一种改进的 CSMA/CA 物理载波监听方法

王 健， 李世伟
（东北林业大学 计算机与控制工程学院，哈尔滨 150040）

摘 要：载波侦听多路访问/冲突避免（CSMA/CA）解决了低密度、低带宽网络中无线数据传输时的冲突问题，被广泛应用于现代通信中。但是，随着网络不断演进，无线节点密度增加（例如在海量终端无线网络）、带宽从 Mbps 到 Gbps 变化，原有监听机制无法有效监听无线信号，使得网络延迟增大。针对这一问题，提出了基于麻雀搜索算法的 DV-Hop 改进定位算法并调整了基于位置信息的动态监听范围，对 CSMA/CA 的载波监听机制进行了优化。实验结果表明：与传统载波监听机制相比，基于位置信息的 CSMA/CA 载波监听最多能够减少 65% 的网络节点数据碰撞，同时减少 51% 的网络暴露终端，显著提升网络性能。

关键词：CSMA/CA；载波监听；碰撞时延；位置信息；暴露终端
DOI：10.15938/j.jhust.2026.03.005
中图分类号：TN919.2 **文献标志码**：A **文章编号**：1007-2683(2026)03-0044-11

An Improved CSMA/CA Physical Carrier Sensing Method

WANG Jian， LI Shiwei
（College of Computer and Control Engineering， Northeast Forestry University， Harbin 150040， China）

Abstract：Carrier sense multiple access with collision avoidance （CSMA/CA） addresses the collision issue during wireless data transmission in low-density， low-bandwidth networks， and has since been widely adopted in modern communications. However， as the network continues to evolve， with an increase in wireless node density （such as in massive terminal wireless networks） and bandwidth ranging from Mbps to Gbps， the original sensing mechanism fails to effectively sense wireless channel status， leading to increased network latency. To address this issue， an improved DV-Hop positioning algorithm based on sparrow search algorithm and a dynamic sensing range adjustment based on position information were proposed， and the carrier sensing mechanism of CSMA/CA was optimized. The experimental results show that compared with traditional carrier sensing mechanisms， the proposed location-based CSMA/CA carrier sensing can reduce up to 65% of data collisions among network nodes， while reducing exposed terminals by 51% in the network， significantly improving network performance.

Keywords：CSMA/CA； carrier sensing； collision delay； location information； exposed terminals

0 引 言

IEEE 802.11 无线局域网标准提出了载波侦听多路访问/冲突避免（carrier sense multiple access/collision avoidance， CSMA/CA），广泛应用于 IEEE 802.11 和 IEEE 802.15 等协议中[1]。CSMA/CA 规定数据发送前必须先检查信道是否空闲，这个过程被称为载波监听。CSMA/CA 的载波监听分为物理载波监听和虚拟载波监听。物理载波监听是节点通过检测能量的大小来判断信道是否有信号接入[2]；虚拟载波监听通过数据帧中提前设置好的 Dura-

收稿日期：2024-07-22
基金项目：黑龙江省自然科学基金（F201028）.
作者简介：李世伟（1998—），男，硕士研究生.
通信作者：王 健（1976—），男，博士，副教授，硕士研究生导师，E-mail：wangj.icec@nefu.edu.cn.

tion/ID 字段与节点的网络分配向量 NAV 相比较来判断信道的忙与闲。为了提高网络的性能,许多学者对 CSMA/CA 的物理载波监听机制进行研究与改进。

ACHROUFENE 等[3]改进了现有 CSMA/CA 物理载波监听,减少了其他节点对信道的干扰,大大降低了网络数据碰撞的概率。SHAO 等[4]为了补偿部分可观测性并缓解隐藏的非平稳性,提出了回溯机制来修正载波感知的信道状态,并从 AP 的 ACK/NACK 反馈中推断隐藏终端的行为,缓解隐藏的非平稳性,从而减少网络时延。但该方法并不能减少隐藏终端的数量,只能减小其影响。而 DUBE 等[5]研究开发了混合自适应正交频分多址 (OFDMA) CSMA/CA(混合 AO-CSMA/CA)协议,使节点根据监听到的信道条件调整自身参数,并有效减少了隐藏终端的数量。XIN 等[6]提出了基于深度学习的智能无线 MAC 协议,将历史接收信号强度指示(RSSI)作为输入,输出联合信道访问和速率自适应决策,能够以更高的传输速率实现更高效的信道接入。TORGUNAKOV 等[7]发现:通过信道绑定技术可以大大降低 IEEE 802.11bd 和传统站点在延迟和数据包丢失率方面不满足 QoS 要求的百分比。CHEN 等[8]开发了 1 个数学模型来推导系统的碰撞时延,并通过选择树作为染色体的遗传算法来解决时延过大的问题。MEYER 等[9]提出基于 Q 学习的竞争多址方案(QMA),通过学习基于竞争的流量中的模式来动态调整传输时间以避免冲突。ZHANG 等[10]提出智能反射面(reconfigurable intelligent surface, RIS)辅助的最优分布式载波侦听多址冲突避免策略,使每个源 – 目的地作出关于直接链路和探测源到 RIS 目的地链路的使用决定。SZOTT 等[11]表明,利用 Q-learning 和随机森林,根据信道状态来动态调整自身参数可有效减少碰撞时延。PARK 等[12]研究了 1 种控制机制,通过监控网络拥塞程度来调整最大退避。周兴凯[13]结合时分多址(time division multiple access,TDMA),改进了信道接入机制,在减少冲突率的同时并未增加传输时延。万义程等[14]提出了动态协作载波监听机制,通过邻居节点之间的信息和状态交换,同步调节周围节点的感知门限值,达到局部优化的目的。

以上工作改进了 CSMA/CA 物理载波监听机制,提高了网络性能。但这些学者在设计实验时使用的节点过少,只有几十个发送节点,当节点数量较多(大于 100)时,它们产生的碰撞时延与传统机制基本相同。同时,在其他方案中,载波监听的范围和功率均与传统方案一样是固定的。这导致即使收发节点之间的距离较小,发送功率仍保持不变,从而使其他节点接收到的能量增加。一旦接收能量超过自身的载波监听门限,节点就会判定信道忙碌,推迟数据发送[14-15]。

综上,在海量终端无线网络中,节点的碰撞时延远大于传统的网络模型。为了解决上述问题,本文提出了根据收发节点距离调整发送功率的 CSMA/CA 物理监听方法。首先优化 DV-Hop(distance vector hop)定位算法,利用优化后的算法计算出区域内所有节点的坐标,并计算出收发节点之间的绝对距离,建立网络拓扑。发送节点根据收发节点距离动态地调整自身的发送功率和发射功率,降低信号叠加、解决暴露终端问题,提高了网络性能。

本文的贡献可总结如下:

1)为动态调整节点的载波发送和载波范围的大小,本文先确定收发节点之间的距离,根据距离来计算发送节点的功率。为减少硬件成本并提高定位精度,本文利用多通信半径和麻雀搜索算法改进 DV-Hop 定位算法,提高节点定位的准确性,以此来获取网络中节点的位置坐标。

2)为防止因发送功率过大而对其他节点的通信产生干扰,本文对节点的功率做出如下修改:发射节点根据收发节点之间的位置信息动态调整发送功率和保证载波范围恰好覆盖接收节点,减少海量终端无线网络中因功率过大而对其他发射节点产生的干扰。实验表明:改进后的载波监听不仅在节点较少的情况下能够有效减少碰撞时延,在海量终端无线网络中(1 ~ 2 000 个终端节点)也能减少数据碰撞,提高通信速率。

1　用于 CSMA/CA 物理监听的 DV-Hop 定位算法改进

利用 DV-Hop 定位算法来确定节点的位置信息[16]。

1.1　DV-Hop 原理简述

以二维平面为例,DV-Hop 算法分为 3 个阶段[17-18]。

第 1 阶段:确定信标节点与未知节点之间的最小跳数。在节点定位时,先在区域中布置好信标节

点,并将网络划分为不同的虚拟局域网(VLAN),且保证每个 VLAN 中至少有 3 个信标节点。每个 VLAN 中的信标节点向邻节点广播自身位置信息的分组,其中包括跳数字段,初始化为0。同一 VLAN 中的未知节点记录来自每个信标节点的最小跳数,忽略来自同一信标节点的较大的跳数,然后将跳数值加1,转发给邻节点。同时,划分 VLAN 可以防止数据无限广播,实现广播的收敛。通过这个过程,网络中的未知节点可以记录自身到所有信标节点的最小跳数。

第2阶段:确定信标节点的平均跳距,进而计算信标节点与未知节点的距离。

信标节点平均跳距的计算公式如下:

$$H_i=\frac{\sum_{i\neq j}\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}}{\sum_{i\neq j}h_{ij}} \tag{1}$$

式中:(x_i,y_i)和(x_j,y_j)分别为信标节点 i 和 j 的坐标;h_{ij}为两者之间的跳数;H_i 为信标节点 i 的平均跳距。

信标节点将自身的平均跳距以相同的方式转发至网络中所有节点。未知节点接收到各个信标节点的跳距信息,结合自身与各个信标节点之间的跳数,通过式(2)估算自身与所有信标节点之间的距离:

$$d_i=h_iH_i \tag{2}$$

式中:d_i 为未知节点到信标节点 i 的估计距离;h_i 为两者的最小跳数。

第3阶段:采用最小二乘法估算各个未知节点的坐标。设平面内所有信标节点的坐标为(x_1,y_1)、(x_2,y_2)、…、(x_n,y_n)($n\geqslant 3$),待定位节点的坐标为(x,y),新标节点与待定位节点的估计距离分别为d_1、d_2、…、d_n,可建立如下方程式:

$$\left.\begin{aligned}(x_1-x)^2+(y_1-y)^2&=d_1^2\\(x_2-x)^2+(y_2-y)^2&=d_2^2\\&\vdots\\(x_n-x)^2+(y_n-y)^2&=d_n^2\end{aligned}\right\} \tag{3}$$

将前一个方程组减去后一个方程组,用线性方程组 $\boldsymbol{AX}=\boldsymbol{b}$ 表示,则:

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}2(x_2-x_n) & 2(y_1-y_n)\\2(x_2-x_n) & 2(y_2-y_n)\\\vdots & \vdots\\2(x_{n-1}-x_n) & 2(y_{n-1}-y_n)\end{bmatrix} \tag{4}$$

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix}x\\y\end{bmatrix} \tag{5}$$

$$\boldsymbol{b}=\begin{bmatrix}x_1^2-x_n^2+y_1^2-y_n^2+d_1^2-d_n^2\\x_2^2-x_n^2+y_2^2-y_n^2+d_2^2-d_n^2\\\vdots\\x_{n-1}^2-x_n^2+y_{n-1}^2-y_n^2+d_{n-1}^2-d_n^2\end{bmatrix} \tag{6}$$

令误差为 $\boldsymbol{e}$,其计算公式为

$$\boldsymbol{e}=\boldsymbol{b}-\boldsymbol{AX} \tag{7}$$

根据最小二乘法,其优化准则为

$$\min(\boldsymbol{b}-\boldsymbol{AX})(\boldsymbol{b}-\boldsymbol{AX})^{\mathrm{T}} \tag{8}$$

对式(8)中的 $\boldsymbol{X}$ 求偏导,令其值等于0,可以得到 $\boldsymbol{X}$ 的估计值为

$$\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b} \tag{9}$$

1.2 误差分析

从上述3个过程可以看到,DV-Hop 产生误差的主要原因包括:

1)未知节点与信标节点距离的估计值与实际值相差较大。在 DV-Hop 算法中,假设每一跳内所有的未知节点与同一信标节点的距离相同。但实际上区域内节点往往随机分布,节点分布不均匀,节点之间的距离与跳数不成正比。因此,未知节点与信标节点距离的计算值与实际值有较大差异,进而影响最终的定位结果。例如,在图1中,A_1、A_2、A_3 都是信标节点,三者的通信距离均为30 m。B 与 A_1 之间的实际距离为10 m,但根据式(2)可计算出 A_1 的平均跳距为30 m,而 B 在 A_1 的一跳范围内,根据式(3)计算出的 B 与 A_1 的距离为30 m,与实际距离10 m相差较大。

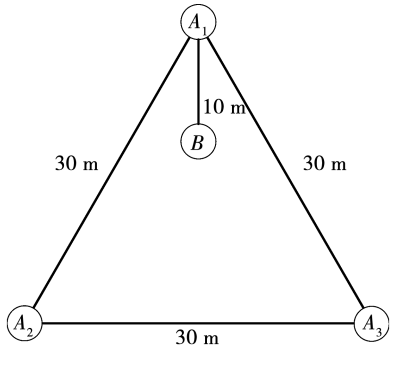

图1 节点位置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of node location

2)由式(3)可知,未知节点(x,y)相当于多个以信标节点为圆心、以未知节点与信标节点之间的距离为半径的圆的交点,但这些圆并不会相交于1个准确的点而是相交于1片区域。因此,即使信标节点与未知节点之间的距离完全准确,也只能确定节点在某一区域内,并不能确定节点的准确位置坐标。

同时,最小二乘法估计节点坐标也会带来误差积累,进一步降低定位精度。

1.3　误差修正

1.3.1　多通信半径

假设信标节点的最大通信半径为 R,将其通信范围划分为 N_c 个同心圆,而未知节点与信标节点之间的跳数也细化为 $1/N_c$、$2/N_c$、…、1。通过多通信半径的引入,可以将节点的通信范围划分为多个区域,从而允许更细粒度地量化邻居节点间的跳数。这种细粒度的量化策略能够更准确地反映节点间的实际距离关系,减少了由于粗粒度量化带来的误差[17]。

虽然 N_c 的值越大,细化程度越高,最终的定位结果也更精准,但实际应用中 N_c 值过大会使网络计算量增加,甚至会严重影响网络寿命。综合考虑,选择 N_c 的值为 5。图 3 为 $N_c=5$ 时的多通信半径。

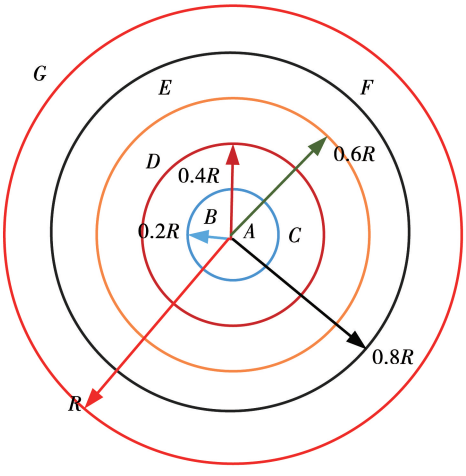

图 2　多通信半径($n=5$)

Fig. 2　Multiple communication radius ($n=5$)

同样以图 1 为例,传统的 DV-Hop 计算出 A_1 与 B 之间的距离为 30 m。通过细化跳数,B 与 A_1 的最小跳数为 0.4,而 A_1 的平均跳距不变,最后计算出两者的距离为 12 m。相比于传统算法,引入多通信半径后的定位算法可以极大地提高信标节点与未知节点之间距离的计算准确性。

1.3.2　基于麻雀搜索算法改进 DV-Hop 的定位计算

研究表明利用群智能算法优化 DV-Hop 可以有效提高节点的定位精度[19-36]。为减小最小二乘法造成的定位误差,利用麻雀搜索算法来提高 DV-Hop 算法的定位精度[37]。

麻雀搜索算法(sparrow search algorithm, SSA)是新型的人工智能算法,具有寻优能力强、收敛速度快的特点[38]。将 SSA 与 DV-Hop 结合,可提高 DV-Hop 的定位计算精度。

麻雀搜索算法的原理是将种群中的所有麻雀分为高能量的发现者与低能量的加入者(个体能量的高低与自身的适应度有关),前者为后者提供觅食的方向和区域。如果麻雀发现捕食者,个体开始报警,报警值大于预警值时,发现者会带领加入者到其他安全的区域觅食[38],发现者和加入者在数量上保持动态平衡。当种群意识到有危险时(假设意识到危险的个体占种群总量的 10% ~20%),会进行危险预警。发现者与加入者的位置更新公式如式(10)~(11)所示:

$$\boldsymbol{X}_{ij,t+1}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{ij,t}\exp\left(-\dfrac{i}{\alpha T_{\max}}\right), & R_2<S_T\\ \boldsymbol{X}_{ij,t}+Q\boldsymbol{L}, & \text{其他}\end{cases}\tag{10}$$

$$\boldsymbol{X}_{ij,t+1}=\begin{cases}Q\exp\left(\dfrac{\boldsymbol{X}_{\mathrm{w}}-\boldsymbol{X}_{ij,t}}{i^2}\right), & i>n/2\\ \boldsymbol{X}_{P,t+1}+|\boldsymbol{X}_{ij,t}-\boldsymbol{X}_{P,t+1}|\boldsymbol{A}^{+}\boldsymbol{L}, & \text{其他}\end{cases}\tag{11}$$

式中:t 为当前的迭代数;$T_{\max}$ 为最大迭代次数;$\boldsymbol{X}_{ij}$ 为第 i 只麻雀在维度 j 中的位置信息;$\alpha\in(0,1]$ 为 1 个随机数;$R_2\in[0,1]$、$S_T\in[0.5,1]$,分别为预警值和警戒值;Q 为服从正态分布的随机数;$\boldsymbol{L}$ 为大小为 1×2 的矩阵[38];$\boldsymbol{X}_P$ 为当前发现者所占据的最佳位置;$\boldsymbol{X}_{\mathrm{w}}$ 为全局的最差位置;n 为麻雀种群的数量;$\boldsymbol{A}$ 为大小为 1×2 的矩阵,元素随机赋值为 1 或者 -1;$\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$[39]。

当种群意识到有危险时(假设意识到危险的个体占种群总量的 10% ~20%),会进行危险预警,危险预警的更新公式为

$$\boldsymbol{X}_{ij,t+1}=\begin{cases}\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}+\beta|\boldsymbol{X}_{ij,t}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}|, & f_i>f_g\\ \boldsymbol{X}_{ij,t}+K\left(\dfrac{|\boldsymbol{X}_{ij,t}-\boldsymbol{X}_{\mathrm{w}}|}{(f_i-f_\omega)+\varepsilon}\right), & f_i=f_g\end{cases}\tag{12}$$

式中:$\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}$ 为全局的最优位置;β 为步长控制参数,服从标准正态分布;K 为属于[-1,1]的随机数,表示个体的移动方向,同时也是步长控制参数;f_i 为第 i 只麻雀的适应度;f_g 和 f_ω 则分别为当前全局的最佳和最差适应度;ε 为常数,避免分母为 0;$\boldsymbol{X}_{\mathrm{best}}$ 为此时全局最安全的位置[39]。

在实验中,个体 i 的适应度 f_i 计算公式如下[39]:

$$f_i=\sum_{i=1}^{n}\left(\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2}-d_i\right)^2\tag{13}$$

式中：n 为信标节点的数量；(x_i, y_i) 为信标节点的坐标；d_i 为节点与信标节点的距离。

基于麻雀搜索算法的 DV-Hop 算法的伪代码如下：

算法 1 基于 SSA 优化 DV-Hop 的框架

Input：

$T_{\max}$：最大迭代次数

S_T：预警值

P_D：发现者的比例

S_D：意识到有危险麻雀的比重

R_2：警报值

N_{pop}：种群数量

初始化种群并定义参数

Output：

$\boldsymbol{X}_{\text{best}}$：最佳个体的位置

f_g：最佳个体的适应度

1 通过多通信半径优化后的 DV-Hop 计算该未知节点与所有信标节点之间的距离。

2 while($t < T_{\max}$)

3 根据式(13)计算所有个体的适应度 f，将适应度从小到大排序，将第 1 个 f 值作为最佳适应度 f_g 并记录其所对应的位置 $\boldsymbol{X}_{\text{best}}$。

4 for $j = 1 : P_D * N_{\text{pop}}$

5 根据式(10)更新个体位置

6 end for

7 for $j = P_D * N_{\text{pop}} + 1 : N_{\text{pop}}$

8 根据式(11)更新个体位置

9 end for

10 for $j = 1 : S_T * N_{\text{pop}}$

11 根据式(12)更新个体位置

12 end for

13 记录更新之后最佳个体的位置和适应值。

15 $t \leftarrow t + 1$

16 end while

17 return $\boldsymbol{X}_{\text{best}}, f_g$

通过 SSA 优化后的 DV-Hop 定位算法确定了网络中所有节点的坐标。节点将自身的坐标信息广播到网络中，同时节点在接收到其他节点的坐标数据后会将其他节点的坐标数据转发到网络中，保证网络中的任何节点能获取所有其他节点的位置信息。优化后的算法不仅适用于无线传感器网络，其定位精度同样优于 Wi-Fi 网络的定位精度。同时，SSA 具有较强的全局搜索和局部优化能力，可在 Wi-Fi 信号受到干扰的复杂环境下，如在人员密集的场所(机场、火车站等)或有较多电子设备干扰的区域，通过不断调整搜索策略，找到更合理的节点间的距离关系，进而更准确地定位移动设备。因此，通过 SSA 优化后的 DV-Hop 定位算法适用于无线传感器网络和 Wi-Fi 网络。

虽然通过 SSA 优化可以提高定位的精度，但是引进多通信半径和人工智能算法，不仅会使网络的计算量激增、网络负担增加，而且在获取坐标的过程中也需要一定的时间，从而使总的通信时延增加，跳数、跳距所在的数据包的发送会干扰载波信号的检测。为此，本文改变现有的定位策略：在全局定位结束后，只有在节点需要收发信息且该节点移动的情况下才会对其重新定位[40]。这样既减少了计算量又减少了定位所需要的时间，更能将节点定位对载波检测的影响降到最低。

2 载波监听机制改进方案

发送节点在发送数据前会先确定接收节点的位置坐标，以便计算出收发节点之间的距离，利用两者之间的距离来调整自身的发送功率。其具体方案如下：

首先，发送节点根据自身与接收节点的坐标计算出收发节点之间的距离，将距离代入电磁波的损耗公式[41-44]，计算出信号强度的损耗值。电磁波的损耗公式为

$$L_{\text{Lbs}} = 92.44 + 20\lg f + 10\alpha \lg D \tag{14}$$

式中：L_{Lbs} 为信号强度的损耗值，单位为 dB；f 为电磁波频率，单位为 GHz；D 为电磁波传播的距离，单位为 km；α 为路径损耗因子，无单位。

WLAN 射频信号接收功率估计公式如下：

$$P_r = P_t + G_t - L_{\text{Lbs}} + G_r \tag{15}$$

式中：P_r 和 P_t 分别为接收功率和发射功率，单位为 dbm；G_r 和 G_t 分别为接收天线和发射天线的增益，单位为 dB。

接下来，根据式(14)～(15)，动态调整自身的发送功率和发射功率。发送功率的调整策略是确保发送节点的功率恰好能够覆盖接收节点，但又不会超出必要的范围。为此，设置了固定的能量检测门限值(E_D)，调整接收功率 P_r 使其等于门限值，以确保发送节点的功率既不会过大导致不必要的能量消耗，也不会过小导致节点之间的通信中断进而影响通信质量。发送节点的工作过程如图 3 所示。

值得注意的是，在传统的 CSMA/CA 载波监听机制中，每个节点都有 1 个固定的载波监听范围。

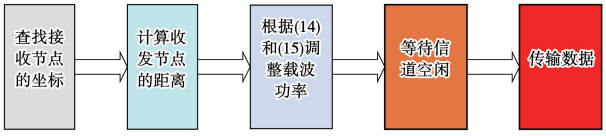

图 3　基于位置信息的 CSMA/CA 载波监听工作过程

Fig. 3　The working process of CSMA/CA carrier monitoring based on position information

而在本方案中,监听范围是根据收发节点的实际距离进行动态调整的,但监听的范围也不是无限大的。如果收发节点之间的距离过长,会导致信号衰减过大,它们之间不会建立通信链路。因此,在这种情况下,我们不再考虑这些节点的碰撞时延。

同时,该方案对于网络安全性也有积极影响。限制发送功率可使电磁辐射的范围减小,从而减少了信息泄露的范围和信号在空间中的传播范围,进而降低信号被拦截的概率。同时,较低的发送功率使网络信号的覆盖范围变小,可以限制未经授权的设备接入网络,增强接入认证可靠性。对于外来攻击者,它们会通过发射高功率干扰信号来破坏正常的通信。当网络中的发送功率被限制时,网络本身的信号发射功率较低,相对而言,攻击者需要发射更强的干扰信号才能对网络造成影响,从而变相提高了网络安全性。

3　实验及结果分析

3.1　实验平台及参数设置

本次实验的计算机硬件环境为 2.30 GHz 的 Intel(R) Core(TM) i5-8300H 处理器,16 GB 内存。软件环境为 MATLAB(R2023a)及 Windows 10 家庭中文版操作系统。模拟城市环境中同一时间 1 ~ 2 000个节点同时发送信息,记录不同节点数量下的节点平均碰撞次数和暴露终端数量。

DV-Hop、SSA 和 CSMA/CA 物理载波监听的仿真参数分别如表 1 ~3 所示。

表 1　DV-Hop 仿真参数

Tab. 1　DV-Hop simulation parameters

参数	值
边界大小/m^2	200
节点总数	2 000
信标节点通信范围/m	30
信标节点占比/%	10

表 2　SSA 的参数

Tab. 2　Parameters of SSA

参数	值
麻雀种群数量	50
最大迭代参数	50
位置上限	200
位置下限	0
维度	2
预警值	0.6
发现者比例/%	70
意识到危险的比例/%	20

表 3　CSMA/CA 物理载波监听的仿真参数

Tab. 3　Simulation parameters of CSMA/CA physical carrier monitoring

参数	值
节点数量	1 ~2 000
最大退避阶数	16
路径损耗	2.5
载波频率/GHz	5
最大监听范围/m	100
门限值/dBm	-80

本实验将无线网络系统简化为二维平面,不考虑城市中的建筑、障碍物和移动物体对信号传播的影响,只考虑路径损耗的影响。

3.2　基于 SSA 改进的 DV-HOP 定位算法的仿真结果

3.2.1　多通信半径对未知节点与信标节点距离误差的改进

定义未知节点与信标节点距离的估计值与实际值的误差平均值为 Δd,其定义如下:

$$\Delta d = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}|D_{ij}-d_{ij}|}{mn} \tag{16}$$

式中:m 和 n 分别为信标节点和未知节点的数量;D_{ij} 和 d_{ij} 为信标节点和未知节点的实际距离与估计距离。

经过 5 次独立实验,两种算法求解得到的未知节点与信标节点间距离平均估计误差对比结果如图 4 所示,其中黄色为传统测距误差,绿色为改进方案的测距误差。

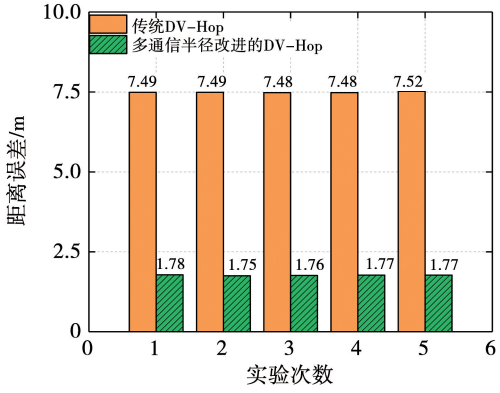

图 4 传统 DV-Hop 与多通信半径优化 DV-Hop 的节点平均测距误差对比

Fig. 4 Comparison of average ranging error of nodes between traditional DV-Hop and multi-communication radius optimized DV-Hop

由实验结果可知,相比于传统 DV-Hop 算法,经多通信半径优化后,DV-Hop 计算的未知节点与信标节点之间的距离更接近实际值。通过多通信半径优化,未知节点可以得到与所有信标节点之间更准确的距离值,从而减小最终节点定位误差。

3.2.2 SSA 改进节点坐标计算

定义节点平均定位误差为 d_{err},其表达式为

$$d_{\text{err}}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2}}{n} \tag{17}$$

式中:n 为未知节点的数量;(x_i,y_i)为未知节点的估计坐标;(x,y)为未知节点的实际坐标。同样经过 5 次独立实验,传统 DV-Hop 与 SSA 优化定位计算的 DV-Hop 的定位误差如图 5 所示。

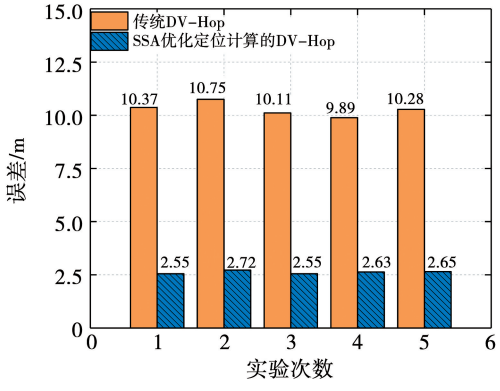

图 5 传统 DV-Hop 与 SSA 优化定位计算的 DV-Hop 的定位误差图

Fig. 5 The positioning error diagram of DV-Hop optimized by traditional DV-Hop and SSA positioning calculation

由图可见,在不优化未知节点与信标节点之间距离计算的情况下,传统 DV-Hop 在本实验的实验环境中产生的误差为 10 m 左右。而利用 SSA 优化节点定位计算的 DV-Hop 的平均误差只有 2.6 m 左右,定位误差减小 74%。因此,通过 SSA 优化 DV-Hop 的定位计算可以大幅提升节点的定位精度。

3.2.3 多通信半径和 SSA 共同优化的 DV-HOP 坐标计算

传统 DV-Hop 与多通信半径和 SSA 优化的 DV-Hop 的误差比较如图 6 所示。

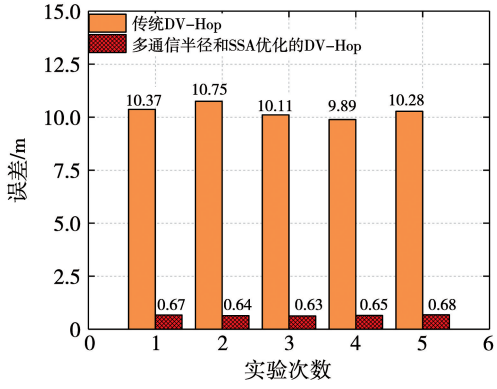

图 6 传统 DV-Hop 与多通信半径和 SSA 优化的 DV-Hop 的误差图

Fig. 6 Error diagram of traditional DV-Hop and optimized DV-Hop with multiple communication radii and SSA

通过多通信半径和 SSA 优化的 DV-Hop 产生的误差只有 0.65 m 左右。相比于传统 DV-Hop 在该实验环境下产生的 10 m 左右的误差,优化后的 DV-Hop 产生的误差减小了 93%,误差几乎可忽略不计。

3.3 改进的 CSMA/CA 物理载波监听对数据碰撞的影响

图 7 为不同节点数量下节点的平均碰撞次数变化曲线。由于新的物理载波监听机制限制了节点的发送功率和载波监听范围,减少了其他节点对发送节点的干扰,进而避免了这些干扰节点与发送节点的数据碰撞。当节点数量从 1 到2 000持续增加时,节点的退避次数也不断增加,越来越多的节点达到最大碰撞次数。但传统机制更早到达最大碰撞次数(传统机制在节点数约为1 800时达到最大碰撞次数,而改进的机制约为1 950),且收敛时的碰撞数量也稍大于改进机制。同时,相比于文[4-5],同样是 50 个节点,改进的 CSMA/CA 物理载波监听机制中,碰撞减少 95%,而前两者的研究中碰撞只减少了 85% 和 50%。实验表明:本文研究可有效降低网络中节点在传输数据时产生的数据碰撞,确保数据

帧更顺利地传输,提高了有效数据传输的比例,提升了网络的吞吐量。同时,减少碰撞意味着数据不需要频繁地重传,减少了数据在网络中传输的平均延迟时间。对于实时性要求较高的应用,如语音通话或视频流传输,较低的延迟能够保证数据的及时到达,提升用户体验。

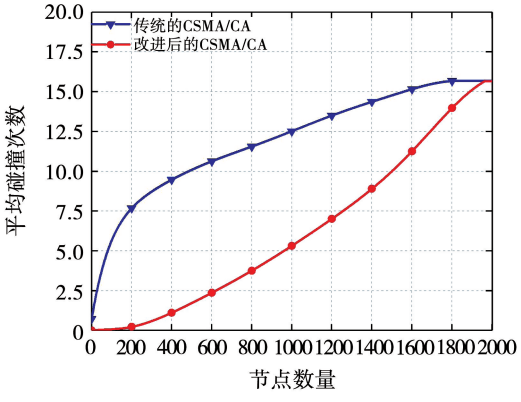

图 7　改进的 CSMA/CA 与传统 CSMA/CA 平均碰撞次数的变化

Fig. 7　Changes in average collision frequency between improved CSMA/CA and traditional CSMA/CA

同时,由图 7 可见,当网络中节点的数量不断增加时,节点数据的碰撞次数也不断增加,这表明网络通信环境随节点数目的增加而不断恶化。但相比于传统的 CSMA/CA 物理载波监听,改进后的监听机制可使网络的恶化程度更低,这是因为合理的功率控制可减少通信系统中的干扰。当多个节点同时通信时,如果每个节点都使用过高的发射功率,将会相互干扰,导致系统性能下降。通过功率控制,可以将每个节点的发射功率控制在合理范围内,从而减少相互干扰,改善了网络通信环境。

3.4　暴露终端问题的解决

图 8 为 2 种不同机制在不同节点数下产生的暴露终端的数量。当载波监听的功率被限制时,节点对信道状态的感知范围会相应减小,节点可能无法感知到远距离的其他节点的传输活动,从而减少了因误判信道状态而导致的终端暴露问题。同时,限制功率可以降低非目标对自身的干扰,使节点能够更准确地判断信道是否空闲。因此,改进后的 CSMA/CA 物理载波监听可以有效解决网络的暴露终端问题。减少暴露终端可以让那些本来被错误限制传输的节点及时利用信道,使更多的节点能够在合适的时间进行数据传输,合理利用暴露终端本来闲置的传输机会,可使网络中的数据流量分布更加均匀。在多条无线网络中,节点负载平衡能够避免某些节点因过度使用而过载,同时减少其他节点资源闲置的情况,延长整个网络的生命周期并提升性能。

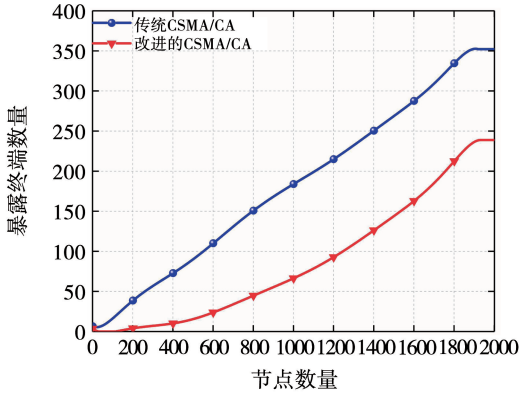

图 8　暴露终端数量的变化

Fig. 8　Changes of the number of exposed terminals

4　结　语

本文提出限制功率的 CSMA/CA 物理载波监听方法,以此来提升网络性能。利用多通信半径和 SSA 改进 DV-Hop 定位算法以确定节点位置。节点根据收发节点之间的距离调整发送功率,在保证可监听到目标节点的同时减少其他节点对自身的干扰。实验表明:改进后的 CSMA/CA 物理载波监听方法可有效减少网络节点的数据碰撞并减少暴露终端的数量。

与其他通信模型相似,本文后续研究也要考虑该方法在更复杂通信环境下的改进。同时,节点的定位误差无法完全消除,当收发节点距离计算值小于实际值时,发送功率较小,载波范围无法覆盖接收节点;当节点距离的计算值大于实际值时,发送功率较大,对其他节点会产生一定干扰。定位误差会导致功率或大或小,在一定程度上对网络通信造成影响。同时,旧的无线设备能否支持改进后的功率标准,以及不同厂家生产的不同功率标准的无线设备能否相互兼容,将是未来的研究方向。

参 考 文 献:

[1] ZIOUVA E, ANTONAKOPOULOS T. CSMA/CA Performance under High Traffic Conditions: Throughput and Delay Analysis[J]. Computer Communications, 2002, 25(3): 313.

[2] ALVAREZ L B, MONTEJO S S, JARA N, et al. CSMA/CA Protocol Design in Hybrid Network of Visible Light Communication and RF Femtocell Systems[J]. Optics Communications, 2023, 537: 129434.

[3] ACHROUFENE A, CHELIK M, BOUADEM N. Modified CSMA/CA Protocol for Real-time Data Fusion Applications Based on Clustered WSN[J]. Computer Networks, 2021, 196: 108243.

[4] SHAO Y, CAI Y, WANG T, et al. Learning-based Autonomous Channel Access in the Presence of Hidden Terminals[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2023, 23(5): 3680.

[5] DUBE P, WALINGO T. Performance Analysis of An Adaptive OFDMA-based CSMA/CA Scheme on a Wireless Network [J]. IET Communications, 2020, 14(19): 3480.

[6] XIN J, XU W, CAI Y, et al. Deep Learning Based MAC Via Joint Channel Access and Rate Adaptation[C]// 2022 IEEE 95th Vehicular Technology Conference, 2022: 1.

[7] TORGUNAKOV V, LOGINOV V, KHOROV E. A Study of Channel Bonding in IEEE 802.11 bd Networks[J]. IEEE Access, 2022, 10: 25514.

[8] CHEN Q, ZHU Y H. Scheduling Channel Access Based on Target Wake Time Mechanism in 802.11 Ax WLANs [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 20(3): 1529.

[9] MEYER F, TURAU V. QMA: A Resource-efficient, Q-learning-based Multiple Access Scheme for the IIoT [C]//2021 IEEE 41st International Conference on Distributed Computing Systems, 2021: 864.

[10] ZHANG Z, ATAPATTU S, WANG Y, et al. Distributed CSMA/CA MAC Protocol for RIS-Assisted Networks [C]//2023 IEEE Global Communications Conference, 2023: 2402.

[11] SZOTT S, KOSEK S K, GAWŁOWICZ P, et al. Wi-Fi Meets ML: A Survey on Improving IEEE 802.11 Performance with Machine Learning[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(3): 1843.

[12] PARK J, KIM H, KIM H S, et al. DualBlock: Adaptive Intra-Slot CSMA/CA for TSCH[J]. IEEE Access, 2022, 10: 68819.

[13] 周兴凯. 密集 VANET 场景下 IEEE 802.11p 协议的优化及性能研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2023.

[14] 万义程,杨光祥,张庆达,等. 非坚持型载波监听多路访问机制对 LoRa 网络扩展性的影响[J]. 计算机应用, 2023, 43(9): 2885.
WAN Yicheng, YANG Guangxiang, ZHANG Qingda, et al. Impact of Non-persistent Carrier Sense Multiple Access Mechanism on Scalability of LoRa Networks Journal of Computer Applications, 2023,43(9):2885.

[15] MENEGHELLO F, CHEN C, CORDEIRO C, et al. Toward Integrated Sensing and Communications in IEEE 802.11 Bf Wi-Fi Networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2023, 61(7): 128.

[16] MESSOUS S, LIOUANE H. Online Sequential DV-Hop Localization Algorithm for Wireless Sensor Networks[J]. Mobile Information Systems, 2020, 2020(1): 8195309.

[17] WANG P, ZHOU R, FAN X, et al. A Distance Estimation Model for Dv-hop Localization in Wsns[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 72(4): 5290.

[18] LI T, WANG C, NA Q. Research on DV-Hop Improved Algorithm Based on Dual Communication Radius[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 2020(1): 113.

[19] 周航,王昊,金仲和. 基于优化粒子群算法的微纳卫星电机参数整定[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(10): 13.
ZHOU Hang, WANG Hao, JIN Zhonghe. Parameter Tuning of Micro-satellite Motor Based on Optimized Particle Swarm Optimization Algorithm[J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(10): 13.

[20] 孟治金,刘宇阳,陈俐. 基于迭代式粒子群优化的永磁同步电机热网络模型参数辨识研究[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(1): 1.
MENG Zhijin, LIU Yuyang, CHEN Li. Iterative Particle Swarm Optimization Based Parameter Identification of Lumped-parameter Thermal Network for Permanent Magnet Synchronous Motors[J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(1): 1.

[21] 杨松,洪涛,朱良宽. 改进蚁群算法的森林防火移动机器人路径规划[J]. 森林工程, 2024, 40(1): 152.
YANG Song, HONG Tao, ZHU Liangkuan. Forest Fire Prevention Mobile Robot Path Planning Based on Improved Ant Colony Algorithm[J]. Forest Engineering, 2024, 40(1): 152.

[22] 张赟宁,谢永辉,张磊,等. 自适应调节有功功率偏差的虚拟同步发电机暂态控制策略[J]. 电机与控制学报, 2024, 28(8): 104.
ZHANG Yunning, XIE Yonghui, ZHANG Lei, et al. Transient Control Strategy of Virtual Synchronous Generator with Adaptive Regulation of Active Power Deviation[J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(8): 104.

[23] 肖维颖,王健,李文顺. 松树株数识别的 YOLOv5 轻量化算法研究[J]. 森林工程,2023,39(4):126.
XIAO Weiying, WANG Jian, LI Wenshun. Research on YOLOv5 Lightweight Algorithm for Pine Tree Strain Identification[J]. Forest Engineering,2023,39(4):126.

[24] 陈光伟,徐梁,方亮,等. 基于多策略融合未来搜索算法的林火图像分割[J]. 森林工程,2023,39(4):134.
CHEN Guangwei, XU Liang, FANG Liang, et al. Forest Fire Image Segmentation Based on Multi-strategy Fusion Future Search Algorithm[J]. Forest Engineering,2023,39(4):134.

[25] 罗鑫,王艳艳,刘学渊,等. 基于深度学习的林地澳洲坚果检测识别[J]. 森林工程,2023,39(2):113.
LUO Xin, WANG Yanyan, LIU Xueyuan, et al. Detection and Recognition in Orchards Based on Deep Learning [J]. Forest Engineering,2023,39(2):113.

[26] 庄徐,郑哲文,李科军,等. 基于改进 PSO 算法的林地作业车轨迹优化[J]. 森林工程,2023,39(1):107.
ZHUANG Xu, ZHENG Zhewen, LI Kejun, et al. Trajectory Optimization of Forest Work Vehicles Based on Improved PSO Algorithm [J]. Forest Engineering, 2023, 39(1):107.

[27] 陈晗,张永昌,蒋涛,等. 基于 MRAS 的无刷双馈电机无位置传感器鲁棒控制[J]. 电机与控制学报,2024,28(10):24.
CHEN Han, ZHANG Yongchang, JIANG Tao, et al. Position Sensorless Robust Control of Brushless Doubly Fed Generator Based on the MRAS Observer[J]. Electric Machines and Control, 2024,28(10): 24.

[28] 田苗,于康宁,任莹晖,等. 基于 GA-BP 神经网络的微磨具磨损预测研究[J]. 金刚石与磨料磨具工程,2024,44(3): 363.
TIAN Miao, YU Kangning, REN Yinghui, et al. Wear Prediction of Micro-grinding Tool Based on GA-BP Neural Network[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2024, 44(3): 363.

[29] 尹国强,丰艳春,韩华超,等. 基于声发射的磨削表面粗糙度模型及实验验证[J]. 金刚石与磨料磨具工程,2023, 43(5):640.
YIN Guoqiang, FENG Yanchun, HAN Huachao, et al. Model and Experimental Verification of Grinding Surface Roughness Based on Acoustic Emission[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2023, 43(5): 640.

[30] 赵晓寒,朱良宽,黄建平. 基于改进藤壶优化算法的森林冠层图像分割[J]. 森林工程,2023,39(6):134.
ZHAO Xiaohan, ZHU Liangkuan, HUANG Jianping. Forest Canopy Image Segmentation Based on Improved Barnacle Optimization Algorithm[J]. Forest Engineering, 2023,39(6):134.

[31] 姜星宇,徐华东,陈文静. 基于集成学习和 Sentinel-2 的落叶松毛虫虫害区识别[J]. 森林工程,2023,39(6):147.
JIANG Xingyu, XU Huadong, CHEN Wenjing. Dendrolimus Superans Infected Area Identification Based on Ensemble Learning Model and Sentinel-2 Data[J]. Forest Engineering, 2023, 39(6): 147.

[32] 曾小山,张小波. 基于 YOLO-RW 模型的机器视觉原木端面识别定位[J]. 森林工程,2023,39(5):144.
ZENG Xiaoshan, ZHANG Xiaobo. A Log End Face Recognition and Positioning Model Based on YOLO-RW [J]. Forest Engineering,2023,39(5):144.

[33] 高明星,关雪峰,范井丽,等. 基于改进 YOLOv5-DeepSORT 算法的公路路面病害智能识别[J]. 森林工程,2023,39(5):161.
GAO Mingxing, GUAN Xuefeng, FAN Jingli, et al. Intelligent Recognition of Road Surface Disease Based on Improved YOLOv5-DeepSORT Algorithm[J]. Forest Engineering,2023,39(5):161.

[34] 覃木宝,王华,王龙林. 基于改进海鸥算法优化支持向量机的斜拉桥索力优化研究[J]. 森林工程,2023,39(4):160.
QIN Mubao, WANG Hua, WANG Longlin. Research on Cable Force Optimization of Cable-stayed Bridges Based on Improved Seagull Algorithm and Support Vector Machine [J]. Forest Engineering,2023,39(4):160.

[35] 宋昊昕,尤号田,刘遥,等. 基于深度学习的无人机多光谱图像柑橘树冠分割[J]. 森林工程,2023,39(3):140.
SONG Haoxin, YOU Haotian, LIU Yao, et al. Deep Learning-based Segmentation of Citrus Tree Canopy from UAV Multispectral Images [J]. Forest Engineering, 2023, 39(3):140.

[36] 王照伟,刘传帅,赵文祥,等. 多尺度多任务注意力卷积神经网络滚动轴承故障诊断方法[J]. 电机与控制学报,2024,28(7):65.
WANG Zhaowei, LIU Chuanshuai, ZHAO Wenxiang, et al. Rolling Bearing Fault Diagnosis with Multi-scale Multi-task Attention Convolutional Neural Network[J]. Electric Machines and Control,2024,28(7):65.

[37] XUE J, SHEN B. A Novel Swarm Intelligence Optimization Approach: Sparrow Search Algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22.

[38] GHAREHCHOPOGH F S, NAMAZI M, EBRAHIMI L, et al. Advances in Sparrow Search Algorithm: A Compre-

hensive Survey[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023, 30(1): 427.

[39] 印雷, 顾德, 刘飞. 基于改进麻雀搜索算法优化的DV-Hop定位算法[J]. 传感技术学报, 2021, 34(5): 670.
YIN Lei, GU De, LIU Fei. Improved Sparrow Search Algorithm Based DV-hop Localization in WSN[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(5): 670.

[40] 包红林, 李敏, 邵志东, 等. 面向大规模地震数据并行处理高速可扩展通信技术应用研究[J]. 石油物探, 2022, 61(5): 793.
BAO Honglin, LI Min, SHAO Zhidong, et al. Application of High-speed Extensible Communication Technology for Large Scale Seismic Data Processing[J]. Geophysical Prospecting for Petroleum, 2022, 61(5): 793.

[41] 李忠文, 吴龙, 程志平, 等. 参与微电网频率调节的光伏发电系统模糊自适应功率控制[J]. 电机与控制学报, 2023, 27(9): 126.
LI Zhongwen, WU Long, CHENG Zhiping, et al. Fuzzy Adaptive Power Control for Photovoltaic Power Generation Participating in Frequency Regulation of Microgrid[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(9): 126.

[42] 陈少辉,王炅,成文凭,等. 电磁轨道发射器能量转换过程[J]. 电机与控制学报,2024,28(5):60.
CHEN Shaohui, WANG Jiong, CHENG Wenping, et al. Analysis of Energy Conversion Process in Electromagnetic Rail Launcher[J]. Electric Machines and Control, 2024, 28(5):60.

[43] 王艳敏,张伟琦,张涵清,等. 并联DC-DC变换器网络控制系统的信号量化研究[J]. 电机与控制学报, 2023,27(10):1.
WANG Yanmin, ZHANG Weiqi, ZHANG Hanqing, et al. Research on Signal Quantization of Parallel DC-DC Converter Network Control System[J]. Electric Machines and Control, 2023, 27(10):1.

[44] 张景明,仇成,王骏,等. 一种适用于模块化多电平换流器的多阶段模型预测控制方法[J]. 哈尔滨理工大学学报,2024,29(2):101.
ZHANG Jingming, QIU Cheng, WANG Jun, et al. A Multistage Model Predictive Control Method for Modular Multilevel Converter[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2024, 29(2):101.

(编辑:温泽宇)