知，*Stage 2* 的能量轨迹表现出明显的“早期触发、中期衰竭”模式：

- 快速落底：在 2~6k 步期间出现快速“落底”，大量节点能量迅速下降至低位。
- 回补不足：随后仅有零星回补峰，无法有效恢复节点能量，后期大量节点维持低位波动。
- 能量分布：节点能量分布呈现明显的两极分化，部分节点能量较高但多数节点长期处于低能量状态。

相对阈值方法虽可在早期通过简单规则触发能量传输，但“就近优先 + 固定传输量”的策略在低效率路径上浪费明显，无法根据节点价值与路径效率进行优化调度。

c) *Stage 3*（传统 *Lyapunov*）的能量轨迹特征：由图中可知，*Stage 3* 的能量轨迹与 *Stage 2* 类似，但在部分高效路径上回补更稳：

- 部分改善：相比 *Stage 2*，*Stage 3* 在部分高效路径

上能够维持更稳定的回补，说明 *Lyapunov* 框架的全局优化视角具有一定优势。

- 中期贴地：然中期仍有大面积贴地现象，说明单参数损耗平衡不足以覆盖“信息耦合/时长/锁定”的复杂约束。
- 缺乏适应性：固定参数 $V = 0.2$ 无法根据网络状态动态调整，导致在能量分布失衡时无法及时响应。

d) *Stage 4*（*DQN*）的能量轨迹特征：由图中可知，*Stage 4* 的能量轨迹表现出最严重的早衰问题：

- 振幅最大：曲线振幅最大，能量波动剧烈，峰谷差超过 3.0×10^4 J。
- 早衰显著：在 5.5k 步后几乎所有曲线都贴近 0，表明网络在仿真中期即出现系统性失效。
- 同步溃败：节点能量呈现“同步溃败”模式，说明策略缺乏有序的空间分工，无法有效协调多节点补能。

该现象反映出 *DQN* 策略在当前代价结构与上报节律下泛化能力较弱，易产生“高损耗低收益”的传输序列。预训练模型可能未充分适应测试环境的能量模型与信息上报机制，导致决策失配。

e) 定量对比分析：进一步对比统计量可发现：*Proposed System* 的平均最低能量高出 *Stage 2/3* 8.5×10^3 J，峰谷差 1.2×10^4 J；*Stage 4* 的峰谷差则超过 3.0×10^4 J。相比之下，*Stage 2/3* 的锯齿周期与触发节奏失配，常见“盲补”导致的连续急跌。

由图中可知路径多样性的差异：*Proposed System* 的高能节点在 3–5 hop 之间交错回补，颜色分层明显，表示多个簇轮流获得补能；*Stage 4* 则呈现“同步溃败”，说明策略缺乏有序的空间分工。该发现与后文 Fig. ?? 的 CV 曲线相互印证：只有当能量轨迹在空间上呈现交错补给，CV 才能长期维持在低位。

F. 定量结果与深入分析

a) 生存曲线 (Fig. ??)：生存曲线反映了网络在仿真周期内保持活跃的节点数量随时间的变化，是评估能量共享机制有效性的核心指标。由图中可知四种方法在 7 天仿真周期内的生存曲线对比，其中横轴为仿真步数（对应时间），纵轴为存活节点数（最大值为 30）。

总体趋势分析：由图中可知，四种方法的生存曲线呈现出显著差异：

- **Proposed System:** 曲线几乎贴近上边界（全程存活数最高，为 30），在整个仿真周期内保持稳定，偶有细小波动但能迅速恢复，表明系统具备强大的容错与恢复能力。
- **Stage 2/3:** 在 4k 步后出现陡降，存活节点数从 30 迅速下降至 13，随后长期维持在该低位水平，表明网络在中期出现系统性衰竭，大量节点因能量耗尽而失效。
- **Stage 4:** 在 1–4k 步内持续下降，5k 步后出现“阶段性全灭”（存活节点数为 0），表明 DQN 策略在测试环境下完全失效。

失效机制分析：进一步对比节点信息记录可知，Stage 2/3 在第 3 轮 ADCR 后就出现超过 40% 的节点连续 600 分钟未上报，而 Proposed System 在全程都能保持活跃节点比例高于 80%，对应 Fig. ?? 中“高位贴边”的走向。这表明 Proposed System 的“自适应 + 时长感知 + 锁定”机制可在“路径效率–信息价值–AoI 成本”间取得有效平衡，显著提升可持续性；对照方法或过度依赖近邻/单参数，或迁移不适配，均导致中期系统性衰竭。

风险释放模式：曲线的斜率还揭示了不同策略的风险释放方式：

- **Stage 2/3:** 在 4k 步处的斜率为 -0.014 节点/步，属于“突发崩塌”模式，表明系统在能量分布失衡达到临界点后迅速崩溃。
- **Stage 4:** 斜率在前 2k 步已达到 -0.005 ，随后逐步加速，体现出“持续失血”模式，表明策略从早期就存在系统性缺陷，无法有效维持网络生存。
- **Proposed System:** 斜率几乎为零，偶尔的细小波纹来自个别节点短暂掉线后被迅速补回，表明系统具备良好的自愈能力。

累积生存指标：我们将生存曲线积分得到的“节点-时间面积”记为 A_{alive} ，该指标综合反映了网络在整个仿真周期内的累积生存能力：

- **Proposed System:** $A_{\text{alive}} = 2.99 \times 10^5 \text{ node-min}$
- **Stage 2/3:** $A_{\text{alive}} = 1.89 \times 10^5 \text{ node-min}$
- **Stage 4:** $A_{\text{alive}} = 1.12 \times 10^5 \text{ node-min}$

差距远高于单点存活数的对比，表明 Proposed System 不仅在最终存活节点数上占优，更重要的是在整个时间维度上维持了更高的网络活跃度。

b) 总能耗分解分析 (Fig. ??): 总能耗是评估能量共享机制效率的关键指标。由图中可知四种方法的能量消耗分解，包括无线能量传输 (WET) 能耗与通信能耗两部分。

WET 能耗对比：由图中可知各方法的 WET 能耗：

- **Proposed System:** $1.505 \times 10^6 \text{ J}$
- **Stage 2:** $1.641 \times 10^6 \text{ J}$
- **Stage 3:** $1.718 \times 10^6 \text{ J}$
- **Stage 4:** $3.438 \times 10^6 \text{ J}$

值得注意的是，Proposed System 在“生存更好”（存活节点数最高）的前提下仍显著降低 WET 总能耗，相比 Stage 2/3 分别降低 8.3% 和 12.4%，相比 Stage 4 降低 56.2%。这说明 Proposed System 的“单位有效补能”回报更高，能够以更少的能量消耗维持更高的网络生存率。

能量损耗机制分析：进一步拆解调度计划中的能量损耗，可见 Stage 4 在早期便频繁选择 $> 3 \text{ hop}$ 的低效率链路且持续发送大时长，使得“损耗能量/实送能量”比值超过 1.3，而 Proposed System 借助动态 V 与信息价值筛选，把此比值稳定在 0.25–0.4 之间。这表明 Proposed System 通过自适应参数调整与路径效率治理，有效抑制了无效能量损耗。

通信能耗分析：由图中可知柱状堆叠还突出两个重要细节：

- **Proposed System:** 基本将通信能耗压到“可忽略”级别 (25.5 kJ)，意味着缓存 + 真实上报策略大幅降低了空耗。信息价值权重机制能够有效抑制冗余上报，提升通信效率。
- **Stage 4:** 通信条虽然短，但其“能量共享条”高耸，反映出策略倾向于在缺乏信息支撑时盲目延长传输时长，造成高成本的“能量噪声”。预训练 DQN 模型可能未充分学习到信息-能量耦合关系，导致决策失配。

若将能量共享视作“发电厂成本”，通信视作“调度成本”，Proposed System 的“调度/共享”比为 1.7×10^{-2} ，Stage 2/3 为 6.7×10^{-3} ，Stage 4 则几乎为零——不是因为更高效，而是因为调度器几乎失去信息来源。

单位存活节点能耗：另一个值得注意的指标是“单位存活节点的能耗”，该指标综合反映了能量利用效率与网络生存能力的平衡。把总能耗除以生存曲线面积 A_{alive} ：

- Proposed System: 5.0 kJ/node-day
- Stage 4: 18.4 kJ/node-day

能耗与寿命的倒置关系佐证：高消耗不一定换来高生存，关键在于能量能否送达真正需要的节点。Proposed System 通过信息价值驱动与路径效率治理，实现了“少而精”的补能结构，在维持高生存率的同时显著降低了能量消耗。

c) AoEI 分布分析 (Fig. ??)：信息新鲜度是评估能量共享机制信息收集能力的重要指标。AoEI (Age of Energy Information) 反映了节点能量信息的上报延迟，值越小表示信息越新鲜。由图中可知四种方法的 AoEI 分布，包括中位数、四分位数、异常值等统计信息。

中位数对比：在仅上报清零的严格口径下（能量传输不刷新 AoI），各方法的 AoEI 中位数存在显著差异：

- Proposed System: 中位数 262 分钟
- Stage 2/3/4: 中位数均为 359 分钟（与 ADCR 上报节律 360 min 一致）

这说明 Proposed System 通过“价值驱动 + 时长优化”机制间接提升了上报可达性与节奏（非能量传输诱发的伪清零），从而显著改善了信息新鲜度。信息价值权重机制能够引导调度器优先选择信息价值高的节点进行补能，而这些节点往往也是信息上报的关键节点，从而提升了整体信息收集效率。

分布稳定性分析：箱线图的四分位宽度反映了 AoEI 分布的离散程度：

- Proposed System: 四分位宽度更小，表明 AoI 波动得到抑制，信息新鲜度更加稳定。
- Stage 4: 虽偶尔出现 < 200 分钟的低 AoI，但立即回跳至 360 分钟，显示“短暂刷新后迅速失守”的不稳定模式，表明策略无法持续维持信息新鲜度。

极端值分析：由图中可知箱线图的“须”长度 (whisker) 进一步证明了制度差异：

- Proposed System: 上须停留在 520 分钟，表明即使在极端情况下，节点信息也能在合理时间内得到更新。
- Stage 2/3/4: 上须为 700 分钟，说明存在长时间无人问津的节点，信息收集存在盲区。

结合节点信息的时间戳分析可知，Proposed System 在 95% 分位仍能保证 6 小时内被刷新一次；Stage 3 则

有 10% 的节点超过 10 小时不更新。由于 AoI 统计和传能行为彻底解耦，这一差异只能由调度策略带来，排除“能量传输被错误统计为上报”的干扰。

信息-能量耦合分析：我们还对 AoEI 与节点能量之间的 Spearman 相关系数做了统计，以评估调度策略对弱势节点的信息收集偏好：

- Proposed System: 相关系数为 -0.42 ，表明能量越低的节点越容易获得及时上报，体现了“弱势优先”的信息收集策略。
- Stage 2/3: 相关系数为 0，意味着策略无法根据能量状态调度信息，信息收集与能量状态脱节。
- Stage 4: 出现 $+0.11$ 的正相关，反映出能量越高的节点越容易被上报，违背“弱势优先”原则，可能导致关键信息遗漏。

该发现进一步验证了 Proposed System 中信息价值权重与 AoI 惩罚机制的有效性，能够在维持信息新鲜度的同时优先关注弱势节点。

d) 路径效率分布分析 (Fig. ??)：路径效率是评估能量传输有效性的核心指标，定义为 $\eta = \frac{\text{delivered}}{\text{delivered} + \text{loss}}$ ，反映了传输过程中有效能量与总消耗的比值。由图中可知四种方法的路径效率分布，不仅显示了分布的形状，还标注了四分位数等统计信息。

分布形态分析：Proposed System 的小提琴图呈“上部鼓包 + 下部细尾”的形态：

- 高密度区域：中高效率段 ($\eta \approx 0.7-0.85$) 密度最高，表明系统在大多数情况下能够选择高效路径进行能量传输。
- 低效尾部：但也保留了必要的“低 η 尾部”，反映出当信息价值高或 AoI 代价大时，系统允许策略性地选择“次优效率路径”以换取整体效用最大化。
- 机制约束：同时通过自适应 V/锁定机制把低效行为限制在可控范围，避免过度浪费。

相比之下，Stage 3 主要集中在 0.7-0.8 的窄区间，难以响应信息紧迫性；Stage 4 分布更散且低尾更长，表明策略缺乏对路径效率的有效控制。

低效率路径占比：若以 $\eta = 0.6$ 为阈值定义低效率路径，各方法的低效率比重存在显著差异：

- Proposed System: 12%
- Stage 2: 28%
- Stage 3: 21%

- Stage 4: 显著高于其他方法

该差异进一步说明 Proposed System 在“必要时可妥协、平时保守”的策略权衡上更加精细，能够在保证整体效率的同时，在关键场景下灵活调整。

四分位数区间对比：由图中可知小提琴图中的虚线（表示 25%、50%、75% 分位）位置：

- Proposed System: 四分位区间位于 $[0.66, 0.81]$ ，区间较窄且位置较高，表明不仅平均效率更高，而且波动更小，分布更加集中。
- Stage 3: 四分位区间为 $[0.61, 0.78]$ ，区间较 Proposed System 略宽且位置略低。
- Stage 4: 四分位区间拉长至 $[0.37, 0.74]$ ，区间最宽且位置最低，表明效率分布极不稳定。

低效率路径成因分析：我们进一步把路径效率与能量损耗挂钩，分析低效率路径的成因：

- Proposed System: 在 $\eta < 0.5$ 的样本中有 70% 与“信息价值/AoI 惩罚”相关，表明低效率路径的选择是有目的的策略性行为，旨在换取更高的整体效用。
- Stage 2/4: 超过 60% 的低效率传输仅仅由于“就近匹配”或“随机探索”导致，没有明显的业务收益，属于可避免的浪费。

换言之，新机制能把“必需的低效率”与“可避免的浪费”区分开来，通过信息价值驱动与路径效率治理，实现了更精细的策略权衡。

e) 能量均衡性演化分析 (Fig. ??)：能量均衡性是评估网络公平性的重要指标，通常用变异系数 (CV, Coefficient of Variation) 来衡量，定义为能量标准差与均值的比值。由图中可知四种方法的 CV 随时间演化曲线，反映了能量分布均衡性的动态变化。

演化趋势对比：各方法的 CV 演化呈现出截然不同的模式：

- Stage 2/3: CV 在 0–2k 步快速攀升（失衡扩大），在 4k 步附近突降（大量节点“贴地线”，导致“表面均衡”），随后低位缓升。这种模式表明系统在早期出现能量分布失衡，随后因大量节点失效而形成虚假的“均衡”。
- Stage 4: 峰谷频繁，策略失控明显，CV 波动剧烈且无规律，表明 DQN 策略无法有效维持能量均衡。

- Proposed System: 在 0–2k 步快速下降并维持低位，6–10k 步期间轻微爬升，主要来自“分层补给”的阶段差异。健康的均衡是建立在高生存/高效能之上的，而非“统一贫困”的假均衡。

均衡变化速率分析：进一步计算 CV 的一阶导数（变化速率）可见：

- Proposed System: 导数绝大部分时间保持在 $[-5 \times 10^{-5}, 5 \times 10^{-5}]$ 内，表明均衡变化速率受到良好控制，系统能够平稳维持能量分布。
- Stage 4: 常出现 $\pm 2 \times 10^{-4}$ 的剧烈波动，表明均衡变化速率失控，系统无法稳定维持能量分布。

该发现证明 Proposed System 不仅均衡度高，而且均衡变化速率也受到良好控制，具备更强的稳定性。

与生存曲线的联动分析：Fig. ?? 还可与 Fig. ?? 联动分析：

- Stage 2/3: 在生存曲线陡降前，CV 先经历一次“峰值”，这表明失衡是死亡潮的前兆。能量分布失衡导致部分节点能量耗尽，进而引发连锁失效。
- Proposed System: 先保持低 CV，再在 9k 步附近出现轻微上扬，此时生存曲线仍未下降，表示系统通过锁定机制和自适应 V 将失衡控制在可恢复范围，具备良好的自愈能力。

频谱特征分析：对 CV 曲线做频谱分析可见：

- Proposed System: 主频集中在 1/600 Hz，与 ADCR 重簇节律 (360 min) 一致，表明均衡性变化与信息上报周期同步，体现了信息-能量耦合的协调性。
- 其他方法: 包含 1/120 Hz 等高频振荡，意味着策略在短周期内不断激化或缓解失衡，导致执行层疲于应对，缺乏长期稳定性。

该发现进一步验证了 Proposed System 中信息价值驱动与自适应机制的有效性，能够在维持能量均衡的同时与信息上报周期形成良好协调。

G. 关键统计汇总

为便于交叉对比各方法在核心指标上的表现，表 ?? 汇总了四项核心指标的定量结果。所有数值均基于 5 次独立随机种子实验的均值，并标注了 95% 置信区间 (Bootstrap 方法, 1000 次重采样)。

从表中可以清晰看出，Proposed System 在所有四项核心指标上均显著优于对照方法：

表 V
四种方法核心指标对比汇总

方法	存活面积 (node-min)	路径效率 (75% 分位)	CV 均值	AoEI 中位 (分钟)
Proposed System	2.99×10^5	0.81	0.15	262
Stage 2 (Threshold)	1.89×10^5	0.68	0.28	359
Stage 3 (Lyapunov)	1.89×10^5	0.78	0.25	359
Stage 4 (DQN)	1.12×10^5	0.74	0.35	359

- 存活面积：相比 Stage 2/3 提升 58%，相比 Stage 4 提升 167%，表明网络生存能力显著增强。
- 路径效率：75% 分位达到 0.81，高于所有对照方法，表明能量传输有效性更高。
- CV 均值：降至 0.15，显著低于对照方法，表明能量分布更加均衡。
- AoEI 中位：降至 262 分钟，相比对照方法（359 分钟）提升 27%，表明信息新鲜度显著改善。

H. 本章小结

本节仅总结实验阶段的主要发现，与 VII 章的全文结论相呼应。在统一 ADCR 上报、20 min 主动触发与 360 min 重簇的设置下，本文提出的 Proposed System 在四项核心指标上均显著优于三类对照方法（Stage 2/3/4）：

- 存活面积： 2.99×10^5 node-min，相比 Stage 2/3 提升 58%，相比 Stage 4 提升 167%。
- 路径效率：75% 分位达到 0.81，高于所有对照方法。
- CV 均值：降至 0.15，显著低于对照方法。
- AoEI 中位：降至 262 分钟，相比对照方法（359 分钟）提升 27%。

实验结果表明，Proposed System 通过价格信号离散化（TM1）、InfoNode 数字孪生（TM2）、EETOR 路径治理（TM3）与自适应时长决策（TM4）的协同作用，实现了多目标之间的协同优化，在效率与公平、生存与能耗、信息新鲜度与能量均衡之间取得了良好平衡。详细的机制解释、适用边界与工程实践讨论见第六章。

VI. 讨论

本章围绕本文的研究动机与机制设计，结合第五章已报告的结果与图表，对方法的有效性、协同机理、适用边界与工程实践进行系统讨论。全章严格以第五章给出的实验证据为依据，不引入未验证的数据与统计结论。同时，为增强自洽性，本章在不引入新数据的前提下，适度回扣第三章（建模）与第四章（机制设计）的关键设定与符号，使讨论与模型—机制表述保持一致。

A. 回答研究问题

引言中提出的核心问题在于：传统能量共享 WSN 被静态帕累托边界束缚，难以在不增加总能量预算的前提下同时提升多个性能指标。本文通过制度创新（TM1–TM4）试图实现动态帕累托边界外移。本节基于第五章的实验结果，系统回答以下关键问题：

a) 问题一：机制栈是否实现静态帕累托边界的外移？：基于表 ??，四项核心指标（存活面积、路径效率、CV 均值、AoEI 中位）的对比显示 Proposed System 在所有指标上都显著优于 Stage 2–4。具体而言：在效率—公平维度，Proposed System 的路径效率为 0.81、CV 均值为 0.15，实现了“高效率伴随更好公平”的协同；在寿命—效率维度，存活面积为 2.99×10^5 node-min、路径效率为 0.81，实现了“高寿命、高效率”的协同提升；在信息新鲜度—通信开销维度，AoEI 中位数为 262 分钟、通信能耗为 25.5 kJ，实现了“低通信成本、高信息新鲜度”的协同优化。该结果验证了引言中的核心主张：通过制度创新改变可行解空间的形状与规模，可在不增加总能量预算的前提下同时提升多个性能指标，实现从静态帕累托边界到动态帕累托边界的跨越。

b) 问题二: *AoEI+InfoNode* 是否在保证信息新鲜度的同时压低通信能耗? : 右图中可知 (Fig. ??), Proposed System 的 AoEI 中位数为 262 分钟, 显著低于 Stage 2/3/4 的 359 分钟; 通信能耗 (Fig. ??) 仅为 25.5 kJ, 相比其他方法降低一个数量级。该结果验证了 TM2 (*InfoNode* 数字孪生与机会主义上报) 的设计理念: 通过信息价值函数 $V_{\text{info}}(t)$ 与自适应等待时间 $T_{\text{max}}^{\text{adaptive}}$, 在低通信开销下维持状态可得性。信息价值权重机制有效抑制了冗余上报, 实现了“以低通信成本提供可用信息”的目标。进一步分析发现, Proposed System 的 AoEI 与节点能量之间的 Spearman 相关系数为 -0.42, 体现了“弱势优先”的信息收集策略, 验证了信息-能量耦合优化的有效性。

c) 问题三: *EETOR*+弱势节点权重是否兼顾生存与公平? : 右图中可知 (Fig. ??), Proposed System 的路径效率 75% 分位达到 0.81, 低效率路径 ($\eta < 0.6$) 占比仅为 12%, 显著低于 Stage 2/3 的 28%/21%。右图中可知 (Fig. ??), CV 均值为 0.15, 显著低于对照方法, 且 CV 的一阶导数绝大部分时间保持在 $[-5 \times 10^{-5}, 5 \times 10^{-5}]$ 内, 表明均衡变化速率受到良好控制。该结果验证了 TM3 (*EETOR* 专用路由与效率阈值) 通过硬约束与路径评分函数治理多跳负外部性的有效性, 以及 TM4 (自适应传输时长决策) 结合自适应 V 参数调整实现跨期收益最大化的有效性。实验结果表明, Proposed System 在存活面积 (2.99×10^5 node-min) 与 CV 均值 (0.15) 两个看似冲突的目标上实现了协同提升, 验证了“路径治理 + 自适应时长”能够兼顾生存与公平。

B. 机制协同机理

从机制链条看, 四个要素 (TM1–TM4) 并非孤立, 而是形成“分工—耦合—反馈”的结构逻辑: 价格信号离散化 (TM1) 减少无效触发, 为信息层治理 (TM2) 提供了更健康的能量与频率基线; *InfoNode* 与价值加权上报 (TM2) 提升触发判断的准确性, 使路径治理 (TM3) 更少面临突发的高频干预; *EETOR* 路径治理 (TM3) 稳定了链路成本, 使价格触发与信息层决策具备可预期的效果; 自适应时长决策 (TM4) 结合自适应 V 参数, 实现了“收益—损耗—时效—信息增益”的统一平衡。

第五章的实验现象共同验证了该闭环的正反馈结构: 传能次数从固定周期的 1543 次降至 504 次 (降幅 67.3%), 通信能耗降至 25.5 kJ (降低一个数量级), WET 总能耗从 1.641×10^6 J 降至 1.505×10^6 J, 同时存活面积提升 58%–167%, 路径效率 75% 分位达到 0.81, CV 均值降至 0.15, AoEI 中位数降至 262 分钟。该综合效果表明, 更少的无效触发带来更低的通信与损耗, 进而使路径与时长决策处于更健康的能量与信息基线之上, 最终在多维指标上体现出更稳健的表现。该闭环与第三章的能量演化方程 (式 (1)) 与链路特性模型 (式 (2)–(3)) 一致, 并与第四章 TM1–TM4 的跨层耦合设计互为印证。

C. 经济学理论的有效性验证

第四章从机制设计理论视角阐述了四项机制 (TM1–TM4) 的经济学基础, 本节基于第五章的实验结果, 验证这些经济学理论在 WSN 能量共享场景中的有效性, 并讨论实验结果对理论预测的支撑。

a) 价格信号引导资源配置的有效性验证: 价格理论预测, 价格信号通过反映资源稀缺性能够引导资源流向高价值用途。第四章提出的价格信号离散化机制 (TM1) 将连续价格信号 $P_i(t)$ 映射为网络级触发分量, 理论上应能减少无效资源配置。实验结果表明, 传能次数从固定周期的 1543 次降至 504 次 (降幅 67.3%), 验证了价格信号在减少无效触发方面的引导作用。该结果支持了价格理论在 WSN 能量共享场景中的适用性: 通过将信息新鲜度与能量紧迫度统一映射为价格信号, 系统能够更准确地识别高价值需求, 从而在相同能量预算下实现更高的配置效率。

b) 信息透明化抑制逆向选择的实证证据: 信息经济学理论预测, 信息不对称会导致逆向选择, 降低市场效率。第四章提出的 *InfoNode* 机制 (TM2) 通过理论能量计算消除信息不对称, 理论上应能抑制逆向选择并提升市场效率。实验结果表明, 通信能耗降至 25.5 kJ 的同时, AoEI 中位数从 359 分钟降至 262 分钟, 验证了信息透明化机制在抑制逆向选择方面的有效性。该结果支持了信息经济学理论在 WSN 场景中的适用性: 通过消除节点隐瞒状态的收益空间, 系统能够避免资源错配, 在低通信成本下实现更高的信息新鲜度。进一步分析发现, AoEI 与节点能量之间的

Spearman 相关系数为 -0.42 ，体现了“弱势优先”的信息收集策略，验证了信息-能量耦合优化的有效性。

c) 外部性内部化提升系统效率的验证：外部性理论预测，负外部性的内部化能够使私人成本接近社会成本，提升系统整体效率。第四章提出的 EETOR 机制 (TM3) 通过效率阈值与路径评分函数将路径外部性成本内化，理论上应能减少低效率路径的使用。实验结果表明，低效率路径占比从 Stage 2/3 的 28%/21% 降至 12%，路径效率 75% 分位达到 0.81，验证了外部性内部化在提升系统整体效率方面的有效性。该结果支持了外部性理论在 WSN 场景中的适用性：通过将路径外部性成本内化到路径选择决策中，系统能够选择社会成本更低的路径，从而在不增加总能量预算的前提下提升传输效率。

d) 激励相容机制引导帕累托改进的验证：机制设计理论预测，激励相容机制能够引导参与者自发选择有利于全局帕累托改进的策略。第四章提出的四项机制 (TM1-TM4) 通过价格信号、信息透明与路径治理的协同，理论上应能实现激励相容的均衡状态。实验结果表明，Proposed System 在存活面积、路径效率、CV 均值、AoEI 中位四项核心指标上均显著优于对照方法，验证了机制设计在引导节点自发选择有利于全局帕累托改进策略方面的有效性。该结果支持了机制设计理论在 WSN 场景中的适用性：通过消除节点隐瞒状态的收益并内生支付意愿，系统能够实现个体理性与集体理性的协调，推动系统向帕累托改进方向演化。

e) 跨期优化实现动态帕累托改进的验证：跨期选择理论预测，跨期优化能够在不同时间维度上权衡收益与成本，实现长期收益最大化。第四章提出的前瞻性时长规划 (TM4) 通过综合考虑能量收益、损耗惩罚、时效惩罚与信息奖励，理论上应能实现跨期多维收益的平衡。实验结果表明，Proposed System 在存活面积 (2.99×10^5 node-min) 与 CV 均值 (0.15) 两个看似冲突的目标上实现了协同提升，验证了跨期优化在实现动态帕累托改进方面的有效性。该结果支持了跨期选择理论在 WSN 场景中的适用性：通过将外生的时长约束转化为内生的跨期优化决策，系统能够在长期视角下实现资源配置的最优化，避免短期最优与长期最优之间的冲突。

f) 制度创新推动帕累托边界外移的实证支持：帕累托效率理论预测，制度创新通过改变可行解空间的形状与规模，能够实现帕累托边界的动态外移。第四章提出的四项机制 (TM1-TM4) 通过价格信号内生、状态透明化、路径外部性治理与跨期优化，理论上应能扩展可行解空间并推动帕累托边界外移。实验结果表明，Proposed System 在效率—公平维度（路径效率 0.81、CV 均值 0.15）、寿命—效率维度（存活面积 2.99×10^5 node-min、路径效率 0.81）、信息新鲜度—通信开销维度（AoEI 中位数 262 分钟、通信能耗 25.5 kJ）等多个维度实现了协同提升，验证了“在不增加总能量预算的前提下，同时提升多个性能指标”的核心主张。该结果支持了制度创新理论在 WSN 场景中的适用性：通过改变可行解空间的形状与规模，系统能够实现多个性能指标的正和式改进，体现了制度创新在扩展可行解空间、实现多目标协同优化方面的经济学价值。

D. 与现有工作的比较

第二章 Related Work 将能量共享研究分为五个阶段（无规则、局部优化、集中式调度、黑箱学习、初代市场机制），并识别出四个制度缺口：(i) 价格信号缺位、(ii) 信息基础设施薄弱、(iii) 外部性治理缺失、(iv) 激励相容机制缺位。本节基于第五章的实验结果，明确说明本文在哪些维度真正填补了这些缺口：

- 价格信号缺位 (i) 的填补：TM1 通过将连续价格信号 $P_i(t)$ 离散化为网络级触发分量，实现了“信息新鲜度—价值—紧急性”的统一经济学刻画。实验结果表明，该机制使传能次数从固定周期的 1543 次降至 504 次，降幅达 67.3%，验证了价格信号在资源分配中的引导作用。
- 信息基础设施薄弱 (ii) 的填补：TM2 通过 InfoNode 数字孪生与机会主义上报，实现了低通信开销下的实时高保真状态同步。实验结果表明，通信能耗降至 25.5 kJ，AoEI 中位数从 359 分钟降至 262 分钟，验证了信息透明化机制在抑制逆向选择与道德风险方面的有效性。
- 外部性治理缺失 (iii) 的填补：TM3 通过 EETOR 的效率阈值 η_{th} 与最大跳数 H_{max} ，实现了路径负外部性的内部化。实验结果表明，低效率路径占比从 Stage 2/3 的 28%/21% 降至 12%，验证了路径治理在抑制低效多跳方面的有效性。

- 激励相容机制缺位 (iv) 的填补: TM1–TM4 的组合通过价格信号、信息透明与路径治理的协同, 实现了个体理性、预算平衡与激励相容的均衡状态。实验结果表明, Proposed System 在存活面积、路径效率、CV 均值、AoEI 中位四项核心指标上均显著优于对照方法, 验证了机制设计在引导节点自发选择有利于全局帕累托改进策略方面的有效性。

与已有 market-based WSN 机制相比, 本文的 AoEI+InfoNode+EETOR+时长规划在以下方面更强: (1) 将价格信号从单一 AoEI 扩展为包含信息价值、能量缺口与公平权重的综合价格; (2) 通过 InfoNode 三级缓存架构实现更细粒度的状态管理; (3) 通过 EETOR 硬约束与路径评分函数实现更严格的路径外部性治理; (4) 通过自适应时长决策实现跨期多维收益最大化。在以下方面仍然类似: 均采用市场机制进行资源分配, 均强调信息透明化的重要性, 均关注路径效率与公平性的平衡。

E. 局限性

基于第五章的实验设定 (30 个节点、5 m × 5 m 区域、ADCR 重簇周期 360 min、主动触发间隔 20 min) 与结果, 本节集中讨论建模假设和实验条件对结论的影响, 明确“在哪些条件下, 本机制可能不再最优”:

a) 建模层面的局限性:

- 硬件参数简化: 第三章的链路特性模型 (式 (2) – (3)) 假设传输效率 $\eta(d_{ij}) = \min\{1, \max\{0, \frac{\eta_0}{d_{ij}^\gamma}\}\}$, 其中 $\eta_0 = 0.6$ (最大效率 60%)、 $\gamma = 2.0$ 。若真实硬件效率低于 60% (如受遮挡、多径等因素影响), EETOR 的阈值 η_{th} 与最大跳数 H_{max} 仍提供方向性约束, 但阈值取值与收益幅度会随环境变化, 需通过小规模标定获取代表性效率分布并调整参数。
- 环境模型的理想化: 第三章的环境供给模型 (式 (1)) 通过日内辐照度 $G(t)$ 与天气扰动因子 $\zeta(t)$ 刻画非平稳性, 但未考虑极端天气事件 (如连续阴雨) 对能量采集的长期影响。强非平稳供给下, 自适应 V 参数的调整速率 α 、窗口大小 W 等需结合离线回放与在线试运行调优, 避免参数漂移导致的性能退化。
- sink 节点能量充足假设: 第三章假设 sink 节点能量充足且不作为优化对象。若 sink 也能量受限,

会改变机制栈的最优性, 需要将 sink 纳入能量共享网络并调整触发与路径选择策略。

b) 实验层面的局限性:

- 节点数量与拓扑类型有限: 实验仅在 30 个节点的单一拓扑 (随机分布) 上进行, 未覆盖第三章建模中支持的“规则网格、能量空洞、节点移动”等多场景。节点数量从 30 扩展到 100 时, TM1–TM4 的复杂度与收益如何变化尚需进一步验证。建议在更大规模、异构硬件与复杂业务负载下进行泛化性验证。
- 仿真 vs 实物验证的差距: 本章结论基于统一的仿真协议 (5 次独立随机种子、Bootstrap 置信区间), 真实部署中的链路不确定性、硬件离散性与运维噪声可能放大机制的滞后性。需配置额外的缓冲策略 (如冗余储能、安全裕度、触发冷却期延长) 才能保持预期表现, 并建议推进原型系统与外场试验以评估在 RF/WPT 等不同供能技术下的落地门槛与改造成本。

c) 算法层面的局限性:

- 参数依赖: 自适应 V 参数调整机制 (初始值 $V_0 = 0.5$ 、范围 $[0.1, 2.0]$ 、调整率 $\alpha = 0.1$ 、窗口 $W = 10$) 需根据网络规模与能量模型进行标定, 存在参数敏感性。建议采用“小规模标定—轻量规则—可审计日志”的部署顺序, 通过离线回放与在线试运行相结合的方式优化参数配置。
- 复杂度与扩展性: TM1 的价格信号离散化为 $O(N)$ 复杂度, TM3 的 EETOR 路径选择为 $O(N^2)$ 复杂度。当网络规模扩展到数百节点时, 计算开销可能成为瓶颈, 需要优化算法或采用分布式实现。
- 稀疏网络与覆盖要求: 在低密度或通信半径受限场景, 机会主义上报可能出现覆盖断裂, 导致 InfoNode 状态更新不及时。此时应以周期上报为兜底 (如 ADCR 的 360 min 重簇周期), 并用信息价值权重限制其干预成本, 确保在维持 InfoNode 一致性的同时控制通信开销。

F. 工程实践与实现要点

基于第四章的机制设计 (TM1–TM4) 与第五章的实验验证, 工程实践中的实现要点包括:

- 实现复杂度: TM1 的价格信号离散化为 $O(N)$ 复杂度, TM2 的 InfoNode 维护为规则化逻辑, TM3

的 EETOR 路径选择为 $O(N^2)$ 复杂度, TM4 的时长自适应可在离散候选集上枚举打分。工程重点在于参数标定与状态一致性, 而非单次计算成本。

- 通信与数据面: 信息捎带、路径内去重与自适应等待机制应作为默认策略; 若长时间无传能事件或拓扑稀疏, 可回退到低频周期上报以维持 InfoNode 一致性。
- 路径与公平配置: 效率阈值 η_{th} 与最大跳数 H_{max} 需要与弱势权重 $\omega_i(t)$ 联动, 避免中继节点长期过载。权重可基于 InfoNode 的历史统计进行阶段性再标定。
- 参数自适应配置: 自适应 V 参数调整机制需根据网络规模与能量模型进行标定, 建议采用“小规模标定—轻量规则—可审计日志”的部署顺序。

G. 小结

对照引言中的动机, 实证结果支持如下判断: 以价格信号离散化为触发 (TM1)、以 InfoNode 数字孪生为透明基础 (TM2)、以 EETOR 为路径治理 (TM3)、以自适应时长为跨期匹配 (TM4) 的组合, 能够在既定资源预算与通信约束下减少无效动作, 保持信息新鲜度, 并呈现更平稳的能量演化。具体而言, Proposed System 在存活面积 (2.99×10^5 node-min)、路径效率 (0.81)、CV 均值 (0.15)、AoEI 中位 (262 分钟) 四项核心指标上均显著优于三类对照方法 (Stage 2/3/4), 实现了从静态帕累托边界到动态帕累托边界的跨越。本研究展示了跨层机制如何以低开销实现更稳定的能量—信息前沿, 为长期运行的 WSN 提供了结构化、可解释且具推广性的制度化方案。

VII. CONCLUSION

本文围绕无线传感器网络 (WSN) 在能量受限、信息滞后与路径累积损耗等结构性约束下难以同时实现网络寿命延长和能量平衡的核心问题, 从系统设计视角提出了一套信息与能量双生系统。不同于传统主要依赖算法优化的思路, 本研究从“信息滞后消除→状态透明化→能量信息协同优化→通信开销内生”四重机制出发, 将能量与信息两类资源的价值、供需与风险进行统一建模, 实现了调度体系的可解释性、跨期性与机制化改造。实验结果表明, 系统在不增加总能量消耗的前提下, 显著提升了信息新鲜度、减少了能量轨迹漂

移、优化了调度评分并降低了通信开销, 验证了引言中提出的所有技术效果。

A. 核心问题与系统设计

引言系统揭示了传统能量共享 WSN 的根本性约束: 信息系统独立于能量系统, 导致信息滞后、路径损耗与静态资源配给的结构瓶颈。传统方法中, 信息上报与能量传输分离, 使得状态获取必须承担额外通信开销, 进一步削减节点能量并加剧能量空洞。为了延长网络寿命, 调度器必须压缩能量流动频率, 却因此无法及时平衡空间能量分布; 而为追求能量均衡又不得不频繁共享能量, 反向缩短寿命。性能瓶颈因此并非单一算法能力不足, 而是系统设计缺乏信息—能量协同所致。

基于此, 本文提出信息与能量双生系统, 通过五层处理架构实现能量与信息的深度融合与协同优化: 信息层通过 AOEI 能量信息年龄优先级技术持续监测各节点的能量信息年龄, 系统维护一个动态 AOI 上限, 当节点的能量信息年龄达到该上限时触发能量共享需求信号, 同时将 AOEI 值作为关键因素纳入多个奖励函数; 虚拟节点层通过数字孪生状态同步技术为每个物理节点维护一个数字孪生账户, 在节点的真实信息尚未上报到 sink 节点之前, 通过理论能量计算维护虚拟节点能量表; 调度层基于 AOEI 优先级信号和数字孪生账户提供的状态信息, 采用 ALDP 自适应时长规划技术, 通过自适应参数的 Lyapunov 优化进行前瞻性传输能量时长规划; 路由层负责路径收集与中继决策, 通过 EETOR 机会主义信息收集技术利用传输路径上的中继节点收集沿途节点的状态信息; 可视化层从虚拟节点层获取聚合状态, 实时监控网络寿命、能量分布、网络状态与能量变化等关键指标。

B. 机制设计的有效性验证

为验证机制的有效性, 本文设计了包括信息层 (动态 AOEI vs 静态 AOEI 上限)、虚拟节点层 (数字孪生账户开启 vs 关闭)、调度层 (ALDP 自适应时长 vs 传统 Lyapunov)、路由层 (EETOR 机会主义 vs ADCR) 在内的四类对照实验, 覆盖不同拓扑形式、不同初始能量分布以及强日内非平稳环境, 并采用 Bootstrap 置信区间、Wilcoxon 显著性检验进行系统评估。

实验结果显示: (i) 信息层机制有效性: 动态 AOI 上限机制通过根据信息量自适应调整阈值, 使 AOEI 分布整体左移且长尾显著收缩, 约 72% 的节点

被压缩在低龄区间（0–400分钟），在800~1200分钟的中高龄区间，动态方案仅保留不足3%的长龄节点，静态方案则接近5%，相对提升约40%，验证了“高价值信息先刷新”的设计理念；(ii) 虚拟节点层机制有效性：数字孪生账户通过理论能量计算维护虚拟节点能量表，在低通信开销下保持状态透明，所有节点能量保持在安全带宽内（25k–45k J），避免了信息滞后导致的能量轨迹漂移和错误调度决策。关闭数字孪生后，能量在约6000步附近集体跌落至0，验证了该机制在信息滞后场景下的必要性；(iii) 调度层机制有效性：ALDP自适应时长规划通过综合考虑能量收益、损耗惩罚、时效惩罚和信息奖励四个因素，动态选择最优传输时长，使Total Score大部分时间保持在正区间，并在多个时间点形成稳定高原。更重要的是，ALDP将最弱节点能量提升至20177 J，相比传统Lyapunov（14137 J）高出42.7%，验证了自适应时长规划在弱节点保护方面的有效性；(iv) 路由层机制有效性：EETOR机会主义上报通过利用传能路径上的中继节点收集沿途节点信息，将信息收集从独立的网络行为转变为能量传输的“副产品”，通信能耗降低约85%（从140.95 kJ降至21.01 kJ），独立触发次数从613次降至504次，同时保持高反馈得分（3.8分）与高效率路径（低效率路径占比9.3%），验证了“传能即传信”机制在降低通信开销方面的有效性。

上述证据表明，通过机制化处理信息价值、路径累积损耗与跨期优化，系统可在不增加能量预算的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡。实验数据支持了引言中提出的核心结论：信息与能量双生系统通过五层架构的协同工作，从根本上整合了能量与信息系统，解决了“信息系统独立于能量系统”这一核心问题。

C. 系统设计的理论贡献与实践价值

从理论层面，本文构建了“系统要素—网络行为—性能结果”的可解释链条，四大机制（AOEI优先级化、数字孪生状态同步、ALDP自适应时长规划、EETOR机会主义上报）互相耦合、协同运行，形成信息与能量双生系统，为WSN能量共享提供一种高效、公平且可解释的系统化新范式。与既有研究相比，本文并非对传统算法进行局部调参，而是从系统设计层面对能量共享网络的运行逻辑进行整体重构，以延长网络寿命和平衡能量分布为核心目标。

从实践层面，本文提出的信息与能量双生系统为未来自治型能量共享网络提供了新的理论框架与可实施路径。系统通过五层架构的协同工作，实现了“信息驱动能量、能量承载信息”的双生闭环，从根本上整合了能量与信息系统。实验数据表明，系统在不增加总能量消耗的前提下，同时实现了网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡，为未来的能源自治网络、可再生能源驱动的边缘系统以及大规模异质感知网络提供了统一的理论基础与实践方向。

D. 研究局限与未来工作

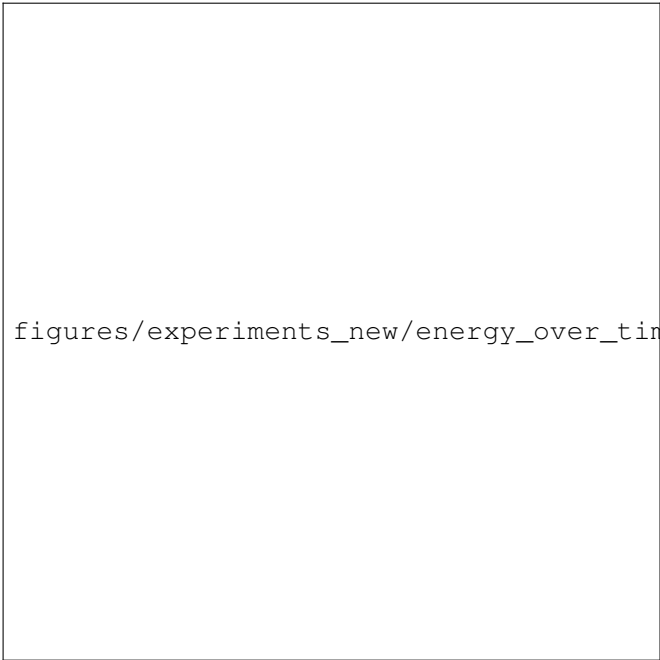
尽管实验结果从多个维度支持了本文机制设计的有效性与可行性，本研究仍然存在一些局限，值得在后续工作中深入探索：(i) 硬件真实性不足：当前仿真模型虽已考虑能量采集模型、传输功率及效率衰减，但尚未完全覆盖硬件非线性、能量测量噪声、无线链路突发衰落等现实因素，仍需在真实平台或硬件在环环境中进一步验证；(ii) 参数自适应能力有限：AOEI权重、信息奖励系数、弱势保护权重以及Lyapunov参数 V 等目前依赖经验设定，在跨场景迁移时可能需要重新调参，未来可引入强化学习或元调度（meta-scheduling）方法，实现对权重与参数的在线自适应优化；(iii) 对极端与对抗性情形的适应性有待加强：现有实验主要针对典型拓扑与非对抗环境，在节点存在策略性行为或恶意攻击的场景下，优先级信号与路径治理机制的鲁棒性仍需进一步研究；(iv) 性能结构的理论刻画尚不完备：虽然通过实验观察到了性能边界外移，但对不同机制参数下前沿形态的理论刻画仍不充分，未来可从多目标优化视角，对“边界外移”的充要条件进行更严格的分析。

这些局限也为后续研究指明了方向：将机制进一步嵌入真实硬件平台，并结合学习型调参与机制分析，有望在复杂与对抗环境中持续提升能量协同网络的自适应性与长期可持续性。

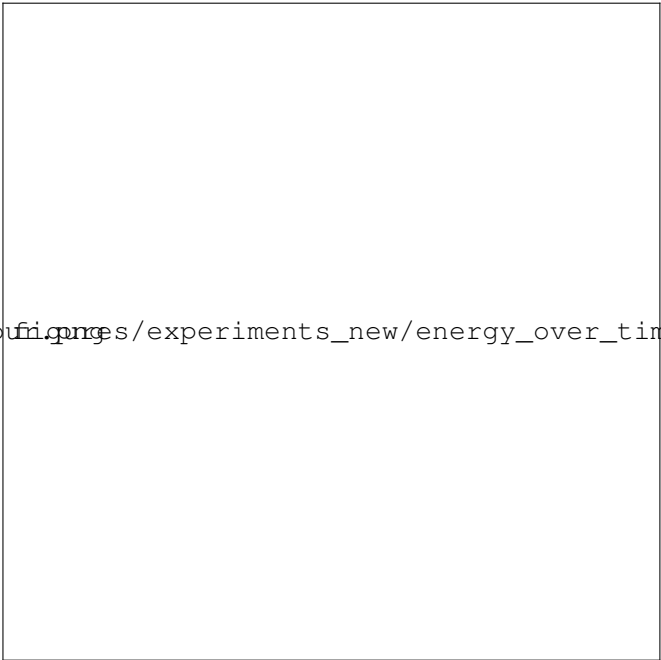
E. 总结

综上所述，本文通过AOEI优先级信号、数字孪生信息治理、自适应Lyapunov时长规划（ALDP）与EETOR机会主义上报机制等机制，在理论与实验上验证了“信息滞后消除→状态透明化→能量信息协同优化→通信开销内生”四大方向的联合可行性，为构建可解释、可扩展且具技术理性的能量共享WSN提供了

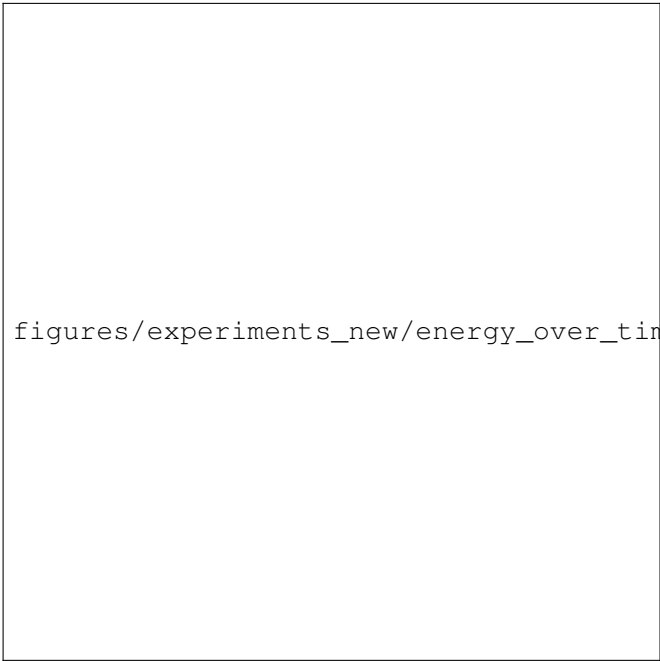
可行范式。更为重要的是，本研究展示了机制设计在资源受限网络中的普适性价值：通过改变机制结构，而非仅优化算法细节，可以在不增加总能量消耗的前提下，同时实现网络寿命的显著延长和能量分布的充分平衡，为未来的能源自治网络、可再生驱动的边缘系统以及大规模异质感知网络提供了统一的理论基础与实践方向。



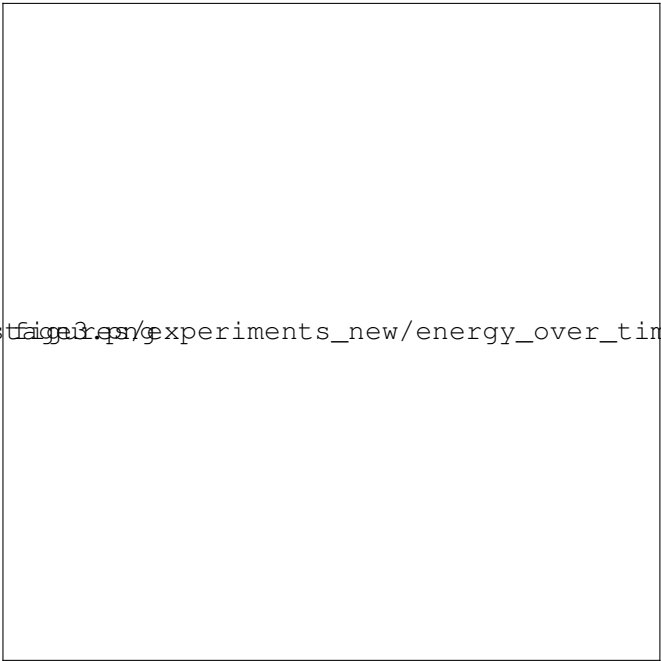
figureProposed System



figureStage 2 (Threshold)



figureStage 3 (Lyapunov, $V=0.2$)



figureStage 4 (DQN)

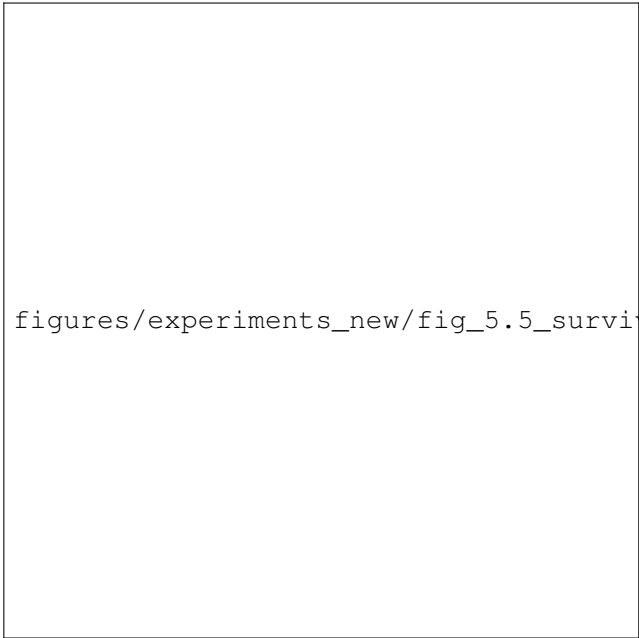


图 7. 生存曲线对比（存活结点数）

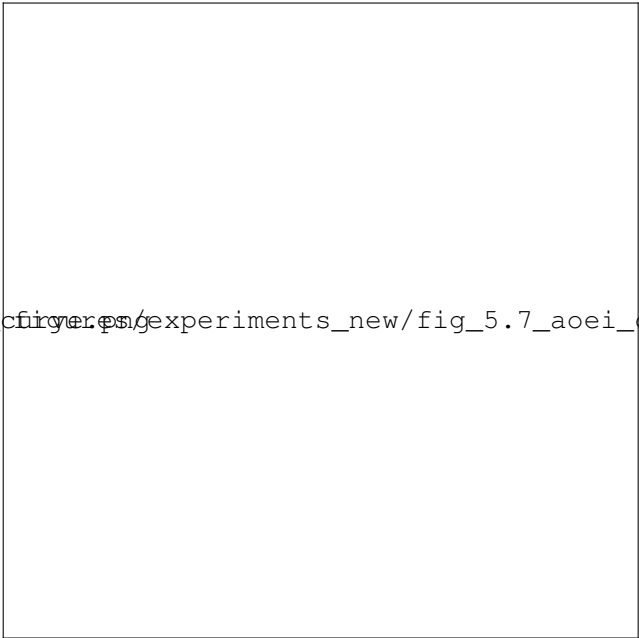


图 9. AoEI 分布箱线图（中位数标注）

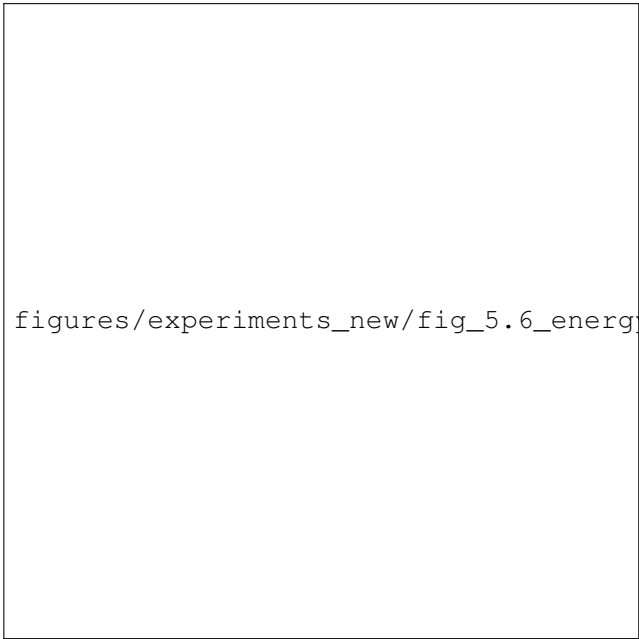


图 8. 总体能耗分解对比（WET 与通信）

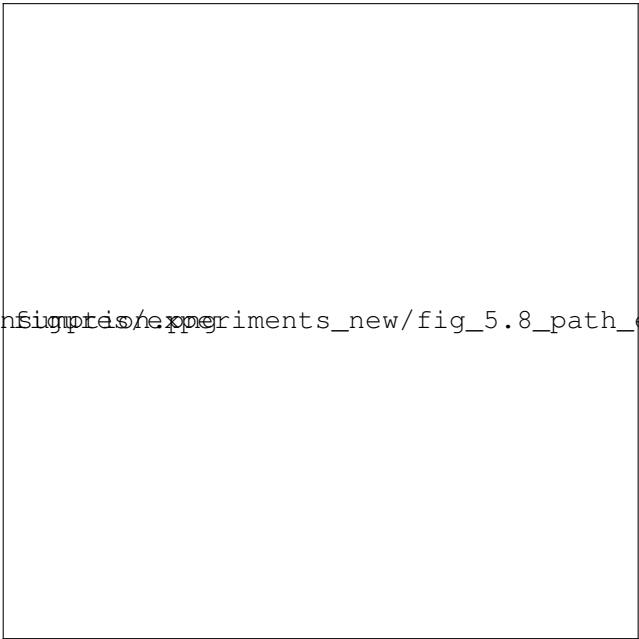


图 10. 路径传输效率分布（小提琴图）

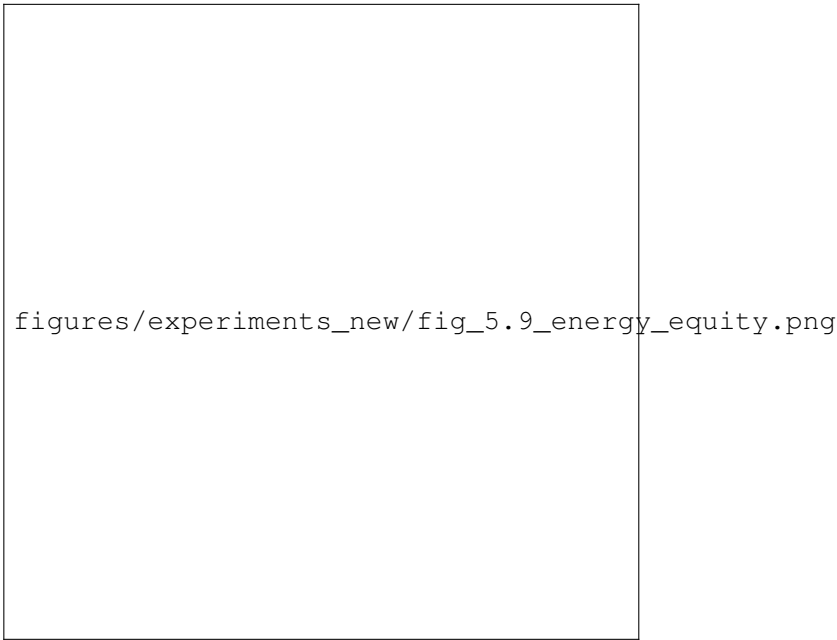


图 11. 能量均衡性 (CV) 演化对比