

引用格式:蒋华,蔡玮,王鑫,等. 基于改进灰狼优化的 UWSNs 分簇路由算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(6): 46-50.
[JIANG H, CAI W, WANG X, et al. UWSNs clustering routing algorithm based on improved grey wolf optimization[J]. Micro-electronics & Computer, 2020, 37(6): 46-50.]

基于改进灰狼优化的 UWSNs 分簇路由算法

蒋 华^{1,2}, 蔡 玮², 王 鑫^{1,2}, 覃 琴²

(1 桂林电子科技大学 计算机信息与安全学院, 广西 桂林 541004;

2 桂林电子科技大学 北海校区, 广西 北海 536005)

摘 要: 针对水下无线传感器网络中存在的严重的能耗问题, 提出一种基于改进灰狼优化的 UWSNs 分簇路由算法, 采用改进灰狼优化算法进行迭代更新, 保证簇首分布均匀, 节约簇首能量, 平衡负载. 数据传输阶段采用最短路径选择策略, 保证多跳传输能耗最小. 通过实验分析, 该方法能够降低 UWSNs 能耗, 延长网络生命周期.

关键词: 水下传感器网络; 改进灰狼优化; 适应度函数; 分簇算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)06-0046-05

UWSNs clustering routing algorithm based on improved grey wolf optimization

JIANG Hua^{1,2}, CAI Wei², WANG Xin^{1,2}, QIN Qin²

(1 College of Computer Information and Security, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2 BeiHai Campus, Guilin University of Electronic Technology, BeiHai 536005, China)

Abstract: Aiming at the energy consumption problem in underwater wireless sensor networks, a UWSNs clustering routing algorithm based on improved gray wolf optimization is proposed. It uses the improved grey wolf optimization algorithm to iteratively update to ensure uniform cluster head distribution, balance load and save energy. The data transmission phase uses the shortest path selection strategy to ensure minimum energy consumption for multi-hop transmission. Simulation results show that this method can reduce the energy consumption of UWSNs and prolong the network life cycle.

Key words: UWSNs; GWO; fitness function; clustering algorithm

1 引言

随着海洋技术的发展, 水下无线传感器网络 (Underwater Wireless Sensor Networks, UWSNs) 已经成为时下的研究热点^[1]. UWSNs 采用水声通信, 信号衰减快, 通信时延高^[2]. 延长 UWSNs 的网络生命周期, 降低通信时延亟待解决^[3].

LEACH、HEED、DFA、PEGASIS^[4]等是目前

使用较为广泛的无线传感器网络分簇路由协议的基础. 在 UWSNs 中, 节点部署在极其复杂可变的水下环境中, 超声波传播延迟比无线传感器网络传播延迟大^[5], 这类传统的协议不能直接应用于 UWSNs^[6]. 文献[7]提出了基于分环多跳的路由协议, 在选举簇头的时候, 采用了不同的簇首选举策略, 但是该算法由于选举公式过于简单, 容易造成簇头随机分布不均. 文献[8]提出了一种基于等级划分的 UCUBG 算法, 综合考虑节点深度和密度, 优化

分簇过程,均衡负载,有效延长网络生命周期.群体智能^[9]作为一种能快速有效解决复杂问题的计算技术,已被应用到 UWSNs 分簇路由算法研究中. Mirjalili 等人提出了一种新的灰狼优化算法^[10],算法收敛速度较快、计算量小、易于实现.本文在标准灰狼优化算法的基础上,进行簇首位置更新,选举最佳簇首,均衡节点能耗,延长网络生命周期.

2 模型描述

2.1 网络模型

本文的研究对象为三维 UWSNs,该网络是由静态节点、动态节点、汇聚节点(sink)构成.如图1所示,在网络的初始阶段,若干个水下传感器节点随机地部署在一个正方体监测区域内,节点随机地分布在监控领域的水面.本文对网络做了如下的假设:

(1)假设固定监测区域内的节点的数量足够多,节点间距始终小于通信半径;(2)所有普通节点和节点均采用水声通信的方式进行消息传递;(3)所有普通节点具有通信处理能力;(4)节点周期性地数据进行采集,且始终有数据传送到节点.

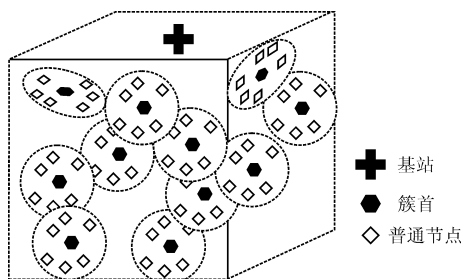


图1 改进算法分簇及数据传输模型

2.2 能耗模型

本文采用以声波为媒介的水下通信能耗衰减模型,该模型可以表示为:

$$A(d) = d^\eta \cdot g a^d = d^\eta \cdot g 10^{\frac{\alpha(f)}{10} \cdot g d} \quad (1)$$

$$\alpha(f) = \frac{0.11f^2}{1+f^2} + \frac{44f^2}{4100+f^2} + \frac{2.75f^2}{10\,000} + 0.003 \quad (2)$$

式中, d 表示数据包在网络中总共传输的距离; η 表示能量扩散因子,一般取2;公式(2)中 $\alpha(f)$ 表示的能量吸收系数.网络中节点能耗如公式(3)所示:

$$E_{\text{total}} = E_s + E_r + E_i \quad (3)$$

$$E_s = l P_0 A(d), E_r = l P_r, E_i = l E_{da} \quad (4)$$

式中, E_{total} 为网络中节点数据消耗的能量; E_s 为节点中发送数据产生的能耗; E_r 为节点接收数据产生的能耗; E_i 为节点数据融合产生的能耗; E_{da} 为每1

bit 数据融合产生的能耗; P_0 为节点接收1 bit 需要的最小功率; P_r 为接收1 bit 数据产生的能耗.由上述公式可知网络中传输数据、接收数据的总能耗和单个簇首与基站距离成正相关.

2.3 经典灰狼优化算法

灰狼优化算法(Grey Wolf Optimization, GWO)将灰狼群体划分为四个等级: α 、 β 、 δ 和 γ ^[11].将GWO算法应用于UWSNs分簇算法优化问题中,灰狼群体中的狼的位置映射为UWSNs中节点的位置,狼群搜捕的猎物的位置则映射为UWSNs分簇算法的簇首的位置.在灰狼群体的搜索过程中,狼群个体与猎物的距离公式 D 如下:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)| \quad (5)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D \quad (6)$$

式中, A 、 C 为系数向量; $X_p(t)$ 为算法迭代 t 次之后,当前猎物的位置; $X(t)$ 为当前狼的位置.系数向量 A 、 C 分别为:

$$A = 2 \cdot a \cdot r_1 - a \quad (7)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (8)$$

式中, r_1 、 r_2 分别是 $[0,1]$ 之间的随机向量;系数 a 随着迭代次数的增加,从2线性递减到0. α 、 β 和 γ 共同决定在灰狼种群中其它狼 $X(t+1)$ 的位置:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 g X_\alpha - X|, X_1 = X_\alpha - A_1 g D_\alpha \\ D_\beta = |C_2 g X_\beta - X|, X_2 = X_\beta - A_2 g D_\beta \\ D_\gamma = |C_3 g X_\gamma - X|, X_3 = X_\gamma - A_3 g D_\gamma \end{cases} \quad (9)$$

$$X(t+1) = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (10)$$

3 算法设计

该协议将分布在水下监测区域的传感器网络分成若干个大小不一的簇.通过改进灰狼算法进行簇首选举,每个簇由簇首节点和普通节点组成,簇内的节点以单跳的方式通信,簇首将数据融合后转发给基站.

3.1 确定最优簇首数

在UWSNs中,簇首的个数对整个网络的性能有着非常重要的影响.利用水下通信能耗衰减模型,可以估算分簇的最优簇首数.假设在 $A \times A \times A$ 的水下空间里面,节点个数是 N ,簇首数是 K ,监测区域分成 K 个簇,每一个簇包括1个簇首和普通节点.因为簇首融合数据的能耗远小于数据转发的能耗,因此可以忽略.

假设UWSN网络进行分簇算法, N 个节点,分簇得到了 K 个簇首,簇内普通节点数量为 $N/K-1$,

那么簇首节点接收数据和传输数据消耗的能量 E_{CH} 为:

$$E_{CH} = lKP_0A(d_{toCH}) + l(N-K)P_r \quad (11)$$

簇内成员节点的能耗 E_{CM} 为:

$$E_{CM} = l(N-K)P_0A(d_{toBS}) + lP_rK \quad (12)$$

网络消耗的总能量 E_{Total} 为:

$$E_{Total} = E_{CH} + E_{CM} \quad (13)$$

若簇首位于网络的球形中心位置,由 K 个簇组成的监测区域半径 R 为:

$$d_{toCH} = \sqrt[3]{\frac{3A^3}{4\pi K}} \quad (14)$$

综合公式(13)、(14),求 E_{Total} 关于 K 的一阶导数,并令其为 0:

$$dE_{total}(k)/dk = 0 \quad (15)$$

得到最佳簇首数 K_{best} 为:

$$K_{best} = \frac{dA(d_{toBS})}{dA(d_{toBS}) - dA(d_{toCH})} \quad (16)$$

3.2 改进适应值函数

为了将灰狼算法应用于 UWSNs,选出最佳簇首,结合节点当前状态来设计适应值函数用以评估最佳簇首位置.为了搜索最佳簇首位置,本文将从网络中节点的网络能耗、节点通信距离以及簇首剩余能量 3 个方面进行考虑,可以更好的评价网络分簇的结果.由公式(11)、(12)可以推出第 K 个簇中,传输 1 bit 数据消耗的总能量 E_K :

$$E_K = lP_0A(d_{toCH}) + l(S_k - 1)P_0A(d_{toBS}) + lg2S_kP_r \quad (17)$$

令 $\bar{E}_k$ 为网络中第 K 个簇的平均能耗.因此可以将簇间能耗方差表示为公式(18):

$$m = \sigma_{\bar{E}_k}^2 = (\sum_1^k [E_k - \bar{E}_k]^2)/k \quad (18)$$

当 m 越小,说明每个簇消耗的能耗越均衡,能够有效延长 UWSNs 网络的生命周期.

因为簇内节点都是相互独立的个体,其与簇首直接连接,所以只需要考虑节点同簇首通信距离最短的情况,能很大程度上降低能耗.从节点通信距离方面考虑能耗,主要采用公式(19)作为节点通信距离适应度函数:

$$n = (\sum_{k=1}^K \sum_{y=1}^{S_k} d_{k_x w_y})/N \quad (19)$$

式中, $d_{k_x w_y}$ 表示第 x 个簇首节点和所在簇内的第 y 个普通节点通信距离.当 n 的值越小,说明所有簇内的节点同簇首的通信距离比较均衡,簇首位于最佳位置.

为了避免产生热区现象,簇首节点的能量必须大于普通节点的能量.簇首能量的标准也可以用来衡量 UWSNs 网络的性能.假设网络经过 z 次选举,主要采用公式(20)为簇首剩余能量适应值函数:

$$o = \sum_{k=1}^k E_z(K_x) / \sum_{b=1}^b E_z(N_y) \quad (20)$$

结合以上三个方面的改进函数适应度公式,得到本算法的适应度函数为:

$$F = mf_1 + nf_2 + of_3 \quad (21)$$

3.3 簇的建立

由前述公式(8)可知,灰狼优化算法中的 α 狼、 β 狼和 δ 狼的位置共同影响了猎物的位置,考虑这一因素,需要对猎物位置的进行权重分配.这里采用文献[12]中提到的基于欧式步长^[13]距离的比例权重,如下:

$$\begin{cases} F_1 = \frac{|X_1|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|} \\ F_2 = \frac{|X_2|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|} \\ F_3 = \frac{|X_3|}{|X_1| + |X_2| + |X_3|} \end{cases} \quad (22)$$

$$X'_{t+1} = F_1gX_1 + F_2gX_2 + F_3gX_3 \quad (23)$$

公式(14)中, F_1 、 F_2 、 F_3 分别是改进灰狼算法中 α 狼、 β 狼和 δ 狼对猎物位置的权重影响因子,分别称为灰狼 α 、 β 和 δ 对猎物位置的学习率; X'_{t+1} 是根据学习率改进的猎物位置式.在每一个簇中,选择 F 值最小的三个节点,分别作为 F_1 、 F_2 、 F_3 ,根据公式(23)中的 X'_{t+1} 计算簇中所求的猎物位置.

建立簇的步骤如下:

step1:初始化网络,定义网络中总节点个数为 N ,优化算法适应度为 F ,定义最佳簇首数 K_{best} ;

step2:记录 N 个节点的位置,根据公式(21),计算每一个节点的适应度值 F ;

step3:将每一个节点根据 F 值排序,将网络划分成 k_{best} 个簇,并且选择簇中 F 值为中位数的节点作为初始簇首;

step4:节点根据自身同每一个簇首节点距离作为判断依据,加入距离自身最近的节点,组成初始网络;

step5:选择初始簇中 F 值最低的三个节点,分别将它们的 F 值作为 F_1 、 F_2 和 F_3 ,根据公式(23),计算出最佳簇首位置.

3.4 数据传输阶段

分簇路由算法中,数据的传输分成两个部分:簇

内网络传输和簇间网络传输. 当节点到基站的距离小于节点到簇首的距离, 节点可以直接将数据发送给基站, 无需经过簇首转发, 否则, 则需要经过簇首融合后发送给基站. 当簇首距离基站较远的时候, 需要经过中继节点进行转发. 以两跳路由为例, 假设簇首 CH_m 经过 CH_n 的转发至基站, 两跳传输所消耗的总能量 E_{m-BS} 为:

$$E_{m-BS} = E_{s(m-n)} + E_{r(n-m)} + E_{s(n-BS)} \quad (24)$$

公式(24)中, $E_{S(m-n)}$ 表示从 CH_m 到 CH_n 的能量消耗, $E_{R(m-n)}$ 表示 CH_n 接收从 CH_m 来的能量的消耗, $E_{S(n-BS)}$ 表示从 CH_n 发送到基站的能量消耗. E_{m-BS} 可以表示为:

$$\begin{aligned} E_{m-BS} &= lP_0A(d_{m-n}) + lP_r + lP_0A(d_{n-BS}) \\ &= lP_0 \cdot (A(d_{m-n}) + A(d_{n-BS})) + lP_r \\ &= lP_0 \cdot d^\eta \cdot (a^{d_{m-n}} + a^{d_{n-BS}})lP_r \end{aligned} \quad (25)$$

式中, d_{m-n} 和 d_{n-BS} 分别表示 CH_m 到 CH_n 的距离和 CH_n 到基站的距离. 从公式(25)可以看出多跳数据转发的能耗主要由 d_{m-n} 和 d_{n-BS} 决定, 所以在选择转发路径的时候需要选择 $(a^{d_{m-n}} + a^{d_{n-BS}})$ 最小的情况, 即在簇首 m 到基站的距离最短事, 能耗最少.

4 实验结果与分析

为了验证该改进算法的综合性能, 本文采用 MATLAB 进行仿真. 主要从网络生存时间和基站接收数据量消耗等方面分析改进算法的性能.

4.1 仿真参数设置

在边长 200 m 的正方体区域内随机分布 300 个传感器节点, 基站坐标位于 (100, 270, 0). 初始能量 E_0 为 90 J; 仿真为 1 200 轮; 节点接收功率为 5 nJ/bit, 节点融合功率为 0.5 nJ/bit; 节点接收数据的功率为 5 nJ/bit, 簇头比例为 8%, 适应值函数系数为 1/3.

4.2 适应度函数系数的取值

本文在优化簇首位置的适应度函数中着重考虑了三个参数, 即网络能耗、节点通信距离以及簇首剩余能量, 适应度函数系数需要在考虑三者平衡的情况下, 选取最佳的函数系数. 综合考虑, 选择 $m=n=o=1/3$.

4.3 改进算法实验结果分析

在边长为 200 米的正方体区域内随机分布 300 个传感器节点的初始条件下, 对改进算法和 LEACH、LEACH-C 以及 UCUBG 算法进行对比仿真实验.

表 1 仿真参数	
参数	取值
节点分布区域/ m^3	200 * 200 * 200
传感器个数	300
节点初始坐标	(100, 270, 0)
初始能量/ J	90
仿真轮数	1200
节点接收功率/ nJ/bit	5
数据被接收功率/ nJ/bit	5
数据融合/ nJ/bit	0. 5
簇首比例	0. 08

图 2 为四种对比算法存活节点数和仿真轮数的关系. 从 1 到 1200 轮的过程中, 改进算法始终优于 LEACH 和 LEACH-C 算法的, 在 500 轮之前和 UCUBG 算法的性能相当. 当轮数从 500 开始, UCUBG 算法节点死亡速度加快. 在第 800 轮的时候, UCUBG 算法节点全部死亡, 而改进算法能够存活到 1200 轮. 图 3 是四种对比算法中, 基站接收数据同仿真轮数的关系图. 从 300 轮往后开始, LEACH、LEACH-C 算法接近于所有节点死亡, 基站接收的数据定格在 10^5 bit 和 0.8×10^5 bit. 而 UCUBG 算法接收的数据速度相较于改进算法快, 但是后期能量消耗殆尽较早, 最终基站接收数据 1.4×10^5 bit, 而改进算法接收数据接近于 1.9×10^5 bit. 改进算法中均衡能耗, 可以有效延长网络的生命周期. 综上, 改进算法性能较其他三种算法最优.

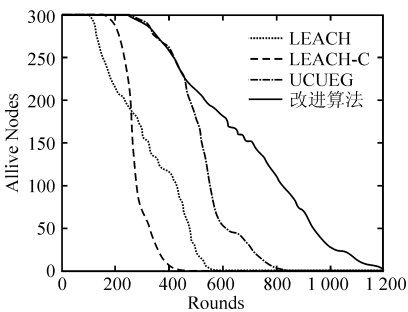


图 2 存活节点数对比

4.4 3 种不同方案下的实验结果比较

假设制定 3 种不同的方案, 如表 2 所列. 通过仿真比较四种算法的网络生命周期, 分析算法性能. 图 4—图 6 分别给出了 3 种不同仿真方案下四种算法存活节点数同仿真轮数的关系对比结果.

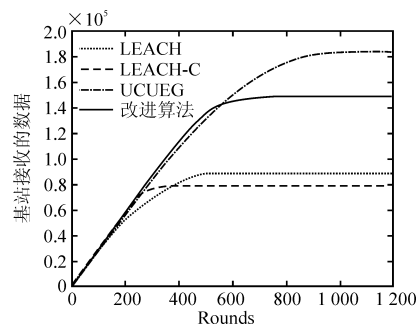


图 3 基站接收数据量对比

表 2 3 种不同的仿真方案参数设置

方案	空间/m ³	基站位置/m	节点个数
方案 1	(100 × 100 × 100)	(50, 50, 0)	100
方案 2	(200 × 200 × 200)	(100, 100, 0)	300
方案 3	(300 × 300 × 300)	(150, 150, 0)	500

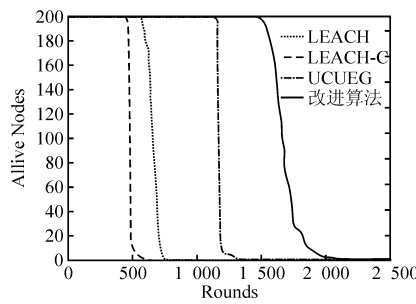


图 4 方案 1 条件下的存活节点数对比

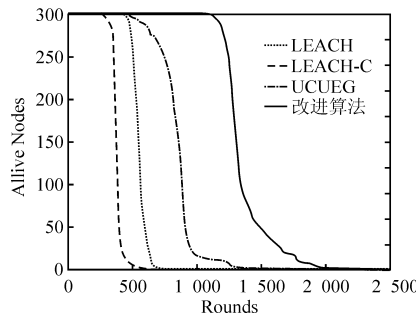


图 5 方案 2 条件下的存活节点数对比

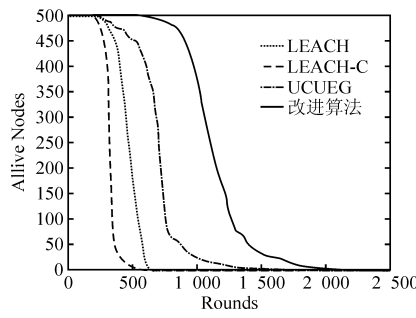


图 6 方案 3 条件下的存活节点数对比

从三种方案的对比实验结果来看,随着空间区域的不断增加,网络中节点与节点之间的通信距离必然会增加.数据的传输能耗和通信距离必然是正相关,绝大部分节点的数据传输能耗会受到通信距离的影响. LEACH 和 LEACH-C 协议都是通过单跳传输的方式将数据传输到基站,随着空间的不断扩大,导致节点能耗显著提升,网络生命周期会缩短.而 UCUEG 算法考虑了簇内节点的平均能量,但当节点能量消耗过高时,成簇方式变成了分层随机,容易在短时间消耗过多能量.本文的改进算法很好的考虑了网络能耗方差、普通节点通信距离以及簇首剩余能量这三个方面的因素,是更优的水下无线传感器网络分簇算法,网络分簇相对更加均匀,节点存活数更多,生命周期更长.

5 结束语

本文提出了基于改进灰狼优化方法的水下无线传感器网络分簇协议.在该协议中,通过改进适应度函数的灰狼优化算法进行分簇,均衡网络分簇负载,延长了网络生命周期;同时,选择多跳传输的最短转发路径进行数据转发,降低网络传输能耗.将改进算法与 LEACH、LEACH-C 和 UCUEG 算法进行仿真对比,结果证明改进算法在水下分簇网络的能量开销和平衡各节点能量消耗方面确实具有良好的性能,改进算法能够有效延长水下无线传感器网络的生命周期.

参考文献:

[1] AHMED M, SALLEH M, CHANNA M I. Routing protocols based on node mobility for Underwater Wireless Sensor Network (UWSN): A survey (Review)[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 78: 242-252.

[2] SANDEEP D N, KUMAR V. Review on Clustering, Coverage and Connectivity in Underwater Wireless Sensor Networks: A Communication Techniques Perspective[J]. IEEE Access, 2017, 99: 1-1.

[3] CAO J, DOU J. Design and Development of Heterogeneous Underwater Sensor Networks[J]. IEEE International Conference on Mobile Ad-Hoc and Sensor Systems, 2014 : 425-430.

[4] BONGALE A M, NIRMALA C R, BONGALE A M. Hybrid Cluster Head Election for WSN Based on Firefly and Harmony Search Algorithms[J]. Wireless Personal Communications, 2019, 106(2): 275-306.

- [7] ZHAO X, FANG H, XU J. DC gain enhancement method for recycling folded cascode amplifier in deep submicron CMOS technology[J]. IEICE electronics express, 2011, 8(17): 1450-1454.
- [8] AHMED M, SJAH I, TANG F, et al. An improved recycling folded cascode amplifier with gain boosting and phase margin enhancement[C]//2015 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). IEEE, 2015: 2473-2476.
- [9] BULT K, GEELEN G J G M. The CMOS gain-boosting technique[J]. Analog Integrated Circuits and Signal Processing, 1991, 1(2): 119-135.
- [10] WHATLEY R A. Fully differential operational amplifier with DC common-mode feedback; U. S. Patent 4, 573,020[P]. 1986-2-25.
- [11] GARDE M P, LOPEZ-MARTIN A, RARMIREZ-ANGULO J. Improved common-mode feedback based on LCMFB techniques[C]//2017 13th Conference on Ph. D. Research in Microelectronics and Electronics (PRIME). IEEE, 2017: 277-280.
- [12] CHOKSI O, CARLEY L R. Analysis of switched-capacitor common-mode feedback circuit [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital, Signal Processing, 2003, 50(12):906-917.
- [13] SOOCH N S. MOS cascode current mirror; U. S. Patent 4,550,284[P]. 1985-10-29.
- [14] 洪帅, 刘诺, 熊飞, 等. 一种用于开关电容电路的高性能运算放大器[J]. 微电子学, 2011, 41(2): 164-167.
- [15] 范国亮, 张国俊. 一种增益提升和摆率增强的电流镜放大器[J]. 微电子学, 2016, 46(3):289-292.
- [16] 陈忠学, 何全, 胡奇宇, 等. 一种应用于 14 位 ADC 的运算跨导放大器[J]. 微电子学, 2017, 47(1):30-34.
- [17] POVOA R, LOURENCO N, MARTINS R, et al. Single-Stage OTA Biased by Voltage-Combiners With Enhanced Performance Using Current Starving [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2017, 65(11): 1599-1603.
- [18] 彭莉, 武华, 袁寿财, 等. 交叉结构高增益两级运算跨导放大器设计[J]. 半导体技术, 2019, 44(9):669-674.

作者简介:

郑凯伦 男, (1995-), 硕士研究生. 研究方向为模拟集成电路设计. E-mail: 784572818@qq.com

郭桂良 男, (1981-), 博士, 副研究员. 研究方向为模拟/射频集成电路设计.

(上接第 50 页)

- [5] 郭忠文, 罗汉江, 洪锋, 等. 水下无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(3): 377-389.
- [6] SANTAR P S, SHARMA S C. A Survey on Cluster Based Routing Protocols in Wireless Sensor Networks [J]. International Conference on Advance Computing Technologies and Applications, 2015, 45: 687-695.
- [7] 刘志, 裘正定. 基于分环多跳的无线传感网分簇路由算法[J]. 通信学报, 2008, 29(3):104-113
- [8] 李志华, 赵昭, 魏忠诚, 等. UCUBG: 基于等级划分的水下传感器网非均匀分簇算法[J]. 控制与决策, 2019, 34(1):89-96.
- [9] 刘韵婷, 张嗣瀛, 井元伟. 基于粒子群优化的无线传感器网络非视距节点定位算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(6): 1106-1110.
- [10] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey Wolf Optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69(3):46-61.
- [11] MANZOOR B, JAVAID N, REHMAN N, et al. Q-LEACH: A New Routing Protocol for WSNs [J]. Procedia Computer Science, 2013, 19: 926-931.
- [12] 王秋萍, 王梦娜, 王晓峰. 改进收敛因子和比例权重的灰狼优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(21): 60-65.
- [13] 郭振洲, 刘然, 拱长青, 等. 基于灰狼算法的改进研究[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(12): 3603-3606.

作者简介:

蒋华 男, (1963-), 教授. 研究方向为数据库系统与信息安全技术;

蔡玮(通讯作者) 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络. E-mail: caiwei94@yeah.net;

王鑫 男, (1976-), 教授. 研究方向为无线传感器网络、云计算技术;

覃琴 女, (1985-), 实验师. 研究方向为无线传感器网络.