



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2010-0031992
(43) 공개일자 2010년03월25일

(51) Int. Cl.

B25J 9/16 (2006.01) B25J 13/08 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2008-0090923

(22) 출원일자 2008년09월17일

심사청구일자 2008년09월17일

(71) 출원인

포항공과대학교 산학협력단

경상북도 포항시 남구 효자동 산31 포항공과대학교 내

(72) 발명자

강정관

경상북도 포항시 남구 효자동 포항공과대학교 남자기숙사18동 314호

김선효

경상북도 포항시 남구 효자동 포항공과대학교 LG연구동 302호

오세영

경북 포항시 남구 지곡동 교수아파트 9-501

(74) 대리인

이철희

전체 청구항 수 : 총 6 항

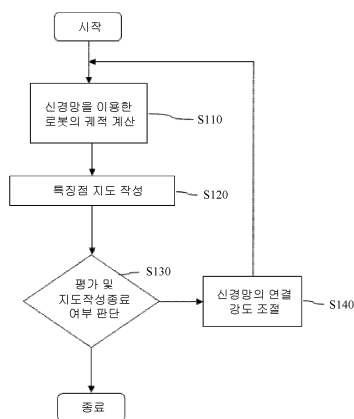
(54) 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법

(57) 요약

본 발명은 이동 로봇이 주변 환경에 대한 지도 작성 및 위치 인식을 동시에 수행하는 방법(Simultaneous Localization and Mapbuilding, SLAM)에 관한 것으로, 특히 신경망과 진화연산을 이용하여 주변 환경에 대한 지도 작성 및 위치 인식을 동시에 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 관한 것이다.

본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 의하면 로봇과 센서의 잡음 모델에 따라 신경망의 연결 강도를 최적으로 조절하여 지도를 작성하기 때문에 잡음 모델이 가우시안 기반의 백색 잡음이 아니더라도 정확한 지도를 작성할 수 있다는 장점이 있다. 또한 예측한 특징점과 실제 관측된 특징점이 서로 같은 특징점인지를 확인하는 절차가 없더라도 정확한 지도를 얻을 수 있는 효과가 있다.

대표도 - 도1



특허청구의 범위

청구항 1

로봇의 환경 지도 작성 방법에 있어서,

(a)신경망을 이용하여 상기 로봇의 궤적을 계산하는 단계;

(b)상기 계산된 궤적을 바탕으로 상기 로봇이 관측한 특징점들의 지도를 작성하는 단계;

(c)상기 작성된 지도를 평가하여 지도 작성을 종료할 것인지 판단하는 단계; 및

(d) 상기 작성된 지도를 평가한 결과 소정의 기준을 만족하지 않는 경우 진화연산 기법을 사용하여 상기 신경망 내부의 노드들의 연결 상태를 조절하는 단계;를 구비하고,

상기 (d) 단계 이후 상기 (a) 단계 내지 상기 (c)단계를 반복하는 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

청구항 2

제1항에 있어서, 상기 (a)단계는

(a1) 상기 로봇에 장착된 인코더 센서로부터 계산된 상기 로봇의 현재 위치 정보와 바로 이전 시점의 위치 정보의 차를 이용하여 얻은 로봇의 자세 변화값과, 현재 시점에서의 특징점의 위치와, 바로 이전 시점에서의 특징점의 위치를 상기 신경망에 입력하는 단계;

(a2) 상기 신경망에서 로봇의 자세 변화에 대한 오차를 출력하고 상기 로봇의 자세 변화에 대한 오차를 이용하여 현재 위치 정보와 이전 위치 정보의 차를 통해 상기 로봇의 자세 변화 값을 수정하는 단계;

(a3) 상기 로봇의 이전 위치에 상기 수정된 자세 변화 값을 더하여 오차가 보정된 현재 위치를 계산하는 단계; 및

(a4) 오차가 보정된 로봇의 궤적을 계산하는 단계를 구비하는 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

청구항 3

제2항에 있어서, 상기 (d)단계는

(d1) 상기 신경망의 노드를 잇는 연결 강도 값을 하나의 배열로 만든 염색체를 N개 생성하고 이를 초기화 하는 단계;

(d2) 상기 N개의 염색체로부터 돌연변이를 통해 자손을 생성하여 2N개의 염색체를 생성하는 단계;

(d3) 상기 2N개의 염색체를 상기 신경망에 적용하여 상기 로봇의 궤적을 계산하고 특징점에 대한 클러스터들의 분산의 총합을 계산하여 평가하는 단계;

(d4) 상기 계산된 분산의 총합의 결과에 따라 상기 2N개의 염색체 중 새로운 N개의 염색체를 선택하는 단계; 및

(d5) 상기 선택된 N개의 염색체 중 상기 클러스터들의 분산의 총합이 가장 작은 값이 소정의 정지조건을 만족하는지 여부를 판단하는 단계;를 구비하는 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

청구항 4

제3항에 있어서, 상기 (d4)단계는

상기 2N개의 염색체 중 상기 클러스터들의 분산의 총합이 작은 N개의 염색체를 선택하는 단계인 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

청구항 5

제4항에 있어서, 상기 (d5)단계는

상기 정지조건을 만족하는 경우 상기 클러스터들의 분산의 총합이 가장 작은 탐색체를 상기 신경망에 적용하여 얻은 로봇의 궤적과 특징점을 최종적인 로봇의 지도로서 출력하는 단계를 더 구비하는 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

청구항 6

제4항에 있어서, 상기 (d5)단계는

상기 정지조건을 만족하지 않는 경우 상기 정지조건을 만족할 때 까지 상기 (d2)단계 내지 상기 (d4)단계를 반복하는 단계를 더 구비하는 것을 특징으로 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법.

명세서

발명의 상세한 설명

기술 분야

[0001] 본 발명은 이동 로봇이 주변 환경에 대한 지도 작성 및 위치 인식을 동시에 수행하는 방법(Simultaneous Localization and Mapbuilding, SLAM)에 관한 것으로, 특히 신경망과 진화연산을 이용하여 주변 환경에 대한 지도 작성 및 위치 인식을 동시에 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 관한 것이다.

배경 기술

[0002] 종래의 로봇의 지도 작성 방법은 주로 확장 칼만 필터(Extended Kalman Filter : 이하 'EKF'라 한다.)를 이용하여 구현되어 왔다. EKF는 센서를 통해 입력되는 정보로부터 얻은 특징점들을 추적하여 로봇의 정확한 궤적과 그에 따른 특징점들의 정확한 위치를 결정하는 방법으로서 예측(Prediction) 단계와 관측(Measurement) 단계의 2가지 단계를 거쳐 정확한 로봇의 궤적과 특징점의 위치를 계산하게 된다.

[0003] 예측단계는 로봇에 입력된 속도 명령을 이용하여 로봇의 현재 위치를 추정하는 단계이다. 관측 단계는 예측된 로봇의 현재 위치에서 관측 할 수 있는 특징점의 위치를 계산하고 이를 센서를 통해 실제로 측정된 특징점의 위치와 비교하여 그 오차만큼 로봇의 현재위치와 특징점의 위치를 수정하는 단계이며, EKF를 통한 지도 작성 방식은 이와 같이 예측과 관측 단계를 반복함으로써 로봇의 정확한 궤적과 특징점의 위치를 추적하게 된다.

[0004] 그러나 EKF를 이용한 로봇의 지도 작성 방법은 그 구현에 있어 몇 가지 단점이 있다.

[0005] 첫째, EKF를 이용하여 로봇 지도 작성 기술을 구현하기 위해서는 로봇 시스템에서 발생하는 노이즈와 로봇에 사 용한 센서에서 발생하는 노이즈에 대한 정확한 모델이 필요한데, 노이즈의 모델에 따라 EKF의 성능이 크게 차이 가 난다.

[0006] 둘째, EKF에서는 시스템과 센서에 적용되는 잡음을 가우시안 형태의 백색잡음으로 가정하는데, 실제 로봇 구동 시에는 가우시안 백색 잡음뿐 만 아니라 다른 형태의 잡음이 로봇 시스템에 영향을 줄 수 있고, 이런 경우에 있 어 EKF를 이용한 지도 작성 기법의 성능은 크게 저하된다.

[0007] 셋째, EKF는 일반적으로 특징점의 개수의 제곱에 비례하여 계산량이 늘어나기 때문에 특징점의 개수가 많은 공 간에서는 처리시간이 길어지는 단점이 있다.

[0008] 마지막으로 EKF기반의 지도 작성 방법은 관측 단계에서 예측된 현재위치에서 관측할 수 있는 특징점의 위치와 실제로 측정된 특징점의 위치를 비교하는 과정에서 예측한 특징점과 실제 관측된 특징점이 서로 같은 특징점인 지를 확인하는 단계가 필요한데, 특징점들이 좁은 영역에 몰려 있거나, 로봇의 위치 오차가 큰 경우 이 단계에 서도 지도 작성오차가 발생할 수 있는 문제가 있다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

[0009] 본 발명이 이루고자 하는 기술적 과제는 로봇이 주변 환경에 대한 지도 작성 및 위치 인식을 수행하는데 있어서 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하고 진화연산을 이용하여 로봇의 자세 변화에 따라 발생하는 오차를 보 정하여 정확한 지도 작성이 가능하게 하는 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법을 제공하는

데 있다.

과제 해결수단

- [0010] 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법은 (a)신경망을 이용하여 상기 로봇의 궤적을 계산하는 단계(S110), (b)상기 계산된 궤적을 바탕으로 상기 로봇이 관측한 특징점들의 지도를 작성하는 단계(S120), (c)상기 작성된 지도를 평가하여 지도 작성을 종료할 것인지 판단하는 단계(S130) 및 (d) 상기 작성된 지도를 평가한 결과 소정의 기준을 만족하지 않는 경우 진화연산 기법을 사용하여 상기 신경망 내부의 노드들의 연결 상태를 조절하는 단계(S140);를 구비하고, 상기 (d) 단계 이후 상기 (a) 단계 내지 상기 (c)단계를 반복하는 것을 특징으로 한다.

효 과

- [0011] 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 의하면 로봇과 센서의 잡음 모델에 따라 신경망의 연결 강도를 최적으로 조절하여 지도를 작성하기 때문에 잡음 모델이 가우시안 기반의 백색 잡음이 아니더라도 정확한 지도를 작성할 수 있다는 장점이 있다.
- [0012] 또한 예측한 특징점과 실제 관측된 특징점이 서로 같은 특징점인지를 확인하는 절차가 없더라도 정확한 지도를 얻을 수 있는 효과가 있다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

- [0013] 이하 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 본 발명의 기술적 사상을 용이하게 실시할 수 있도록 본 발명의 가장 바람직한 실시예를 첨부 도면을 참조하여 설명하기로 한다.
- [0014] 도 1은 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법의 흐름을 나타내는 도면이고, 도 2는 도 1에 도시된 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계의 구체적인 방법을 나타내는 도면이다.
- [0015] 도 1에 도시된 바와 같이 본 발명의 실시 예에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법은 신경망을 이용하여 로봇의 정확한 궤적을 계산하는 단계(S110), 상기 계산된 궤적을 바탕으로 로봇이 관측한 특징점들의 지도를 작성하는 단계(S120), 상기 작성된 지도를 평가하여 지도 작성을 종료할 것인지 판단하는 단계(S130) 및 작성된 지도를 평가한 결과 소정의 기준을 만족하지 않는 경우 진화연산 기법을 사용하여 상기 신경망 내부의 노드들의 연결 상태를 조절하는 단계(S140)를 구비한다.
- [0016] 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계(S110)는 도 2에 상세히 도시되어 있다. 도 2는 도 1에 도시된 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계의 구체적인 방법을 나타내는 도면이다.
- [0017] 도 2를 참조하면 로봇에 장착된 인코더 센서를 이용하여 계산한 로봇의 현재 위치 정보와 바로 이전 시점에서 계산한 위치 정보의 차를 통해 얻은 로봇의 자세 변화 값과, 이전 시점에서 관측한 특징점의 위치와, 현재 시점에서 같은 특징점을 관측했을 때의 위치가 신경망에 입력된다(S210).
- [0018] 신경망은 이를 토대로 로봇의 자세 변화에 대한 오차를 예측하여 출력하고 이를 이용하여 현재 위치와 이전 위치 정보의 차를 통해 구한 로봇의 자세 변화 값을 수정한다(S220).
- [0019] 이어서 상기 로봇의 이전 위치에 수정된 자세 변화 값을 더하여 오차가 보정된 현재 위치를 계산하며(S230), 상기 과정을 통해서 오차가 보정된 로봇의 궤적을 계산한다(S240).
- [0020] 상기 계산된 궤적을 바탕으로 로봇이 관측한 특징점들의 지도를 작성하는 단계(S120)에서는 로봇의 위치를 계산하는 시점에서 관측된 특징점들을 로봇의 궤적을 중심으로 표시를 하여 지도를 작성한다. 이때 하나의 특징점을 여러 위치에서 관측할 수 있기 때문에 각 특징점들의 위치가 중복되어 표시될 수 있다.
- [0021] 로봇 시스템과 센서 시스템에 잡음이 존재하지 않는다면 상기 특징점들은 거의 동일한 위치에 표시된다. 그러나 실제 로봇 시스템 또는 센서 시스템에는 잡음이 존재하고, 따라서 상기 특징점들은 어느 정도 흩어져서 분포된다.
- [0022] 도 3은 환경지도 작성을 위한 실험 공간의 모습을 나타내는 도면이다
- [0023] 도 3에 도시된 바와 같이 설정된 실험 공간을 로봇이 주행하면서 공간 내부에 분포되어 있는 검은 점(특징점)들을 센서로 관측하여 표시를 하는 경우, 로봇 시스템에 잡음이 없다면, 즉 로봇의 궤적이 정확하다면 중복 표시

된 특징점들의 분산은 센서가 가지고 있는 잡음 모델의 분산에 따라 결정된다.

[0024] 도 4는 센서 시스템에만 잡음이 존재하는 경우 전체 로봇의 궤적에 따른 특징점들의 분포 모습을 나타내는 도면이고, 도 5는 로봇 시스템과 센서 시스템에 모두 잡음이 존재하는 경우 로봇 궤적에 따른 특징점들의 분포 모습을 나타내는 도면이다.

[0025] 도 4의 왼쪽 그림은 시스템 잡음이 없는 로봇이 도 3에서 설정된 실험 공간을 시계방향으로 주행했을 때의 궤적과 주행하는 동안 관측한 특징점들의 위치를 표시한 것이다. 이 경우 로봇의 시스템 잡음이 없기 때문에 특징점들은 센서 시스템의 잡음만 더해져서 그 위치가 측정되고, 따라서 도 4의 왼쪽 그림에서 보는 바와 같이 관측된 특징점들이 분포하게 된다.

[0026] 도 4의 오른쪽 그림은 도4의 왼쪽 그림에서 특정한 특징점 하나를 확대하여 표시한 것으로서, 로봇의 위치가 $x(t)$, $x(t+1)$, $x(t+2)$, 그리고 $x(t+3)$ 일 때 동일한 특징점을 관측하더라도 센서 시스템의 잡음으로 인해서 관측된 특징점의 위치는 같은 지점에 표시되지 않고 $s(t)$, $s(t+1)$, $s(t+2)$, 그리고 $s(t+3)$ 의 지점에 표시된다. 이 때, 센서가 가지고 있는 잡음 모델의 분산 정도에 따라서 $s(t) \sim s(t+3)$ 의 분포가 결정된다.

[0027] 반면에 도 3의 공간을 로봇 시스템과 센서 시스템에 모두 잡음이 더해진 로봇이 주행을 하면, 즉 로봇의 궤적이 정확하지 않다면, 관측된 특징점들의 위치는 센서 시스템의 잡음에 로봇 시스템의 잡음까지 더해져서 계산되어 도 5의 왼쪽 그림에서 보는 것과 같이 분포하게 될 것이다.

[0028] 도 5의 오른쪽 그림은 마찬가지로 도 5의 왼쪽 그림에서의 특징점 하나를 확대 표시한 것으로서, 실제로는 로봇이 $x(t) \sim x(t+3)$ 의 위치를 따라 이동하지만, 로봇 시스템의 잡음으로 인해서 로봇의 궤적은 $x'(t) \sim x'(t+3)$ 으로 계산될 때, 관측된 특징점들의 위치는 $s(t) \sim s(t+3)$ 의 지점에 표시되고, $s(t) \sim s(t+3)$ 의 분포는 로봇 시스템이 가지고 있는 잡음 모델과 센서가 가지고 있는 잡음 모델이 더해져서 결정이 된다.

[0029] 따라서 관측된 특징점들의 위치에 대한 분산을 통해서 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계(S110)에서 계산된 로봇의 궤적을 평가할 수 있다. 다시 말해서 관측된 특징점들의 분산이 작으면 작을수록 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계(S110)에서 계산된 로봇의 궤적이 정확하게 된다.

[0030] 상기 계산된 궤적을 바탕으로 로봇이 관측한 특징점들의 지도를 작성하는 단계(S120)에서 만들어진 특징점 지도에서 특징점들을 그 위치에 따라 서로 가까운 곳에 위치한 특징점들끼리 클러스터링(clustering)을 하게 되는데, 각 특징점의 클러스터(cluster)들의 분산 및 각 클러스터들의 분산의 총합은 다음의 식(1) 내지 식(3)을 통해 계산할 수 있다.

$$\sigma_i^x = \sum_{j=1}^{M_i} \frac{(m_i^x - f_{i,j}^x)^2}{M_i} \quad \text{식(1)}$$

$$\sigma_i^y = \sum_{j=1}^{M_i} \frac{(m_i^y - f_{i,j}^y)^2}{M_i} \quad \text{식(2)}$$

$$Cost = \sum_{i=1}^N (\sigma_i^x + \sigma_i^y) \quad \text{식(3)}$$

[0034] 각 클러스터의 분산을 계산하기 위한 식(1)과 식(2)를 살펴보면, 임의의 i 번째 클러스터에 대하여 해당 클러스터가 M_i 개의 특징점들을 가지고 있고, i 번째 클러스터 내의 j 번째 특징점의 위치가 $(f_{i,j}^x, f_{i,j}^y)$ 로 표시되며, 이들 특징점들의 위치에 대한 평균이 (m_i^x, m_i^y) 와 같이 표시될 때, i 번째 클러스터의 특징점들의 x 좌표에 대한 분산은 상기 식(1)과 같이 계산되고, y 좌표에 대한 분산은 상기 식(2)와 같이 계산된다.

[0035] 또한 이러한 클러스터가 N 개 존재할 경우 각 클러스터들의 분산의 총합은 상기 식(3)과 같이 계산된다. 이때 로봇의 궤적이 정확하면 할수록 각 특징점들은 하나의 점에 수렴하고, 따라서 식(3)을 통해 계산된 클러스터들의 분산의 총합이 작아지게 된다.

[0036] 상기 작성된 지도를 평가하여 지도 작성을 종료할 것인지 판단하는 단계(S130)에서는 각 클러스터들의 분산의 총합을 소정의 기준 값과 비교하여 지도작성을 종료할 것인지, 보다 정확한 로봇의 궤적을 계산할 것인지를 판단한다.

[0037] 상기 작성된 지도를 평가한 결과에 따라 신경망 내부의 노드들의 연결 상태를 조절하는 단계(S140)에서는 각 클러스터들의 분산의 총합이 소정의 기준 값보다 큰 경우 신경망이 출력하는 자세 변화 오차 값의 정확도가 높아 지도록 신경망 내부의 노드들 사이의 연결 강도를 조절하기 위해 진화 연산 기법을 사용한다.

[0038] 진화 연산(evolutionary computation) 기법은 유리한 형질을 가진 개체들이 더 많이 생존하게 되고, 이들 개체들이 자손을 낳아 개체의 수를 늘려가는 과정에서 더 좋은 형질로의 진화가 이루어지는 유전 법칙에서 영감을 얻어 개발된 기술로서 주로 전산학 분야에서 조합 최적화 문제를 푸는데 이용된다. 본 발명에서는 로봇의 자세 변화 오차를 계산하는 신경망의 최적화에 사용된다.

[0039] 본 발명에 사용된 진화연산 기법은 도 6에서 나타난 절차에 따라 신경망의 최적화 문제를 푸는데 적용된다.

[0040] 도 6은 진화 연산 기법을 이용하여 신경망 내부의 노드들 사이의 연결 강도를 조절하는 절차의 흐름을 나타내는 도면이고, 도 7은 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 사용된 신경망의 구조를 나타내는 도면이며, 도 8은 신경망을 진화 연산에 적합한 염색체(chromosome)의 형태로 변환시킨 것을 나타내는 도면이다.

[0041] 도 7의 신경망은 7개의 입력 노드로 구성된 입력층과 다수의 은닉 노드로 구성된 은닉층 그리고 3개의 출력 노드로 구성된 출력층을 갖는 신경망으로서 입력층을 구성하는 7개의 입력 노드는 식(4)와 같이 벡터 형태로 표시된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{in} &= [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7]^T \\ &= [dx, dy, d\theta, f_x^t, f_y^t, f_x^{t-1}, f_y^{t-1}]^T \end{aligned} \quad \text{식(4)}$$

[0043] 식(4)에 나타난 신경망의 입력 벡터 $\mathbf{x}_{in}$ 은 로봇이 $x(t-1)$ 지점에서 $x(t)$ 지점으로 이동했을 때, 로봇의 위치의 변화량 (dx, dy, dq) 과 $x(t-1)$ 지점에서 관측한 특징점의 위치 (f_x^{t-1}, f_y^{t-1}) 와 같은 특징점을 $x(t)$ 지점에서 관측했을 때의 위치 (f_x^t, f_y^t) 로 이루어진다.

[0044] 이렇게 구성된 입력 벡터는 입력층과 은닉층을 잇는 연결에 대한 연결 강도 값이 곱해져서 은닉층에 대한 입력 벡터 $\mathbf{u}$ 를 구성한다. 입력 노드의 수가 n 개, 은닉 노드의 수가 m 개인 경우 식(5)를 이용하여 신경망의 은닉층에 대한 입력 벡터를 계산할 수 있다

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \mathbf{W}^h \cdot \mathbf{x}_{in} \\ &= \begin{bmatrix} w_{1,1}^h & w_{1,2}^h & \cdots & w_{1,n}^h \\ w_{2,1}^h & w_{2,2}^h & \cdots & w_{2,n}^h \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{m,1}^h & w_{m,2}^h & \cdots & w_{m,n}^h \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \end{aligned} \quad \text{식(5)}$$

[0046] 식(5)에서 $\mathbf{W}^h$ 는 신경망의 입력층과 은닉층을 잇는 연결에 대한 연결 강도 값들로 이루어진 행렬로서, $w_{m,n}^h$ 은 입력층과 은닉층을 잇는 연결 강도들 중, n 번째 입력 노드와 m 번째 출력 노드를 잇는 연결에 대한 연결 강도를 나타낸다.

[0047] 은닉층에 대한 출력 벡터 $\mathbf{h}$ 는 식(5)를 통해 계산된 은닉층에 대한 입력 벡터 $\mathbf{u}$ 를 실행함수(activation function) σ 에 입력했을 때의 출력으로서 식(6)과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{h} &= \sigma(\mathbf{u}) \\ &= \frac{1 - e^{-a\mathbf{u}}}{1 + e^{-a\mathbf{u}}} \end{aligned} \quad \text{식(6)}$$

[0049] 식(6)에서 a 는 상수로서 본 발명에서는 $a=1$ 로 설정을 하였다.

[0050] 은닉층 출력 벡터 $\mathbf{h}$ 는 은닉층과 출력층을 잇는 연결에 대한 연결 강도가 식(7)과 같이 곱해져서 출력층 입력 벡

터 o 가 계산되고, 출력층 입력 벡터 o 를 출력층의 실행 함수 σ 에 입력하면 최종적으로 로봇이 $x(t-1)$ 지점에서 $x(t)$ 지점으로 이동했을 때 발생한 로봇의 위치 오차를 나타내는 신경망 출력 벡터 e 가 계산된다.

$$\mathbf{o} = \mathbf{W}^o \cdot \mathbf{h}$$

$$= \begin{bmatrix} w_{1,1}^o & w_{1,2}^o & \cdots & w_{1,s}^o \\ w_{2,1}^o & w_{2,2}^o & \cdots & w_{2,s}^o \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{r,1}^o & w_{r,2}^o & \cdots & w_{r,s}^o \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ \vdots \\ h_s \end{bmatrix}$$

[0051] 식(7)

[0052] 식(7)에서 s 는 은닉층 노드의 개수, r 는 출력층 노드의 개수, $w_{r,s}^o$ 는 은닉층과 출력층을 잇는 연결 강도들 중 s 번째 노드와 r 번째 노드를 잇는 연결 강도를 나타낸다.

[0053] 신경망의 출력 벡터 e 는 아래 식(8)과 같이 계산된다

$$\mathbf{e} = \sigma(\mathbf{o}) \quad \text{식(8)}$$

[0054] 식(8)에서 실행함수 σ 는 식(6)에서 사용한 것과 같다.

[0055] 이와 같은 절차를 통해서 신경망은 입력 벡터 x 가 주어졌을 때 출력 벡터 e 를 계산하고, 출력 벡터 e 는 로봇의 위치 오차를 나타내는 값으로서 로봇이 $x(t-1)$ 에서 $x(t)$ 로 이동할 때 발생하는 오차를 보정하는 역할을 한다.

[0056] 도 6에 도시된 바와 같이 본 발명에 사용된 진화연산 기법은 초기화단계(S610), 돌연변이단계(S620), 평가단계(S630), 선택단계(S640) 및 정지조건 판단단계(S650)를 구비하며, 이를 통해서 신경망을 이루는 입력층, 은닉층, 출력층 들을 잇는 연결의 연결 강도들의 값을 결정한다.

[0057] 초기화(initialize) 단계(S610)에서는 우선 도 7에 도시된 바와 같은 신경망의 노드를 잇는 연결 강도 값들을 도 8과 같이 하나의 배열로 만들고, 이러한 배열을 N 개 생성한다. 도 8에 도시된 것과 같은 배열을 진화 연산 기법에서는 염색체(chromosome)라고 부른다.

[0058] 돌연변이(mutation)단계(S620)에서는 상기 N 개의 염색체(chromosome)들 각각에 대하여 돌연변이(mutation)를 통해 또 다른 N 개의 염색체(chromosome)을 생성한다.

[0059] 평가(evaluation)단계(S630)에서는 초기화단계(S610)와 돌연변이단계(S620)를 통해 만든 $2N$ 개의 염색체(chromosome)들 각각을 도 7의 신경망에 적용하고 로봇의 궤적을 계산하여 앞서 설명한 바와 같이 특징점 들을 클러스터링 했을 때, 각 클러스터들의 분산의 총합을 계산한다.

[0060] 선택(selection)단계(S640)에서는 상기 $2N$ 개의 염색체(chromosome)들 중에서 클러스터들의 분산의 총합이 작은 N 개의 염색체(chromosome)을 선택한다.

[0061] 정지조건 판단단계(S650)에서는 선택(selection)단계(S640)에서 선택된 염색체(chromosome) 중에서, 분산의 총합의 크기가 가장 작은 값이 미리 정해둔 정지조건을 만족하는지 여부를 판단한다.

[0062] 분산의 총합의 크기가 가장 작은 값이 미리 정해둔 정지조건을 만족하는 경우, 해당 염색체(chromosome)를 도 7의 신경망에 적용했을 때 얻은 로봇의 궤적과 특징점을 최종적인 로봇의 지도로서 출력하고 절차를 종료하게 된다.

[0063] 그러나 분산의 총합의 크기가 가장 작은 값이 미리 정해둔 정지조건을 만족하지 않을 경우에는 분산의 총합이 미리 정해둔 정지조건을 만족할 때까지 선택된 N 개의 염색체(chromosome)에 대하여 돌연변이단계(S620), 평가단계(S630) 및 선택단계(S640)를 반복하게 된다.

[0064] 상기 살펴본 바와 같이 본 발명에서는 EKF기반의 지도 작성 기술이 가지는 단점을 해결하기 위해 로봇 지도 작성에 적합하도록 신경망의 구조를 설계하고 로봇의 위치 정보와 센서를 통한 특징점의 관측 정보가 입력되면 오차가 보정된 로봇의 위치 정보가 출력되도록 전체 시스템을 구현하였다. 또한 진화연산 기법을 이용하여 로봇이 움직인 거리에 따라 발생하는 위치 오차를 신경망을 통해 얻을 수 있도록 신경망 내부 노드들 사이의 연결 강도의 크기를 조절함으로써 보다 정확한 지도 작성이 가능하도록 하였다.

[0065] 또한 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법은 안내 및 배달 서비스 로봇에

적용되어 로봇의 이동을 위한 경로 계획 및 위치 인식에 필요한 실내 환경 지도를 작성하는데 이용될 수 있으며, 청소로봇에 적용되어 로봇이 청소할 공간에 대한 실내 지형 지도를 작성하는 데에도 유용하게 이용될 수 있다.

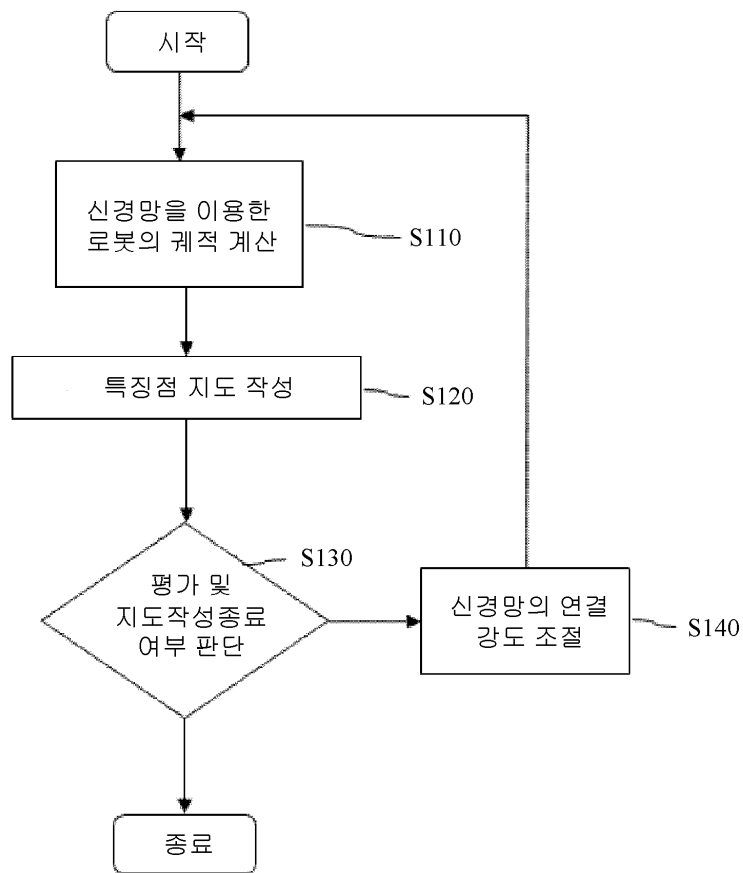
[0067] 이상에서는 본 발명에 대한 기술사상을 첨부 도면과 함께 서술하였지만 이는 본 발명의 바람직한 실시 예를 예시적으로 설명한 것이지 본 발명을 한정하는 것은 아니다. 또한 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 이라면 누구나 본 발명의 기술적 사상의 범주를 이탈하지 않는 범위 내에서 다양한 변형 및 모방이 가능함은 명백한 사실이다.

도면의 간단한 설명

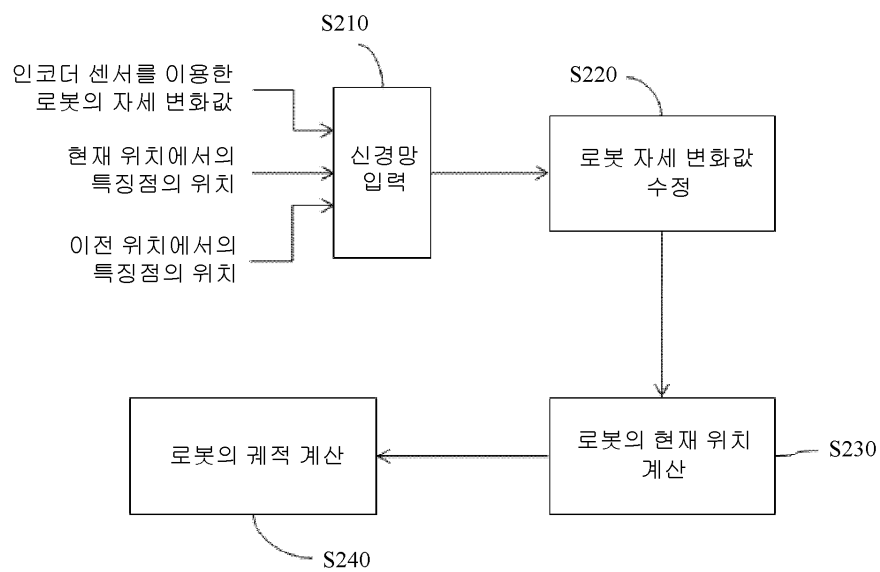
- [0068] 도 1은 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법의 흐름을 나타내는 도면이다.
- [0069] 도 2는 도 1에 도시된 신경망을 이용하여 로봇의 궤적을 계산하는 단계의 구체적인 방법을 나타내는 도면이다.
- [0070] 도 3은 환경지도 작성을 위한 실험 공간의 모습을 나타내는 도면이다
- [0071] 도 4는 센서 시스템에만 잡음이 존재하는 경우 전체 로봇의 궤적에 따른 특징점들의 분포 모습을 나타내는 도면이다.
- [0072] 도 5는 로봇 시스템과 센서 시스템에 모두 잡음이 존재하는 경우 로봇 궤적에 따른 특징점들의 분포 모습을 나타내는 도면이다.
- [0073] 도 6은 진화 연산 기법을 이용하여 신경망 내부의 노드들 사이의 연결 강도를 조절하는 절차의 흐름을 나타내는 도면이다.
- [0074] 도 7은 본 발명에 따른 신경망과 진화연산을 이용한 로봇의 환경 지도 작성 방법에 사용된 신경망의 구조를 나타내는 도면이다.
- [0075] 도 8은 신경망을 진화 연산에 적합한 염색체의 형태로 변환시킨 것을 나타내는 도면이다

도면

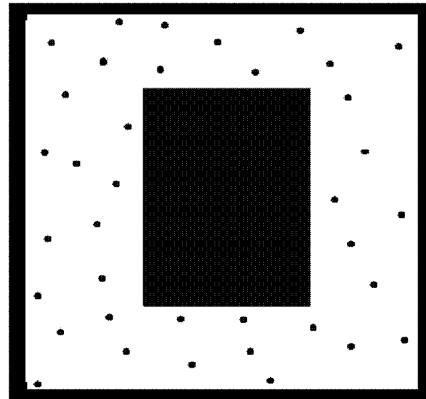
도면1



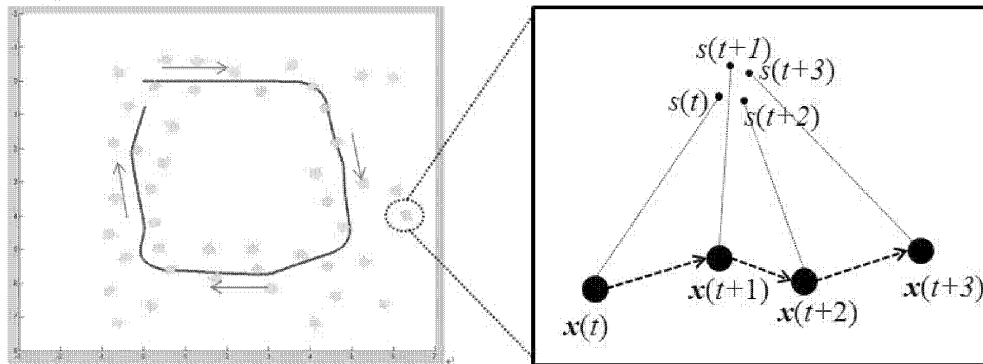
도면2



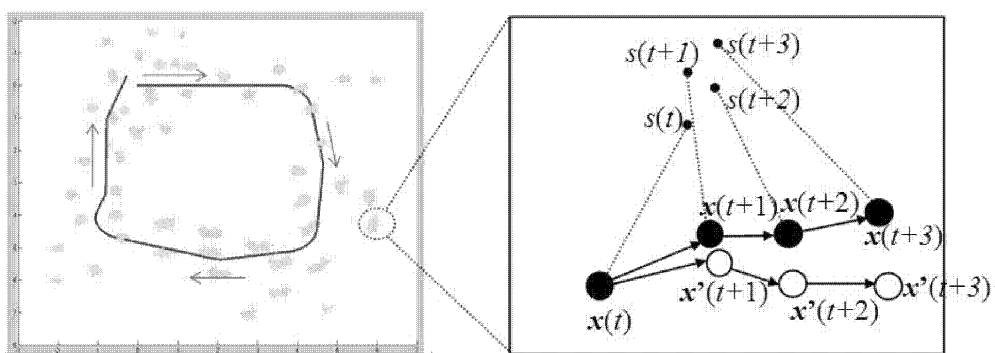
도면3



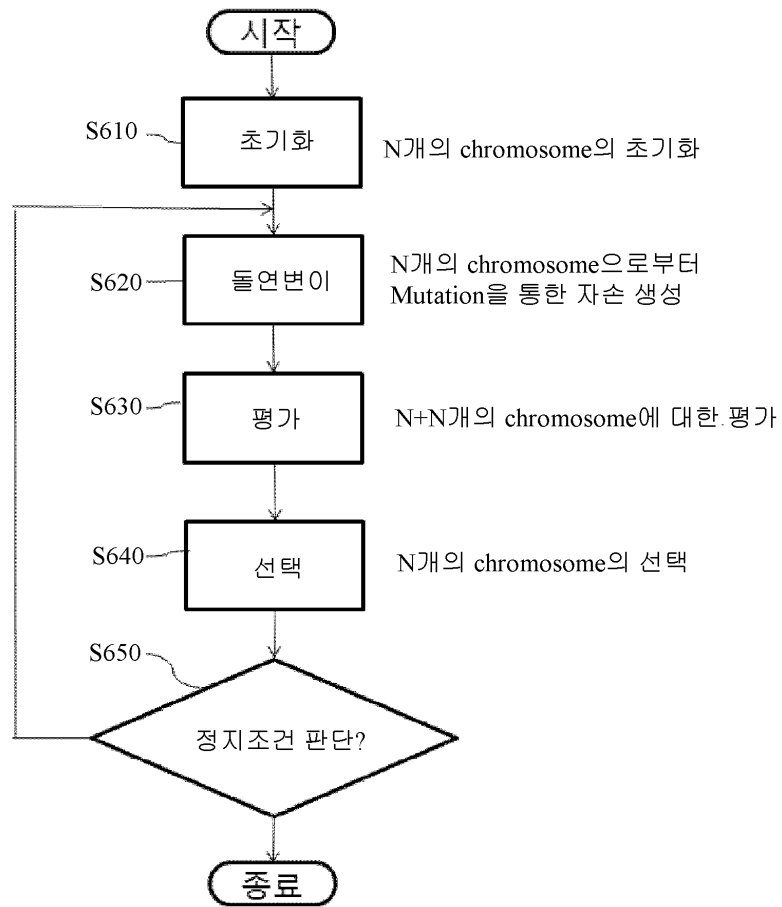
도면4



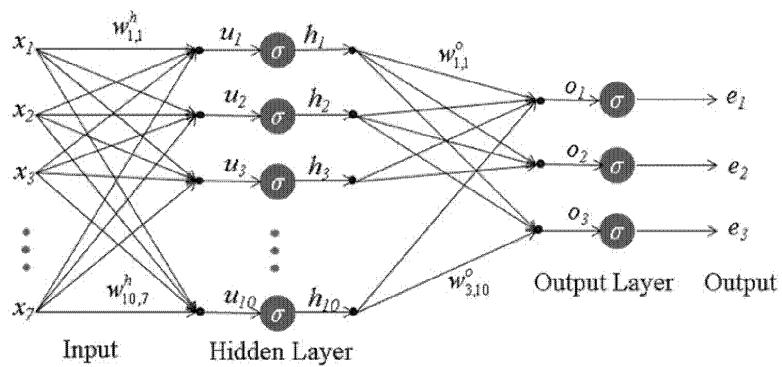
도면5



도면6



도면7



도면8

$$[w_{1,1}^h, \dots, w_{1,7}^h, w_{2,1}^h, \dots, w_{2,7}^h, \dots, w_{10,7}^h, w_{1,1}^o, \dots, w_{3,10}^o]$$