

최적화된 신경망 기반 무선 센서 노드위치 알고리즘 제안

관보* · 쥐홍상* · 양평지연* · 리홍량* · 정양권**

Proposal of Optimized Neural Network-Based Wireless Sensor Node Location Algorithm

Guan Bo* · Qu Hongxiang* · Yang Fengjian* · Li Hongliang* · Yang-Kwon Jeong**

요 약

본 연구는 RSSI의 거리측정 방법이 외부 환경에 의해 쉽게 영향을 받아 위치 오차가 크다는 결점을 도출하였고 이 3차원 배치 환경에서 RSSI의 거리측정 노드에서 측정된 거리값을 최적화하는 문제에 대해 향상된 CA-PSO 알고리즘을 개선한 CA-PSO-BP 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 3차원 무선센서네트워크(WSN) 공간에서 인식할 수 없는 노드를 설정할 수 있도록 하였다. 또한, CA-PSO를 BP 신경망에 응용하므로, 학습을 통해 BP 네트워크의 학습시간 단축과 알고리즘의 수렴 속도를 제고 할 수 있었다. 본 연구에서 제안한 알고리즘을 통해 네트워크의 위치의 정밀도를 현저(15%)하게 높일 수 있다는 것을 증명하였고 유의미한 결과를 얻을 수 있었다.

ABSTRACT

This study leads to the shortcoming that the RSSI distance measurement method is easily affected by the external environment and the position error is large, leading to the problem of optimizing the distance values measured by the RSSI distance measurement nodes in this three-dimensional configuration environment. We proposed the CA-PSO-BP algorithm, which is an improved version of the CA-PSO algorithm. The proposed algorithm allows setting unknown nodes in WSN 3D space. In addition, since CA-PSO was applied to the BP neural network, it was possible to shorten the learning time of the BP network and improve the convergence speed of the algorithm through learning. Through the algorithm proposed in this study, it was proved that the precision of the network location can be increased significantly (15%), and significant results were obtained.

키워드

Wireless Sensor Network, RSSI Distance Measuring Technology, PSO Algorithm, BP Neural networking
무선 센서 네트워크, RSSI 거리 측정 기술, PSO 알고리즘, BP 뉴럴 네트워크

* 동신대학교 교수(304230443@qq.com, 18604498868@163.com, areak@126.com, 171645158@qq.com) · Received : Oct. 12, 2022, Revised : Nov. 11, 2022, Accepted : Dec. 17, 2022
** 교신저자 : 동신대학교 컴퓨터공학과 · Corresponding Author : Yang-Kwon Jeong
Dept. Computer, Dongshin University,
· 접수 일 : 2022. 10. 12 Email : jovial@dsu.ac.kr
· 수정완료일 : 2022. 11. 11
· 게재확정일 : 2022. 12. 17

1. 서론

무선 센서 네트워크(WSN)는 센서, 무선네트워크 통신, 임베디드 컴퓨팅, 무선 센서 네트워크 노드 등으로 구성하는 전송 매체와 데이터 링크의 제어와 프로토콜을 기반으로 시스템 구성을 통해 데이터 정보를 송수신하는 구조를 의미한다. 일반적으로 노드의 위치를 감지하고 노드간 데이터 정보를 교환하는데, 어떠한 환경(유·무선)에서도 데이터 정보를 수집하고 처리하여 데이터 모니터링 기능을 구현할 수 있다. 특히, 무선으로 데이터 정보를 데이터 처리 센터로 전송하여 원거리에서도 넓은 범위의 모니터링을 실현할 수 있다. 이러한 사례들중 하나로 스위스의 선도 기업인 유블록스(U-BLOX)는 차량 도난 추적, 대형 백화점의 귀중품 추적 및 사람 위치 추적 등에 주로 사용되는 하이브리드 GPS 및 하이브리드형 위치추적기술을 반영한 다양한 응용 기술들을 선을 보이고 있다 [1-3].

연구의 주요 방법으로는 질량 중심 방법, APIT 방법, DV-Hop 방법 등이 있다. 이러한 방법들은 추가적인 하드웨어 장비가 필요하지 않지만 노드의 위치 오류를 증가시킨다. 이와는 대조적으로, 거리측정에 기반한 위치추정 알고리즘 중 RSSI(신호강도지시)를 받는 위치추정 알고리즘은 위치추정 정밀도가 상대적으로 높기 때문에 RSSI에 기반한 위치추정 알고리즘의 응용이 연구 추세다. RSSI의 거리측정 또한 환경에 영향을 받기 쉬워 큰 위치오차를 발생시키기 때문에 두가지 이상의 위치추정법을 융합한 측정정보를 갱신함으로써 센서노드의 위치를 더욱 정확하게 추정하는 것이 무선위치추정 연구분야의 새로운 추세이다. 그러므로, 본 연구와 관련된 RSSI와 PSO에서도 두가지 이상의 원리 기술들을 기반으로 신경망 알고리즘을 개선하여 제안하였다.

II. 관련연구

2.1 RSSI 거리측정원리

RSSI 거리측정에서 수신 노드는 수신된 신호의 강도를 이용해서, 신호가 전송과정에서 소모되는 정도에 근거하여, 신호 전파 모델을 통해 수신된 신호와 거리

간의 대응관계를 분석하여 자유 공간 전파모델, 로그 거리 경로 손실 모델, 하타 모델 및 로그-상시 분포 모델 등을 통해 이러한 전파 손실을 거리로 변환한다. 일반적으로 수신 신호의 평균 전력은 거리가 증가함에 따라 기하급수적으로 감소하며 식(1)과 같다.

$$P(d) = P_0 - 10n_p \log \frac{d}{d_0} + \epsilon \dots \dots \dots (1)$$

여기서, d 는 송신단으로부터 수신단까지의 거리, $P(d)$ 는 dBm 단위로 d 에서 수신된 신호 강도, n_p 경로는 손실 계수로, 거리별 경로 손실 증가율을 나타내며 2~4 범위 값을 유지한다.

$d_0 = 1m$ (거리송신단), P_0 은 참조 거리, d_0 에서의 신호 강도이다. ϵ 는 오차항을 나타내며, 은폐 인자이다. 이로부터 발신 단말기와 수신 단말기 사이의 거리와 RSSI 수치의 변동으로 형성되는 절대오차는 일정한 연관이 있으며, 거리가 커지면 이 절대오차 값도 커진다. 통신 데이터 전송 과정에서 두 노드 사이의 거리가 가까우면 신호 감쇠가 상당히 심하고 거리가 멀면 신호 감쇠가 비교적 완만하다. n_p 의 조건에서 시간과 비례하여 신호는 전파 과정에서 감쇠가 줄어들어 더 먼 거리까지 전파할 수 있게 된다. 이상의 원리로 노드들 간의 거리가 멀어질수록 RSSI의 정밀도는 높아지는 원리이다.

2.2 PSO 알고리즘 분석

입자 군집 최적화 알고리즘(PSO:Particle Swarm Optimization)은 다차원 최적화 기술로 구현이 쉽고 계산효율이 높으며 집단지능원리에 근거한 비선형 최적화 알고리즘으로 적용도에 따라 입자의 순위를 측정하고 전역 최적해를 찾는 방식으로 다음과 같다.

D차원 데이터 공간에서 s 개의 입자를 임의로 설정한다. 여기서 i 번째 입자의 현재 좌표(x_i)는 식(2)와 같다.

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}) \dots \dots \dots (2)$$

i 번째 입자의 현재 속도(v_i)는 식(3)과 같다.

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}) \dots \dots \dots (3)$$

i 번째 입자의 현재 최적 해제 위치(p_i)는 p_{best} 라고도 하며 표현식은 식(4)와 같다.

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}) \dots \dots \dots (4)$$

k번째 반복 시 i번째 입자의 d차원 속도 갱신 공식은 식(5)와 같다.($1 \leq d \leq D$)

$$v_{id}(k+1) = wv_{id}(k) + c_1 rand_{id}(\cdot) [p_{id}(k) - x_{id}(k)] + c_2 rand_{id}(\cdot) [p_{gd}(k) - x_{id}(k)] \dots (5)$$

여기서, w는 입자 움직임의 관성 가중치 계수이며 $w \in [0, 1]$, c_1, c_2 학습 매개변수이다. 로컬PSO 알고리즘은 식(6)을 반영한다.

$$v_{id}(k+1) = wv_{id}(k) + c_1 rand_{id}(\cdot) [p_{id}(k) - x_{id}(k)] \dots (6)$$

공식 (5)에서 속도 갱신시 참조할 수 있는 세 가지 주요 요소는 다음과 같다.

첫째, 이전 모션 속도 $v_{id}(k)$, 가중치 계수 $w=0$ 인 경우 입자 속도는 현재 위치와 최적 위치의 이력에 따라 달라지며 속도 자체는 무시한다. w는 해석공간에 대한 검색 범위를 조정하는데 사용되며 w가 크면 전역 검색, w가 작으면 로컬 검색에 사용한다.

두번째는 입자 우량화 과정에서 찾은 최적해 $p_{id}(k)$ 와 현재 입자가 존재하는 공간 정보 $x_{id}(k)$ 의 존재거리를 전체 입자 우량화 과정에서 또 다른 참조 요소로 사용한다.

셋번째는 입자가 전체 입자 집단에서 이전에 검색된 최적 값 $p_{gd}(k)$ 와 자신의 이력에서 검색된 최적해 $x_{gd}(k)$ 거리 내에 있는 입자를 전체 입자 프로세스의 참조 요소로 사용한다.

입자가 너무 빨리 반복되고 알고리즘이 전역 최적 위치를 지나 수렴하는 것을 방지하기 위해 입자의 속도를 향상시킨다.

$$v_{id}(k+1) = \begin{cases} v_{\min} & v_{id}(k+1) < v_{\min} \\ v_{id}(k+1) & v_{\min} < v_{id}(k+1) < v_{\max} \\ v_{\max} & v_{id}(k+1) > v_{\max} \end{cases} \dots (7)$$

입자의 속도는 $[v_{\min}, v_{\max}]$ 내에서 제한 한다.

k번째 반복 시 i번째 입자는 d차원 ($1 \leq d \leq D$)의 위치에서 다음과 같이 공식을 갱신한다.

$$x_{id}(k+1) = x_{id}(k) + v_{id}(k+1) \dots (8)$$

1번째 입자의 위치 업데이트에 대한 다이어그램은 다음과 같다.

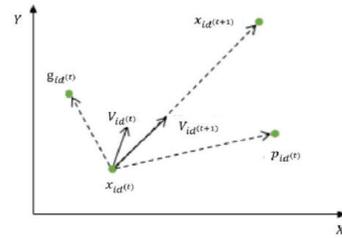


그림 1. 입자 위치 업데이트 벡터 그래프
Fig. 1 Particle Position Update Vector Graph

공식 (5)와 공식 (8)까지가 PSO 알고리즘의 표준 형식이다. 각 입자 위치는 식(9)와같이 각 모션마다 최적 위치를 갱신한다.

$$p_i(k+1) = \begin{cases} p_i(k) & \text{if } f[x_i(k+1)] \geq f[p_i(k)] \\ x_i(k+1) & \text{if } f[x_i(k+1)] < f[p_i(k)] \end{cases} \dots (9)$$

공식의 $f(\cdot)$ 는 적응값(fitness value) 함수이다. 전체 입자 무리의 최적 위치는 식(10)에 의거 갱신한다.

$$p_g(k+1) = \arg \min_{p_i(k+1)} f[p_i(k+1)], 1 \leq i \leq S \dots (10)$$

마지막으로 반복 종료 조건이 충족되면 갱신하고, 검색 PSO 알고리즘에서 로컬 검색 기능과 전역 검색 기능은 최적화 성능에 영향을 주는 중요한 요소이다. 입자의 이전 순간 속도 값은 이후 순간 속도 값에 영향을 준다. 신뢰 계수 c_1 은 입자 검색 프로세스의 신뢰도를 나타내며 입자 탐색 프로세스에 중요한 역할을 한다. c_2 는 전체 입자 집단에 대한 입자의 신뢰도를 나타내며, 이 두 입자 검색 매개변수는 최적의 검색 패턴을 결정한다. 일반적으로 신뢰 계수 c_1 과 c_2 는 상수를 취하는데, 이 방식은 입자 무리를 최적화하는 과정에서 알고리즘을 급하게 발산하게 하기 때문에 본연구에서는 시간에 따라 자동으로 변경되는 변동기 신뢰 계수를 사용하며 다음과 같이 계산한다.

$$c_1 = \begin{cases} c_1 \times \frac{t_{\max} - t_{cur}}{t_{\max}}, & c_1 > c_{\min} \\ c_{\min}, & c_1 \leq c_{\min} \end{cases} \dots (11)$$

$$c_2 = \begin{cases} c_2 \times \frac{t_{\max} + t_{cur}}{t_{\max}}, & c_2 < c_{\max} \\ c_{\max}, & c_2 \geq c_{\max} \end{cases} \dots (12)$$

초기 상태에서 c_1 보다 큰 값과 같은 c_{max} , c_2 는 더 작은 값 c_{min} 와 같다. 처음에는 $c_1 \gg c_2$ 반복이 증가함에 따라 c_1 이 점차 선형적으로 감소하고 c_2 는 점차 선형적으로 증가하며 나중에 더 작은 c_1 과 더 큰 c_2 에 도달하여 PSO 알고리즘의 수렴성을 강화한다.

2.3 WSN 알고리즘 비교

비동기식 신뢰 계수가 알고리즘의 최적화 효과를 향상시키는 지 확인하기 위해 CA-PSO 알고리즘과 원래 알고리즘의 최적화 성능을 비교한 결과는 그림 2와 같다. 그래프 결과는 최적화 후의 신뢰 계수가 최적화 효과를 크게 향상시켰음을 나타내며, 다른 반복 횟수에서 평균 최적 적정값이 원래 알고리즘보다 작고 원래 알고리즘보다 훨씬 더 빠르게 감소함을 알 수 있다. 비교 결과 실험은 CA-PSO 알고리즘이 최적화 능력을 향상시킬 수 있다는 것을 보여주었다.

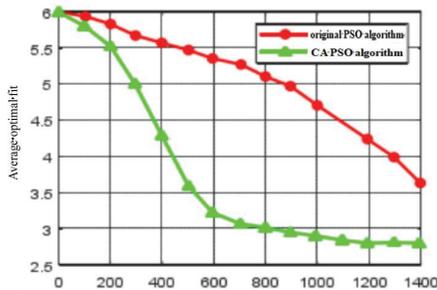


그림 2. 두 알고리즘의 최적화된 성능 비교
Fig. 2 Particle position update vector graph

III. 신경망 위치 알고리즘 제안

3.1 BP 알고리즘 학습

BP 뉴럴네트워크는 다양한 신호 전송 계층을 포함하는 피드백 네트워크, 입력 계층, 암시적 계층 및 출력 계층을 포함하는 다중 계층 네트워크로 구성한다. BP 신경망은 초기 가중치와 임계값을 최적화 하며, 학습 데이터 수집은 다음과 같다.

먼저 적합한 훈련 데이터를 수집해야만 뉴럴네트워크에 기반한 WSN 위치 알고리즘을 적용할 수 있다. 환경을 감지하고 학습 데이터를 얻기 위해 적절한 앵커 노드를 미리 설정한다. 이미 설정한 위치 노드 중

에서, RSSI의 거리 측정 기술을 사용하여 참조 위치 노드의 거리($D = d_{ij}, i \neq j$)를 측정한다. 다른 일련의 학습 데이터는 위치 과정 중 참조 노드 사이의 계산된 거리($D' = d'_{ij}, i \neq j$)로 나타낼 수 있으며, 이 두 세트의 데이터를 뉴럴네트워크에 입력하여 학습을 진행할 수 있다.

BP 네트워크의 초기 가중치와 임계값을 PSO 알고리즘의 초기 입자 그룹으로 설정하고, 모든 학습 과정에서 $n \times l + l \times m + n + m$ 개 존재 대응하는 가중치와 임계값이 존재하며, 신경망 내의 각 층의 관계 계수를 PSO 중 모든 우량 입자의 좌표 데이터 값으로 대응시킴으로써, 그 중 입자가 위치하는 통신 차원 관계는 다음과 같다. 먼저 입자 탐색 과정에서 매개변수를 설정하고 BP 신경 회로망 알고리즘을 통해 모든 입자를 반복하여 최적의 해답을 찾는다. PSO 알고리즘을 학습 알고리즘으로 학습하면, 네트워크에서 시뮬레이션된 데이터 개수가 P일 때 통신 중 노드의 평균 제곱근 오차는 식(13)과 같이 계산한다:

$$MSE = \frac{1}{2P} \sum_{l=1}^P \sum_{j=1}^n (O_{jl}(X_l) - Y_{jl})^2 \dots \dots (13)$$

위의 공식에서 Y_{jl} 는 시뮬레이션 데이터 집합 I에 대한 j번째 표본에서 시뮬레이션 데이터의 계산된 출력값, x_i 는 데이터셋 D에 의해 얻을 수 있다. Y_{jl} 와 해당 데이터셋 D'의 존재 관계다.

BP 네트워크의 초기 우량화 과정은 PSO 알고리즘으로 대체되며, 최적 솔루션에 근접하여 우량화를 찾고, 공식(13)이 최소값에 도달하면 최적 가중치와 임계값을 검색한다. 각 반복에서 입자 개별 적응 값과 전역 적응 값이 새 입자 적응 값에 따라 갱신한다. 회로망 학습 모델을 통해 회로망 교차 횟수 및 오차 값을 줄이고 BP 신경 회로망 학습 과정을 완성하는 과정에서 그림3과 같이 가장 좋은 가중치와 임계값을 얻을 수 있다.

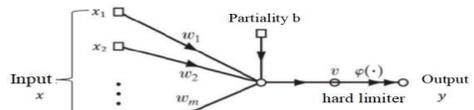


그림 3. 신경망 과정 설명도
Fig. 3 Neural network course description

3.2 미인식 노드 좌표 해결

면중심점 위치 알고리즘은 앵커 노드로 구성된 다각형의 면중심점을 해당 미인식 노드의 좌표로 하는 것으로, 거리 측정이 필요 없는 위치 알고리즘으로, 가중치 면중심점 알고리즘을 사용하여 미인식 노드의 좌표를 계산한다.

미인식 노드 $D(x_D, y_D)$ 는 앵커 노드 $A(x_A, y_A), B(x_B, y_B), C(x_C, y_C)$ 로부터 각각 r_1, r_2, r_3 , 미인식 노드 D에서 앵커 노드 A, B까지의 거리에 따라 식(14)을 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} (x_A - x_D)^2 + (y_A - y_D)^2 = r_1^2 \\ (x_B - x_D)^2 + (y_B - y_D)^2 = r_2^2 \end{cases} \dots(14)$$

노드 A에서 노드 B까지의 거리 $L_{AB} \leq r_1 + r_2$ 는 식(14)을 풀면 두 점 D_1, D_2 , (두 거리가 같을 때 한 점)를 얻을 수 있다. 점 D에서 점 C까지의 거리 r_3 을 알고 있다면, $|L_{CD} - r_3|$ 와 $|L_{CD} + r_3|$, 이 중에서 절대값이 작은 것이 노드 D의 근사 위치 좌표 (x_1, y_1) 로써, 노드 D의 다른 두 근사점 (x_2, y_2) 및 (x_3, y_3) 을 동일하게 구할 수 있다. 이 세 점의 중심을 사용하여 노드 D의 근사 위치 좌표 (x_D, y_D) 를 얻을 수 있다.

$$\begin{cases} x_D = \frac{\frac{x_1}{r_1+r_2} + \frac{x_2}{r_2+r_3} + \frac{x_3}{r_3+r_1}}{\frac{1}{r_1+r_2} + \frac{1}{r_2+r_3} + \frac{1}{r_3+r_1}} \\ y_D = \frac{\frac{y_1}{r_1+r_2} + \frac{y_2}{r_2+r_3} + \frac{y_3}{r_3+r_1}}{\frac{1}{r_1+r_2} + \frac{1}{r_2+r_3} + \frac{1}{r_3+r_1}} \end{cases} \dots(15)$$

BP 신경 회로망의 분석과 알 수 없는 노드의 좌표 해석 방법을 통해 노드 위치지정 알고리즘 단계(CA-PSO_BP)는 다음과 같다.

1단계: WSN 네트워크에 $m(m>1)$ 개의 앵커 노드가 있다고 가정하고, 일정한 시간마다 앵커 노드가 자신의 노드 ID를 브로드캐스팅 후, BP 신경망 매개 변수, 자신의 위치 정보 등, 미인지 노드가 이러한 위치 정보를 수신하면 RSSI 평균치를 계산한다.

2단계: 전체 무선 센서 네트워크 통신 위치 추적 과정에서 미인식 노드가 일부참조 노드에서 전송된 패킷 메시지를 받은 후 더 이상 참조 노드의 메시지

를 얻지 못하며 수신된 메시지 데이터를 기록으로 저장하고 RSSI의 강도에 따라 앵커 노드를 정렬 한다.

3단계: RSSI 값을 (1)에 대입하면 알 수 없는 노드에서 각 앵커 노드까지의 예측 거리 d_i 를 얻을 수 있다, $i=1, \dots, m$.

4단계: 예측 거리값 d_i 입력으로 CA-PSO_BP 신경망에 입력하면 그출력단에서 최적화된 거리 값 \bar{d}_i 을 얻을 수 있다

5단계: 최적화된 거리 값 \bar{d}_i 에 따라 9개씩 $\{\bar{d}_1, \bar{d}_2, \bar{d}_3\}, \{\bar{d}_4, \bar{d}_5, \bar{d}_6\}, \{\bar{d}_7, \bar{d}_8, \bar{d}_9\}$ 3개의 그룹으로 나눈다.

6단계: 3세트 거리를 이용하여 가중치 중심 알고리즘을 사용하여 3개의 위치좌표를 얻을 수 있다.

7단계: 미인식 노드의 좌표 (x, y) 로 삼각형 면중심점 좌표를 구하고, 위치 오차 E를 계산한다.

IV. 제안 알고리즘 분석결과

본 연구는 MATLAB R2020a 소프트웨어를 사용하여 시뮬레이션 실험을 진행함으로써 CA-PSO_BP 신경망 위치 알고리즘의 위치 정확도를 검증하였다. 3차원 WSN 공간에서는 네트워크 공간의 크기를 $100m \times 100m \times 100m$ 설정하여 네트워크의 총점 수를 250개, 노드 통신 반경을 40m로 하여 시뮬레이션을 진행하였다. 시뮬레이션 결과에 따르면 가중치 중심 알고리즘, PSO_BP 신경망 알고리즘, CA-PSO_BP 알고리즘의 평균 위치 오차는 앵커 노드의 비율이 증가함에 따라 감소한다. 앵커 배율을 변경하여, 그림4와 같이 앵커 배율에 따라 알 수 없는 노드에 대한 평균 오차의 변화를 알아보았다.

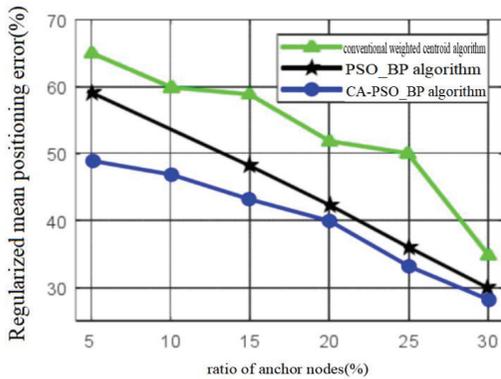


그림 4. 앵커 노드 비율이 평균 위치 오차에 미치는 영향

Fig. 4 Effect of anchor node ratio on mean position error

그림4에서 알 수 있듯이 CA-PSO_BP 알고리즘은 노드의 평균 위치 오차를 크게 줄일 수 있다. 앵커 노드의 비율이 같을 때 CA-PSO_BP 알고리즘은 다른 알고리즘에 비해 모든 시뮬레이션 결과에서 가장 높은 위치 정확도를 유지하였다. 모든 통신 노드가 일치하는 경우, 참조 노드의 수가 증가하고 참조 노드의 비율이 증가함에 따라 무선 센서 네트워크의 알고리즘의 평균 위치 오차의 변화 폭이 점점 줄어들다가 나중에 안정적으로 진행됨을 알 수 있다. 즉, 앵커 노드의 비율이 계속 증가하면 네트워크 위치 비용만 증가하며 위치 정확도에 미치는 영향은 적다. 또한 다른 앵커 비율에서 CA-PSO_BP 알고리즘의 변화 폭이 완만해지고, 오차 감소 값이 비교적 균등하여 이 알고리즘이 더 안정적이라는 것을 알 수 있다. 시뮬레이션 실험 결과 CA-PSO_BP 알고리즘은 모두 다른 기준 알고리즘보다 위치 오차가 적고 네트워크 위치 정확도를 향상시킬 수 있다는 것을 보여주었다. 다만 각 알고리즘의 위치 폭과 위치 안정성만 있을 뿐이다. 이러한 최적화 알고리즘 중에서 CA-PSO_BP 알고리즘은 더 원만하며 앵커 노드의 비율에 대한 의존성이 적었다.

V. 결 론

RSSI의 거리 측정 방법의 위치 지정에 있어서 문 제점, 즉 환경의 영향에 의해 비교적 큰 위치 오차가

발생하기 쉽기 때문에, 본 연구는 CA-PSO와BP 신경망의 결합을 기반으로 하는 위치 알고리즘 CA-PSO_BP를 제시하여 알고리즘의 위치 지정의 정밀도를 높였다. PSO알고리즘을 최적화하여 CA-PSO 알고리즘을 구현후, CA-PSO 알고리즘을 응용한 BP 뉴럴네트워크는 BP 뉴럴네트워크의 학습 시간을 단축하고 알고리즘의 수렴 값을 빠르게 하여 BP 네트워크가 최적의 초기화 가중치와 임계값을 얻게 함으로써 RSSI 알고리즘이 거리 측정 단계에서 얻은 거리 값을 최적화 하였다. 마지막으로 CA-PSO_BP 알고리즘과 기존의 가중치 중심 알고리즘 및 PSO_BP 알고리즘을 비교하여 시뮬레이션 실험을 진행하였는데, 실험 결과는 CA-PSO_BP 알고리즘의 성능 최적화를 지원하여 네트워크에서 미인지 노드의 위치 정확도를 크게(15%) 향상시켰다.

References

- [1] Cao Li, Cai Yong, Yue Yinggao, Cai Shaotang,Hang Bo. A Novel Data Fusion Strategy Based on Extreme Learning Machine Optimized by Bat Algorithm for Mobile Heterogeneous Wireless Sensor Networks[J] IEEE Access. 2020.
- [2] H. Kim and Y. Jeong, " GPS Accuracy Revision Using RSSI and AoA in Wireless Sensor Network" *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 05, 2022, pp. 889-896.
- [3] AldinN B, E. Ercelebi, and M. Aykac. "An Accurate Indoor RSSI Localization Algorithm Based on Active RFID System with Reference Tags[J]". *Wireless Personal Communications*, 2017, vol. 97, no. 3, pp1-19.
- [4] K. Jiang, L. Yao, and J. Feng. "Wireless Sensor Networks Target Localization Based on Least Square Method and DV-Hop Algorithm", *Journal of Networks*, vol.1, no.2, 2014. pp.62-70.
- [5] Shalaby M, Shokair, and M, Messiha N W." Performance Enhancement of TOA Localized Wireless Sensor Networks[J]". *Wireless Personal Communications*, vol. 95, no. 4, 2017, pp. 4667-4679.

[6] Soonho K, Daeoh and K, Jihye L, *Performance Analysis of 3D Localization for a Launch Vehicle Using TOA, AOA, and BAS:beetle antennae search algorithm for optimization problems.* Jiang X Y, Li S. <https://arxiv.org/abs/1710.10724>. 2018.

[7] Ju Lee, Hyo Lee, and Jae Oh, "Design for interworking with payment system using short-range wireless communication method" *J. of The Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 15, no. 06, 2020, pp. 1031-1036.

[8] Caiqing Wang, Shubin Wang. *Research on Uneven Clustering APTEEN in CWSN Based on Ant Colony Algorithm.* IEEE Access . 2019.

[9] H. Z.-D., and J Cao. "An Improvement of DV-Hop Localization Algorithm for Wireless Sensor Network", *Computer & Modernization*, vol. 53, no.1, 2014, pp.13-18.

[10] Yick Jennifer, Mukherjee Biswanath, Ghosal Dipak, "Wireless sensor network survey", *Computer Networks*, vol.52, no.12, 2008. pp. 2292-2330.

[11] Lalit Chettri, Rabindranath Bera, *A Comprehensive Survey on Internet of Things (IoT) Toward 5G Wireless Systems*[[]. IEEE Internet of Things Journal. vol(1), 2020.

[12] T. Kim, S. Hwang, "Cascade AOA Estimation Using Uniform Rectangular Array Antenna," *Journal of the Korea Institute of Electronic Communication Science*, vol 13, no. 5, Oct. 2018, pp. 923-930.

저자 소개

관보(BO GUAN)



2008년 도호쿠 전력 대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)
2011년 도호쿠 전력 대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2021년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)
※ 관심분야 : 인공 지능, 무선 네트워크 추적



위홍상(Hongxiang Qu)

2006년 베이화대학교 컴퓨터학과 졸업(공학사)
2014년 베이화대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2021년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)
※ 관심분야 : 머신비전, 인공 지능, 시스템 공학



양평지연(Fengjian Yang)

2009년 지린 의약대학교 생물 의학 공학과 졸업(공학사)
2016년 항저우 전자과기대학교 대학원 회로 및 시스템 학과 졸업(공학석사)

2022년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)
※ 관심분야 : 임베디드 시스템, 인공 지능



리홍량(Hongliang Li)

2002년 창춘대학교 기계전자공학과 졸업(공학사)
2009년 창춘공과대학교 대학원 기계전자공학과 졸업(공학석사)

2022년~현재 동신대학교 인공지능전공(박사과정)
※ 관심분야 : 영상인식



정양권(Yang-Kwon Jeong)

1988년 조선대학교 대학원 졸업(공학석사)
1996년 조선대학교 대학원 졸업(공학박사)

1989년~현재 동신대학교 컴퓨터공학과 재직
※ 관심분야 : 범죄 및 화재 현장 XR 스케치

