

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312689

基于加权效用函数的 LoRa 扩频因子和码率分配 *

谢桂辉¹ 肖华煦¹ 王景双¹ 胡轶斯²

(1. 中国地质大学(武汉)自动化学院 武汉 430074; 2. 中山智联未来科技有限公司 中山 528437)

摘要: 针对大规模 LoRa 网络数据包到达率下降、能耗急剧增加的问题,提出了基于加权效用函数的 LoRa 扩频因子和码率分配方法。首先,建立扩频因子和码率对数据包到达率和能耗的耦合影响关系;然后,基于赏罚机制建立数据包到达率和能耗的效用函数,并以它们的加权值为目标函数,利用贪心算法进行扩频因子和码率联合分配;最后,通过遍历搜索的方法确定最优的权重系数。仿真结果表明,相比目前最新的 CA-ADR 算法,所提算法的网络平均数据包到达率提高了 21.2%,网络平均能效提高 165%。本文算法有效提高了 LoRa 网络的通信可靠性和终端设备的生命周期,在智慧城市、智慧农业等众多场景具有较高的应用价值。

关键词: LoRa; 数据包到达率; 效用函数; 扩频因子; 码率

中图分类号: TN911 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.5015

Weighted utility function based LoRa spreading factor and coding rate allocation

Xie Guihui¹ Xiao Huaxu¹ Wang Jingshuang¹ Hu Yisi²

(1. School of Automation, China University of Geosciences, Wuhan 430074, China;

2. Zhongshan Zhilian Future Technology Co., Ltd., Zhongshan 528437, China)

Abstract: Aiming at the problem of declining packet delivery rate (PDR) and sharp increase in energy consumption of large-scale LoRa networks, a LoRa spreading factor (SF) and coding rate (CR) allocation method based on weighted utility function is proposed. Firstly, the coupling influence relationship between SF and CR on PDR and energy consumption is established. Then, the utility functions of PDR and energy consumption are established based on the reward and punishment mechanism, and their weighted values are taken as the objective function, and the greedy algorithm is used to jointly allocate the SF and CR. Finally, the optimal weight coefficient is determined by traversing the search. The simulation results show that compared with the latest CA-ADR algorithm, the proposed algorithm obtains a 21.2% increase in terms of the average PDR, and a 165% increase of the average energy efficiency. The algorithm in this paper effectively improves the communication reliability and life cycle of terminal devices in LoRa networks, and has high application value in many scenarios such as smart cities and smart agriculture.

Keywords: LoRa; packet delivery rate; utility function; spreading factor; coding rate

0 引言

在“双碳”目标背景下,传感器网络正持续向低功耗、轻量化演进。与此同时,大量低功耗网络应用,如物流仓储、智能制造、智慧农业等,终端设备密集且部署范围广,需要上千米甚至十几千米的通信距离才能实现全面覆盖^[1-3]。传统短距离无线电技术已经难以满足这类需求,因此低功耗广域网(low power wide area network, LPWAN)技术应运而生。LoRa 是目前最具有代表性的 LPWAN 技术之

一,具有功耗低、传输距离远、部署成本低、传输安全性高等诸多优势。得益于此,近些年 LoRa 网络的覆盖范围和终端设备的数量呈现快速增长态势^[4]。据统计,截止到 2021 年 12 月,全球已部署了 270 多万个 LoRa 网关和 2.25 亿个 LoRa 终端设备。预计到 2025 年,LoRa 将占据全球 LPWAN 市场的 50%。然而,随着 LoRa 设备的大规模部署,LoRa 网络的可扩展性面临严重挑战,主要表现在:1) LoRa 网络的信道访问是基于 ALOHA 机制的,允许终端节点随机发送数据而无需检查信道是否空闲,因此发生冲

收稿日期:2023-01-30

*基金项目:湖北省自然科学基金(2022CFB269)、中山市科技计划项目(2019AG032)资助

突的概率较大;2)LoRa 长距离传输特性使其通信可靠性受信道波动和路径损耗影响很大,以致误码率较高。鉴于此,LoRa 网络在大规模部署时的数据包到达率(packet delivery rate,PDR)性能严重恶化,从而造成频繁的丢包重传和严重的能量浪费,进而引发随机能量空洞甚至网络崩溃,限制了 LoRa 的产业发展和应用^[5]。因此,如何提高 LoRa 网络的可扩展性,保障其在大规模密集部署时的 PDR 性能,是目前学术界和产业界备受关注的问题。

速率自适应(data adaptive rate,ADR)技术是解决该问题的有效手段^[6]。目前的 ADR 方法主要分为两种:1)标准 ADR 及其改进算法^[7-8]。这类算法基于信噪比或丢包率动态调整终端的扩频因子(spreading factor,SF)和辐射功率(transmitting power,TP),提高了动态信道下的 PDR 性能。但这类算法未考虑数据包碰撞的影响,因此在密集网络中的 PDR 性能恶化严重。2)均衡化 ADR 算法^[9-10]。该类算法从负载均衡、碰撞均衡等角度进行集中式参数分配,为高密度网络的参数分配提供新思路。文献[9]提出 EXPLoRa-AT 算法,通过均衡不同 SF 组内空中时间,减少了整体碰撞丢包。实验结果表明该算法的 PDR 性能优于标准 ADR 算法。基于这种均衡化思想,文献[10]提出一种公平自适应数据速率(fair adaptive data rate,FADR)多参数组合分配方法。该方法综合考虑了碰撞均衡和远近效应,获得了比 EXPLoRa-AT 算法更优的网络 PDR 性能。然而,该方法忽略了误码率(bit error rate,BER)对 PDR 的恶化,导致其在大网络半径时的 PDR 非常低。为此,文献[11]提出一种冲突感知速率自适应(collision aware adaptive data rate,CA-ADR)方法。该方法采用顺序注水法实现碰撞和误码率联合感知 SF 分配,从而大大提高了大网络半径时的 PDR 性能。

综上,尽管现有研究已取得一定研究成果,但目前的研究都只关注了 SF 和 TP 的分配,而忽视了汉明码码率(coding rate,CR)的作用。另外,现有的研究只考虑了发射参数对节点 PDR 性能的影响,而很少考虑发射参数对节点能耗的影响。为此,本文提出一种基于加权效用函数的 SF 和 CR 分配方法。该方法基于啁啾扩谱信号的捕获效应和不完美正交,首次建立了 SF 和 CR 对 PDR 和能耗的耦合影响关系,进而采用赏罚机制建立 PDR 和能耗的效用函数,并以它们的加权值为适应度函数进行 SF 和 CR 组合分配,大大提高了 PDR 性能,并且降低了能耗。仿真结果表明,所提方法相对最新的 CA-ADR 算法,网络平均 PDR 提高了 21.2%,平均能效提高 165%。本文算法实现简单、鲁棒性高,适用于各种网络半径和通信负荷条件,可广泛用于智能抄表、自然灾害监测、智慧农业等众多场景,有效提高 LoRa 网络的数据传输成功率和终端设备的生命周期。

1 系统模型

采用目前应用最广泛的星型网络拓扑结构建立 LoRa

网络模型。在该模型中,所有终端节点均匀分布在网关周围,且采用 LoRaWAN 标准建议的无时隙 ALOHA 协议随机接入无线信道。终端节点周期性地进行数据采集,并向位于网络中心的 LoRa 网关传输数据。数据传输以单跳形式进行,不采用任何中继辅助。LoRa 节点数据传输模型如图 1 所示。

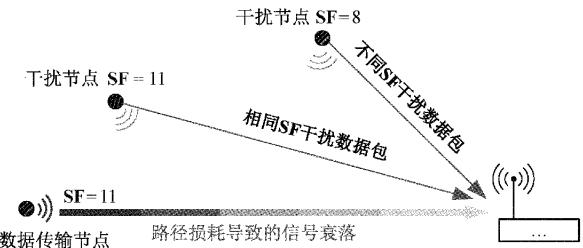


图 1 LoRa 节点数据传输模型

图 1 中,LoRa 数据传输链路既受到信道的噪声的干扰,同时也受到邻域其他节点信号的碰撞和干扰。假设数据传输节点因信道噪声导致的丢包为误帧率 p_e ,因数据包碰撞导致的丢包为碰撞概率 p_c ,则该节点的 PDR 可表示为:

$$PDR = (1 - p_e) \cdot (1 - p_c) \quad (1)$$

首先建立 SF 和 CR 与误帧率的定量影响关系。由文献[12]可知,高斯信道下 LoRa 调制的 BER 为:

$$BER = Q\left(\frac{\log_2(SF)}{\sqrt{2}} \cdot \frac{E_b}{N_0}\right) \quad (2)$$

其中, $Q(x) = \int_x^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp(-t^2/2) dt$ 为标准正态分布的右尾函数; SF 为啁啾扩谱信号的扩频因子, $SF \in \{7, 8, 9, 10, 11, 12\}$; E_b/N_0 为单位比特的能量与噪声功率谱密度之比,可表示为:

$$\frac{E_b}{N_0} = SNR - 10\lg\left(\frac{SF}{2^SF} \cdot \frac{4}{4 + RDD}\right) \quad (3)$$

其中,RDD 为汉明码冗余比特的长度, $RDD \in \{1, 2, 3, 4\}$, 对应的汉明码码率 $CR = \{4/5, 4/6, 4/7, 4/8\}$, SNR 为接收信号的信噪比,可表示为:

$$SNR = P_R + 174 - 10\lg(BW) - NF \quad (4)$$

其中, BW 为 LoRa 信号带宽, NF 为接收机噪声因子, P_R 为接收机信号的功率,可表示为: $P_R = P_T - P_L$, 其中 P_T 为 LoRa 发射机的辐射功率, P_L 为路径损耗。假设 LoRa 终端与网关的距离为 d ,则路径损耗为^[13]:

$$P_L(d) = P_L(d_0) + 10\mu\log\left(\frac{d}{d_0}\right) + x_s \quad (5)$$

其中, $P_L(d_0)$ 为参考距离 d_0 下的路径损耗, μ 为路径损耗系数, x_s 为均值为 0 且服从高斯分布的噪声方差。综合式(2)~(5),即可建立 LoRa 解调误码率与终端节点 SF 和 CR 之间的关系:

$$BER = f_1(SF, CR, P_T, d, BW) \quad (6)$$

LoRa 解调后经对角矩阵解交织进入汉明译码模块。假设 LoRa 解调符号经解交织后的错误比特均匀分布在汉明码码字中, 则汉明码的码片不发生错误的概率为 $1 - BER$ 。在汉明码 CR 为 $4/5, 4/6$ 时, LoRa 不具备纠错能力; 在 CR 为 $4/7$ 和 $4/8$ 时, LoRa 最多纠正 1 位错误。因此, 汉明码的码字不发生错误的概率为:

$$p_{ne} = \begin{cases} (1 - BER)^L, & L = 5, 6 \\ (1 - BER)^L + L \cdot BER \cdot (1 - BER)^{L-1}, & L = 7, 8 \end{cases} \quad (7)$$

其中, L 为汉明码的码字长度。LoRa 数据帧不发生错误要求该数据帧内所有汉明码码字都不发生错误, 因此 LoRa 误帧率可表示为:

$$p_e = 1 - (p_{ne})^M \quad (8)$$

其中, $M = \text{ceil}(PL/4)$ 为分组数量, $\text{ceil}(\cdot)$ 为向上取整函数, PL 为原始消息的比特长度。根据式(6)~(8), 即可建立 LoRa 误帧率模型。

然后建立碰撞概率模型。假设网络内所有节点以相同的发射周期 T_c 发送数据, 且数据包的到达时刻服从泊松分布, 则在时间 T 内有 k 包数据到达的概率为^[14]:

$$p(T, k) = \frac{(\lambda T)^k}{k!} e^{-\lambda T} \quad (9)$$

其中, $\lambda = 1/T_c$ 为数据到达速率。令节点 i 的数据传输时间为 ToA_i , 节点 j 的数据传输时间为 ToA_j , 则可能发生碰撞的时间窗口长度为 $ToA_i + ToA_j$ 。在该时间窗口内, 节点 j 无数据包到达, 即不与节点 i 数据包发生碰撞的概率为:

$$p_{nc}(i, j) = p((ToA_i + ToA_j), 0) = \exp(-(ToA_i + ToA_j) \cdot \lambda) \quad (10)$$

信号传输时间 ToA 可表示为:

$$ToA = N_{\text{sym}} \cdot T_{\text{sym}} \quad (11)$$

其中, $T_{\text{sym}} = 2^{\text{SF}} / BW$ 为符号周期, N_{sym} 为符号数量, 可表示为:

$$N_{\text{sym}} = N_{\text{preamble}} + 12.25 + \left\lceil \frac{\max(PL - 4\text{SF} + 44, 0)}{4(\text{SF} - 2LDR)} \right\rceil \cdot (4 + RDD) \quad (12)$$

式中: PL 表示负载数据比特数量, LDR 表示低速率模式指示标记, RDD 表示汉明码冗余比特数量。

进一步考虑网络所有节点, 节点 i 数据包不与所有其他节点发生碰撞概率为:

$$p_{nc} = \exp\left(\sum_{j=1}^{N_i} -(ToA_i + ToA_j) \cdot \lambda\right) \quad (13)$$

其中, N_i 表示可能与节点 i 数据包发生碰撞而造成丢包的节点数量。由于 LoRa 捕获效应特性, 只有当节点 i 的信号功率与干扰节点信号功率之比小于干扰阈值时, 数据包碰撞才会造成丢包, 因此 N_i 可表示为:

$$N_i = \sum_{j=1, j \neq i}^N \mathcal{H}(\text{SNR}_i - \text{SNR}_j < \delta_{i,j}) \quad (14)$$

其中, N 为网络中节点的数量, SNR_i 和 SNR_j 分别为数据包 i 和数据包 j 在网关处的信噪比, $\mathcal{H}(\chi)$ 在 χ 为真时返回 1, 否则返回 0, $\delta_{i,j}$ 为 LoRa 干扰阈值。根据对 LoRa 芯片的实测结果^[15], 当节点 i 和节点 j 的 SF 相同时, $\delta_{i,j} = 1$ dB; 否则 $\delta_{i,j} = \gamma_{\text{inter}}$, γ_{inter} 主要取决于节点 i 的扩频因子, 它们之间的关系如表 1 所示^[16]。

表 1 γ_{inter} 与 SF 的映射关系

SF	7	8	9	10	11	12
γ_{inter} / dB	-7.5	-9.0	-13.5	-15.0	-18.0	-22.5

综合式(11)~(14)可知, 即可得到碰撞概率的表达式。

最后建立节点能耗模型。假设 LoRa 终端节点在发射完数据后, 立即进入休眠状态, 当发射周期定时器溢出时, 再唤醒进入发射状态, 如此循环往复。令终端设备的工作电压为 V_{sys} , 发射电流为 I_T , 休眠状态的电流为 I_{sleep} , 则 LoRa 终端的能耗可表示为:

$$W = (ToA \cdot I_T + (T_c - ToA) \cdot I_{\text{sleep}}) \cdot V_{\text{sys}} \quad (15)$$

式中: T_c 为终端的发射周期, ToA 为数据传输时间。

2 SF 和 CR 分配算法设计

由误帧率模型、碰撞概率模型和能耗模型可知, 三者之间存在相互制约关系, 因此本文采用 PDR 和能耗效用函数的加权值作为适应度函数进行 SF 和 CR 分配, 从而在 PDR 和能耗之间取得最佳平衡。本文所提的基于加权效用函数的 SF 和 CR 分配算法如算法 1 所示。

算法 1 基于加权效用函数的 SF 和 CR 分配算法

```

input: 节点空间位置  $d$ 
output: 节点传输参数 SF 和 CR
1:  $\{SF_i \quad CR_i\} = \emptyset$ 
2:  $d = \text{sort}(d)$ 
3:  $L = \text{GetPathLoss}(d)$ 
4:  $\text{SNR} = \text{GetSNR}(pt, L, BW)$ 
5: for  $\alpha = 0, 0.1, \dots, 1$  do
6:    $NetPDR_{\max} = 0$ 
7:   for  $i = 1, 2, \dots, N$  do
8:      $U_{\max} = 0$ 
9:     for  $sf = 7, 8, \dots, 12$  do
10:    for  $cr = 1, 2, \dots, 4$  do
11:       $p_e = PeModel(PL, \text{SNR}_i, sf, cr)$ 
12:       $ToA_i = ToAModel(PL, sf, cr)$ 
13:       $ToA_j = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_i} ToA_j, \text{s.t. } \text{SNR}_i - \text{SNR}_j < \delta_{i,j}$ 
14:       $p_{nc} = PncModel(sf, cr, ToA_i, ToA_j)$ 
15:       $PDR = p_{nc} \cdot (1 - p_e)$ 
16:       $W = EnergyModel(sf, cr, pt)$ 

```

```

17:    $U_w = \exp(-(W - W_{min})/(W_{max} - W))$ 
18:    $U_{temp} = \alpha \cdot PDR + (1 - \alpha) \cdot U_w$ 
19:   if ( $U_{temp} > U_{max}$ ) then
20:      $\{SF_i, CR_i\} = \{sf, cr\}$ 
21:      $U_{max} = U_{temp}$ 
22:   iend if
23: end for
24: end for
25: end for
26: NetPDRk = PDRModel(d, SFtemp, CRtemp)
27: if (NetPDRk > NetPDRmax) then
28:   NetPDRmax = NetPDRk
29:   SF = SFtemp
30:   CR = CRtemp
31: iend if
32: end for
return Configuration

```

如算法 1 所示, 算法输入为终端节点与网关的距离 d , 输出为终端节点的 SF 和 CR 。其中, d 、 SF 和 CR 均为 $1 \times N$ 的向量。算法的流程如下:

- 1) 对终端节点的 SF 和 CR 进行初始化, 并计算终端节点的信噪比(2~4 行);
- 2) 从距离网关最近的终端开始, 依次进行参数分配。对任意终端, 遍历所有的 SF 和 CR 组合, 寻找加权效用函数最大的组合作为优化解。具体方法如下:

首先计算 PDR 的效用函数: 根据误帧率模型计算其误帧率 p_e (11 行), 根据碰撞概率模型计算不发生碰撞的概率 p_m (12~14 行)。在计算 p_m 时, 考虑 LoRa 的捕获效应, 把所有可能造成数据传输节点丢包的干扰数据包的空中时间累加(13 行), 该行中的 $\delta_{i,j}$ 为 LoRa 抑制门限, 在 $i = j$ 时取 1 dB, 在 $i \neq j$ 时参考表 1 所示。根据误帧率和碰撞概率, 计算该节点的 PDR (15 行), 并将其作为第 1 个效用函数。

然后计算能耗的效用函数。由于终端节点的能耗一般远大于 1, 与 PDR 不在一个量级, 因此用指数函数对能耗进行归一化(16~17 行), 第 17 行中的 W_{min} 为最小能耗, 对应的 SF 为 7, CR 为 4/5; W_{max} 为最大能耗, 对应的 SF 为 12, CR 为 4/8。

最后计算总效用函数。总效用函数由 PDR 和能耗效用函数的加权值确定, 其中 PDR 的权重为 α , 能耗的权重为 $1 - \alpha$ 。调整权重系数, 即可灵活地改变算法的偏好。遍历所有的 24 种参数组合, 搜索最大的加权效用值 U_{max} , 并更新节点的 SF 和 CR (19~22 行)。

3) 搜索最优的权重系数。以 0.1 为步进, 遍历可得到网络平均 PDR 最高的权重系数(26~30 行), 并将对应的 SF 和 CR 向量作为算法的输出, 至此算法结束。

3 仿真结果与分析

为验证所提算法的正确性和有效性, 基于 Omnet++ 网络仿真软件进行性能仿真, 仿真参数如表 2 所示。为了对比, 同时也仿真了目前主流的 FADR 算法^[10] 和 CA-ADR 算法^[11] 的性能。

表 2 仿真参数

仿真参数	参数值
载波频率 f_c	868.1 MHz
扩频因子 SF	7、8、9、10、11、12
CR	4/5、4/6、4/7、4/8
带宽 BW	125 kHz
发射功率 P_T	14 dBm
有效负载长度 PL	160 bits
参考距离 d_0	1 000 m
参考距离路径损耗 $P_L(d_0)$	128.95 dBm
路径衰落系数 α	2.32
终端节点发射周期 T_c	200 s

3.1 权重系数对算法性能的影响

图 2 展示了算法中权重系数 α 对网络性能的影响。在仿真中, 网络半径 R 取值范围为 1~9 km, 步进 1 km。 α 的取值范围为 0~1, 步进 0.1。图 2(a) 为不同权重系数下网络平均 PDR 曲线。图 2(b) 为不同权重系数下的平均能耗曲线。

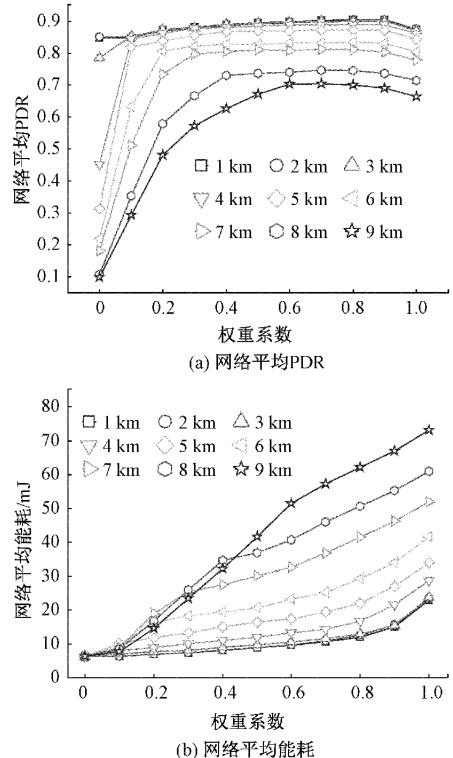
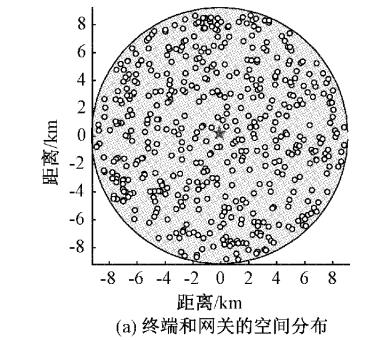
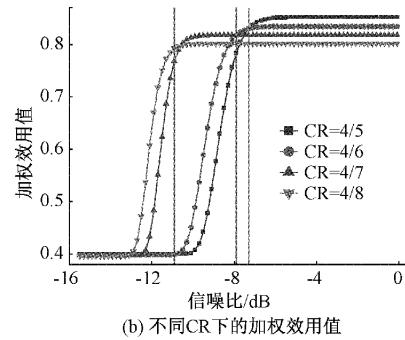


图 2 不同权重系数下网络性能曲线

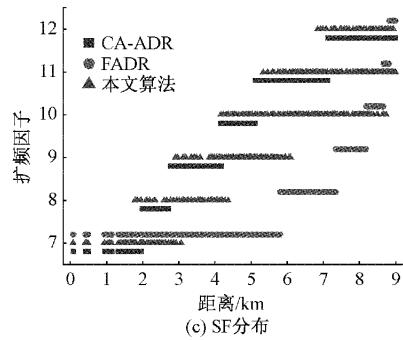
由图 2(a)可知,网络平均 PDR 曲线在权重系数从 0 增加至 1 过程中呈凸状抛物线。在 α 小于 0.6 时,网络平均 PDR 随 α 的增大而增大,在 $0.6 \leq \alpha \leq 0.8$ 时,网络平均 PDR 比较平稳,在 $\alpha = 0.8$ 后网络平均 PDR 开始回落。这是因为 α 越大,算法越倾向于优化 PDR。意外的是,网络平均 PDR 曲线尾部的回落现象。可能是因为能耗的权重过低导致信号的空中时间有所增加,因此增加了碰撞概率,反而恶化了 PDR。这说明在总体效用函数中考虑能耗是十分必要的。另外,由图 2(b)可知,在整个 α 取值范围内,网络平均能耗随 α 增加而增加,这是因为 α 越大,算法越偏向于选择大 SF 和低 CR,导致能耗增加。由此可知,网络平均 PDR 和网络平均能效是两个相互矛盾的性能指标。若系统更偏好数据传输的可靠性,则可优先考虑网络平均 PDR,此时权重系数 $\alpha = 0.6$ 是一个较好的选择。反之,如果系统对终端的能耗很敏感(例如野外环境监测等场景),



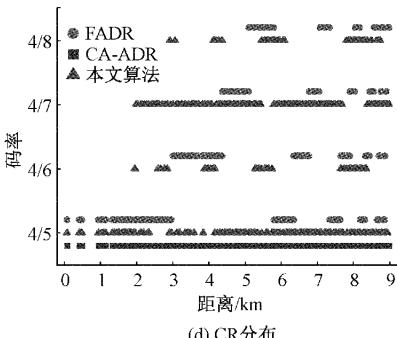
(a) 终端和网关的空间分布



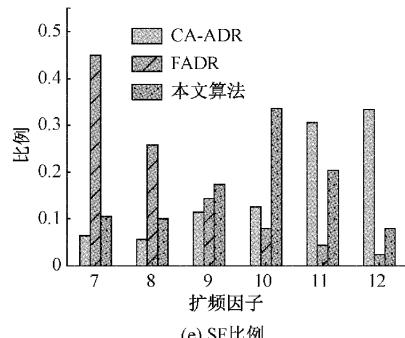
(b) 不同CR下的加权效用值



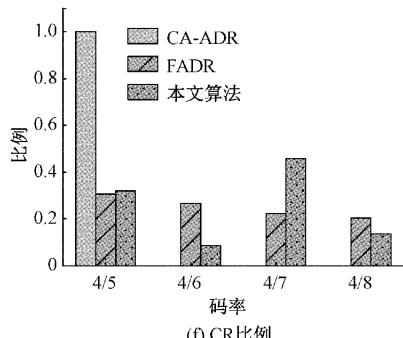
(c) SF 分布



(d) CR 分布



(e) SF 比例



(f) CR 比例

图 3 FADR、CA-ADR 和本文算法的参数分布对比

由图 3 可知,3 种算法的参数分布有个相同的特点,即终端节点距离网关越远,算法为其分配的 SF 越大。不同之处在于 3 种算法的 SF 分布有所区别。FADR 算法按照固定的比例,即 {0.449 0.257 0.145 0.080 0.044 0.024} 分配 SF,以均衡化不同 SF 组内的碰撞概率。这种方法虽然在小半径网络时能获得较高的网络平均 PDR,但在网络半径较大时会导致很多节点分配过低的 SF,致使误帧率恶化。这解释了为什么 FADR 算法在 R 从 4 km 增大至 9 km 后,其网络平均 PDR 迅速从 90% 降低至 15.8%。相比 FADR 算法,CA-ADR 算法提高了大 SF 的比例,因此降低了终端的误帧率,从而显著提高了网络的平均 PDR。

且对数据传输可靠性要求不高,则可选择较小的权重系数,如 $\alpha = 0.1$ 。本文着重优化网络平均 PDR,在网络平均 PDR 最大的前提下,网络能效越高越好。因此采用固定权重系数 $\alpha = 0.6$,以提高算法的运行效率。在后文所有的仿真中, α 均设置为 0.6。

3.2 SF 和 CR 参数分布

仿真了上述 3 种算法的参数分布情况,如图 3 所示。仿真参数为:网络半径 $R = 9$ km,终端数量 $N = 500$ 。为公平起见,3 种算法采用相同的空间分布。图 3(a)为 500 个终端节点的空间分布,中心五角星代表 LoRa 网关。图 3(b)为不同 CR 下加权效用值随信噪比变化曲线。图 3(c)和(d)展示了 3 种算法中的终端节点的 SF 和 CR 随节点距离的分布情况,图中每个符号代表一个终端节点。图 3(e)和(d)为 3 种算法下 SF 和 CR 终端节点数量的比例。

但 CA-ADR 算法采用了固定 CR,算法无法根据信噪比选择最佳的 CR,因此性能不佳。进一步地,由图 3(b)可知,要最大化加权效用值,应对 CR 进行动态配置。在高信噪比区间,应选择高 CR,以节省信号传输时间。反之,在低信噪比区间,则应选择低 CR,以提高系统纠错能力。另外,从信噪比分割区间的宽度来看,码率 4/6 占有区间较窄,码率 4/7 较宽。因此,本文算法分配给码率 4/6 的终端数量较少(仅 8.6%),给码率 4/7 的终端数量较多(45.8%)。正是由于 CR 比例的灵活配置,使得本文算法可以在保证误帧率较低的情况下减小 SF(如图 3(e)所示,在 CA-ADR 算法中,SF12 的比例高达 33.4%,而在本文算法中,SF12

比例仅8%),减小了空中时间,从而降低碰撞概率。值得注意的是,FADR算法也对CR进行了自适应设计。但在FADR算法中,CR按照固定比例分配,没有根据信噪比进行灵活配置,因此无法发挥SF和CR协同优化效果。

3.3 不同通信负荷下的算法性能

仿真了不同通信负荷下本文算法和FADR、CA-ADR算法的网络平均PDR、网络平均能耗和网络平均能效曲线,如图4所示。仿真参数为:网络半径取 $R=6\text{ km}$,终端

节点数量从100~1 000,步进为100,对应的网络总通信负荷为0.5 fps~5 fps。本文设定的负载数据长度为20 bytes,对应的最大数据传输时间为1.7 s。由于实际LoRa网关最多可同时接收8路上行数据,因此本文设定的通信负荷符合实际LoRa网关的接收能力。由于在低通信负荷下,数据波动较大,因此每个数据仿真了30次,图中每个点取30次仿真结果的均值,误差棒为30次仿真结果的标准差。

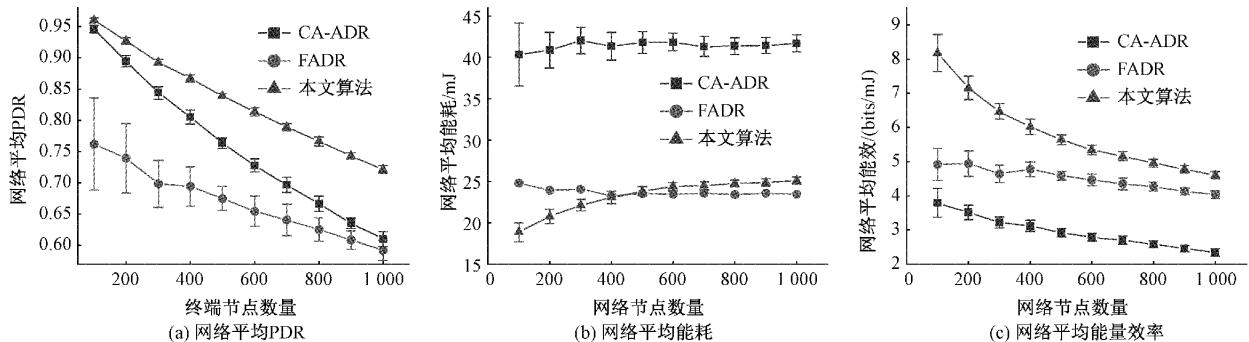


图4 不同终端节点数量下的算法性能对比

由图4可知,随着终端节点数量的增多,3种算法的网络平均PDR均呈现下降趋势,这是由于数据包的碰撞概率增高的缘故。不管是高通信负荷还是低通信负荷,本文算法均能获得最高的网络平均PDR,且随着终端节点数量的增加,其他两种算法的网络平均PDR与本文算法的网络平均PDR之间的差距越来越大。而且,本文算法的网络平均PDR的标准差仅0.007,相对于FADR和CA-ADR算法的数据稳定性更高。另外,本文算法的网络平均能效

在不同的网络通信负荷下都是3种算法中最高的。这说明本文算法能显著提高数据传输的可靠性和能量效率,而且具有更好的鲁棒性。

3.4 不同网络半径下的算法性能

仿真了本文算法和目前主流的FADR算法和CA-ADR算法在不同网络半径下的网络平均PDR、网络平均能耗和网络平均能效曲线,如图5所示。在该仿真中,网络半径 R 为1~9 km,步进1 km,终端节点数量 N 为500。

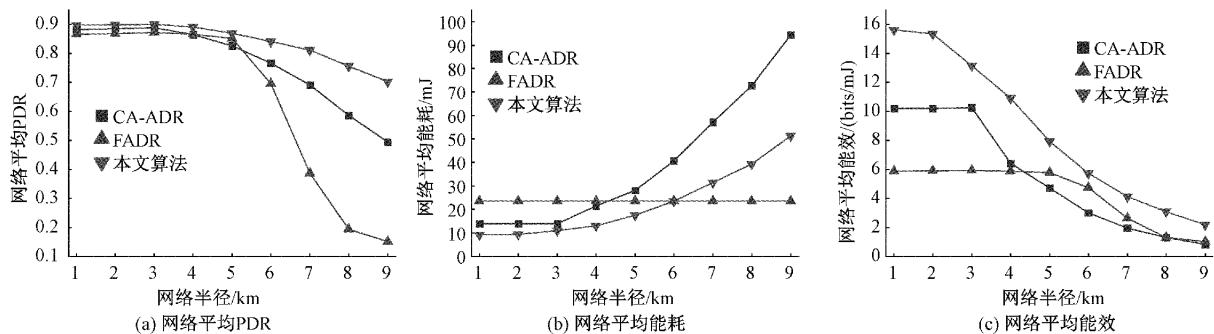


图5 不同网络半径下的算法性能

由图5(a)可知,随着网络半径的增大,3种算法的网络平均PDR均呈下降趋势。在小网络半径下($R \leq 4\text{ km}$),本文算法的网络平均PDR比其他两种算法高约2%,差距不明显。但在大网络半径下($R > 4\text{ km}$),本文算法的网络平均PDR明显高于其他两种算法,且随着网络半径的增加,性能优势越来越大。在 $R=9\text{ km}$ 时,与目前最先进的CA-ADR算法相比,本文算法的平均PDR提高了21.2%,相对FADR算法提高了55%,大大提高了数据传输的可靠性。由于LoRa的单站传输距离一般可达数千米,在空旷

地区甚至可达10余公里,因此这种大网络半径下的优异表现对未来各种物联网终端设备大规模部署场景非常具有实际应用价值。

由图5(b)可知,随着网络半径的增大,CA-ADR算法和本文算法的网络平均能耗均呈上升趋势,FADR算法的网络平均能耗保持不变。在网络半径小于6 km时,本文算法的网络平均能耗最低。当网络半径大于6 km后,本文算法的网络平均能耗高于FADR算法。这是因为FADR算法采用固定比例进行SF分配,SF7和SF8的比

例分别占 44.9 和 25.7%，占总节点数量的 70%，因此具有很优异的能耗表现，但代价是牺牲了大网络半径下的 PDR 性能。

最后，如图 5(c)所示，3 种算法的网络平均能效都随着网络半径的增加而下降。在网络半径 $R=1$ km 时，与 CA-ADR 算法和 FADR 算法相比，本文算法的网络平均能效分别提高了 53% 和 165%。在网络半径 $R=9$ km 时，本文算法的网络平均能效相对 CA-ADR 算法和 FADR 算法分别提高了 165% 和 115%。

4 结 论

为了提高大规模密集 LoRa 网络的数据传输可靠性、降低终端的能量消耗，本文提出一种基于加权效用函数的增强 ADR 算法。考虑了码率这个被大多数 ADR 算法忽略的参数，建立了码率对误帧率和碰撞概率的定量影响关系，并提出了一种基于 PDR 和能耗的加权效用函数的贪心 SF 和 CR 分配方法，显著提高了网络平均 PDR 和能效，尤其是在大网络半径和高通信负荷情况下。该算法还能通过改变权重系数，灵活调整对数据传输可靠性和网络生命周期的偏好，对物联网中各种差异化需求具有更好的适应度。

参考文献

- [1] 熊强强, 尹建平, 曾美琳, 等. 一种基于 LoRa 无线局域网的智能型医用点滴监护系统设计与实现[J]. 电子测量技术, 2021, 44(2): 10-14.
- [2] 王东. 基于远距离无线电的温室大棚监控系统设计[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(4): 99-105.
- [3] 黄艺, 赵春华, 汤宝平, 等. 冗余策略下的机械振动 WSN 高效可靠传输方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 146-152.
- [4] 郑宁, 杨曦, 吴双力. 低功耗广域网络技术综述[J]. 信息通信技术, 2017, 11(1): 47-54.
- [5] MAHMOOD A, SISINNI E, GUNTUPALLI L, et al. Scalability analysis of a LoRa network under imperfect orthogonality [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(3): 1425-1436.
- [6] 蔡青松, 林佳. 提升 LoRa 网络性能的终端参数动态选择方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(3): 113-120.
- [7] FARHAD A, KIM D H, SUBEDI S, et al. Enhanced LoRaWAN adaptive data rate for mobile internet of things devices[J]. Sensors, 2020, 20(22): 6466.
- [8] MOYSIADIS V, LAGKAS T, ARGYRIOU V, et al. Extending ADR mechanism for LoRa enabled mobile end-devices [J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2021, 113(8): 1-16.
- [9] CUOMO F, CAMPO M, CAPONI A, et al. ExpLoRa: Extending the performance of LoRa by suitable spreading factor allocations[C]. 13th IEEE International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob), Rome, ITALY, 2017.
- [10] ABDELFADDEEL K Q, CIONCA V, PESCH D, et al. Fair adaptive data rate allocation and power control in LoRaWAN[C]. 19th IEEE International Symposium on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM), Chania, GREECE, 2018.
- [11] MARINI R, CERRONI W, BURATTI C. A novel collision-aware adaptive data rate algorithm for LoRaWAN networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(4): 2670-2680.
- [12] ELSHABRAWY T, ROBERT J. Closed-form approximation of LoRa modulation ber performance[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22 (9): 1778-1781.
- [13] GARLISI D, TINNIRELLO I, BIANCHI G, et al. Capture aware sequential waterfilling for LoRaWAN adaptive data rate[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2021, 20(3): 2019-2033.
- [14] KIM S, YOO Y. Contention-Aware adaptive data rate for throughput optimization in LoRaWAN [J]. Sensors, 2018, 18(6):1716.
- [15] CROCE D, GUCCIARDO M, MANGIONE S, et al. Impact of LoRa imperfect orthogonality: analysis of link-level performance [J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(4): 796-799.
- [16] AMICHI L, KANEKO M, FUKUDA E H, et al. Joint allocation strategies of power and spreading factors with imperfect orthogonality in LoRa networks [J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(6): 3750-3765.

作者简介

谢桂辉(通信作者)，博士，讲师，主要研究方向为无线传感网络性能优化、超低功耗物联网通信等。

E-mail: xieguihui@cug.edu.cn

肖华煦，硕士研究生，主要研究方向为无线传感网络性能优化等。

E-mail: xiaohuaxu@cug.edu.cn

王景双，硕士研究生，主要研究方向为无线传感网络性能优化等。

E-mail: wangjs@cug.edu.cn

胡轶斯，工程师，主要研究方向为无线传感网络性能优化等。

E-mail: huyisi@126.com