

신경회로망을 이용한 WMR의 가변제어기 설계

김규태*, 김성희**, 박종국***

*경희대학교 전자공학과

**경희대학교 전자공학과

***경희대학교 전자공학과

Design of variable controller for WMR using a Neural Network

Kim Kyu Tae*, Kim Sung Hoi**, Park Jong Kug***

*Kyunghee univer. Electronic engineering

**Kyunghee univer. Electronic engineering

***Kyunghee univer. Electronic engineering

Abstract: This paper presents A Design of WMR Controller that being composed of cooperative relation between PID controller and optimized neural network algorithm, it operate a variable control by velocity. Some proposed algorithm in the past just depended on PID controller for the control of position of WMR but for more efficient control we design a variable controller that operate control by PD controller using neural network if it is satisfied with any given condition. it adjust gain of PD controller for real time control using a fast feedforward algorithm which is different with Form of the standard backpropagation algorithm.

1. 서론

산업현장과 과학분야에서 이용되고 있는 대부분의 로봇 매니플레이터는 고정된 위치에서 반복작업만을 수행하는 문제점을 가지고 있다. 따라서 이동기능을 겸비한 다기능 로봇의 필요성이 대두됨에 따라 이동로봇에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 구륜 이동 로봇은 본체에 부착된 2개 이상의 구륜이 2개 이상의 독립된 구동기에 의해 구동되어 이동하는 로봇이다. 구륜 이동 로봇은 구조가 단순하고 제어가 용이하며 신속한 이동이 가능하다는 장점을 가지고 있다. 그러나 전통적으로 제어기 개발에는 제어시스템에 대한 정확한 수학적 모델링이 필요했다. 따라서 제어시스템의 규모가 커지고 복잡해지면서 매개변수 변동, 비선형성, 외란 등 여러 불확실성 요인 때문에 시스템에 대한 정확한 해석이 어려워졌다. 특히,이륜구동 로봇이 주어진 경로에 따라서 이동하는 경우에 양쪽 Wheel의 회전량의 차이와 같은 외란요인과 기구학의 기준좌표계에서 Body기준속도와 실제속도의 오차, Body위치와 실제위치의 오차로 인해 WMR에서 경로오차가 발생된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 경로 오차를 최소화하기 위하여 기존 알고리즘에서는 단지 pid제어기에 의존된 제어가 중심이었으나, 보다 효율적인 제어를 위하여 일정 기준 이상의 조건이 만족되면 신경망을 이용한 pd제어기에 의한 제어가 수행되는 가변적

제어기를 설계하였으며, 실시간적인 제어를 위하여 일반적인 역전파 알고리즘에서 사용되어지는 형식과는 다른 설정에 의한 고속 전향 학습 알고리즘을 이용하여 pd제어기의 이득값을 조절하였다. 이는 시스템의 구동중에 예기치 않은 외란이 발생하였을 때 보다 안정화된 제어를 할수 있다.

2.본론

2.1 변형된 학습 알고리즘

오차를 제시한다. 기존의 역전파 학습 알고리즘은 연결가중치에 대하여오차를 제시한다. 비선형 출력의 오차를 최소화시키는 것이다. 이 알고리즘의 수렴속도를 증가 시키기 위해서 각 신경세포에 전달되는 선형 오차와 비선형 오차에 근거한 새로운 형태의 오차를 제시한다. 먼저 신경망의 주어진 s층에 위치한 j번째 신경세포에 대한 새로운 알고리즘을 전개한다. 주어진 신경세포의 비선형 목적값은 초기에 주어진다고 가정하고 선형과 비선형 현재 출력을 구하면,

$$u_j^{[s]} = \sum_{i=0}^n w_{ji}^{[s]} y_i^{[s-1]} \quad (1)$$

$$f(u_j^{[s]}) = \frac{1}{1 + e^{-u_j^{[s]}}} = y_j^{[s]} \quad (2)$$

위 식과 같다.

그리고, 비선형과 선형 오차는 각각

$$e_{1j}^{[s]} = d_j^{[s]} - y_j^{[s]} \quad (3)$$

$$e_{2j}^{[s]} = ld_j^{[s]} - u_j^{[s]} \quad (4)$$

로 나타낸다.

여기서 $ld_j^{[s]}$ 는

$$ld_j^{[s]} = f^{-1}(d_j^{[s]}) \text{ 로 주어진다.}$$

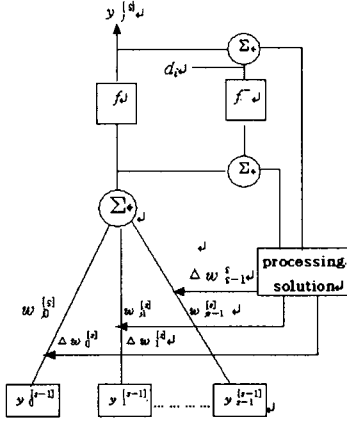


그림 1. 변형된 역전파 알고리즘의 단층 신경망

위 과정을 통해 j번째 신경세포와 현재 패턴P에 대해서 새롭게 최적화되어진 기준 지표 E_p 는

$$E_p = \frac{1}{2} (e_{1j}^{[s]})^2 + \frac{1}{2} \lambda (e_{2j}^{[s]})^2 \quad (5)$$

이고, 여기서 λ 는 연결가중치 계수이다. 단층 퍼셉트론에 적용된 식(12)를 다층 퍼셉트론으로 확장 시켜서 고려해 보면 최적화된 기준 지표 E_p 는 다음과 같다.

$$E_p = \sum_{j=1}^L \frac{1}{2} (e_{1j}^{[s]})^2 + \sum_{j=1}^L \frac{1}{2} \lambda (e_{2j}^{[s]})^2 \quad (6)$$

다층 퍼셉트론의 출력층 연결 가중치를 기울기 하강 방법으로 E_p 에 적용하여 구하면,

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}^{[L]} &= -\mu \frac{\partial E_p}{\partial w_{ij}^{[L]}} = \mu e_{1j}^{[L]} \frac{\partial y_i^{[L]}}{\partial w_{ij}^{[L]}} + \mu \lambda e_{2j}^{[L]} \frac{\partial u_i^{[L]}}{\partial w_{ij}^{[L]}} \\ &= \mu e_{1j}^{[L]} \frac{\partial y_i^{[L]}}{\partial u_j^{[L]}} \frac{\partial u_i^{[L]}}{\partial w_{ij}^{[L]}} + \mu \lambda e_{2j}^{[L]} y_i^{[L-1]} \end{aligned} \quad (7)$$

그리고 다음으로 은닉층에서 연결가중치의 변화량을 같은 방법으로 구하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta w_{ir}^{[L-1]} &= -\mu \frac{\partial E_p}{\partial w_{ir}^{[L-1]}} \\ &= \mu \sum_{j=1}^L e_{1j}^{[L]} \frac{\partial y_j^{[L]}}{\partial u_i^{[L]}} \frac{\partial u_i^{[L]}}{\partial y_i^{[L-1]}} \frac{\partial y_i^{[L-1]}}{\partial u_r^{[L-1]}} \frac{\partial u_r^{[L-1]}}{\partial w_{ir}^{[L-1]}} \\ &\quad + \mu \lambda \sum_{j=1}^L e_{2j}^{[L]} \frac{\partial u_j^{[L]}}{\partial y_i^{[L-1]}} \frac{\partial y_i^{[L-1]}}{\partial u_r^{[L-1]}} \frac{\partial u_r^{[L-1]}}{\partial w_{ir}^{[L-1]}} \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 구륵 이동 로봇 기구학

기구학은 구륵 이동 로봇의 본체속도와 구륵속도 사이의 속도 관계를 나타낸다.

4-구륵 2자유도의 구륵 이동 로봇은 좌우로 2개의 구동기에 의해 구동되는데 각각의 구동구륵은 2개의 자유도를 갖으며 첫째 자유도는 구륵의 회전에 대한 방향이고 둘째 자유도는 바닥과 구륵사이의 접촉점에 대한 회전이다. 동작 분석을 위해 로봇을 구성하는 각 구성요소의 양끝 또는 질량중심에 그림1과 그림2와 같이 좌표계를 할당한다.

B는 본체의 질량 중심에 할당된 본체 좌표계이며, C는 구륵과 주행면 사이의 접촉점에 할당된 접촉 좌표계로서 접촉점에서의 각 구륵의 z-축을 중심으로 한 회전속도를 나타내고, S는 조향축에 할당된 조향 좌표계이다. H는 조향 좌표계의 z-축과 동일한 방향을 갖지만 본체에 할당된 좌표계이며, A는 구륵과 본체의 접촉점에 할당된 구륵축 좌표계로서 구륵구동축에 대한 구륵의 각속도를 나타낸다.

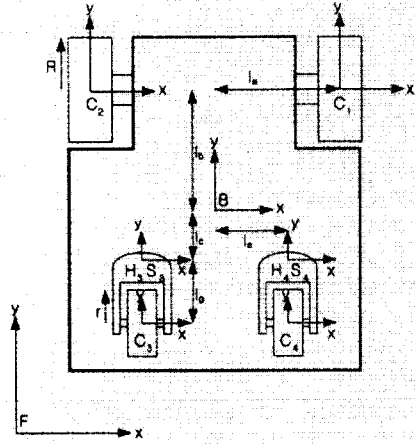


그림2. 이동로봇의 평면도

이동로봇의 방향전환은 두 개의 독립적인 구동 구륵의 속도 차이에 의해 이루어진다. 이동 로봇의 좌표계 원점은 기하학적인 이동로봇의 무게중심에 위치한다. 각 좌표계의 y축은 로봇의 진행방향으로 할당되며, 이동평면에 수직방향으로 z-축이 할당된다. 2개의 전륵은 구동기에 의해 동작되는 구동구륵(driving wheel)이며, 2개의 후륵은 이동 로봇의 안정을 위한 보조구륵(caster)이다.

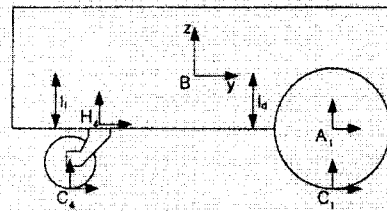


그림3. 이동로봇의 측면도

먼저 기구학 모델링의 단순화를 위해 다음과 같이 가정한다.

- ① 모든 조향축은 주행면에 수직이다.
- ② 구륵 이동 로봇은 평지(plane surface)에서 이동한다.
- ③ 구륵과 주행면사이의 접촉점에서의 마찰력은 충분히 크다.

기구학 방정식의 본체 속도는 순간일치 좌표계에 대한 본체의 상대속도이므로, 이를 절대속도로 나타낼 필요가 있다. 즉 본체속도를 기준 좌표계에 대한 속도로 변환해야한다. 기준좌표계에 대한 본체속도를 구하면 다음과 같다.

$${}^F \dot{p}_B = \begin{bmatrix} {}^F v_{Bx} \\ {}^F v_{By} \\ {}^F v_{Bz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos {}^F \theta_B & -\sin {}^F \theta_B & 0 \\ \sin {}^F \theta_B & \cos {}^F \theta_B & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{B} v_{Bx} \\ \bar{B} v_{By} \\ \bar{B} w_{Bz} \end{bmatrix} \quad (9)$$

전향 기구학은 구륵에 부착된 엔코더에 의해 감지된 구륵 속도로부터 본체의 선속도 및 회전속도를 산출한다. 이동 로봇의 전향기구학 해는 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \bar{B} v_{Bx} \\ \bar{B} v_{By} \\ \bar{B} v_{Bz} \end{bmatrix} = \frac{R}{2I_a} \begin{bmatrix} -I_a & I_b \\ -I_a & -I_a \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1 w_{w_1} \\ A_1 w_{w_2} \end{bmatrix} \quad (10)$$

역기구학은 구륵 이동로봇이 기준궤적을 추적하기 위해 요구되는 구륵속도를 계산한다. 기준 궤적이 본체속도 및 회전속도로 주어졌을 경우, 역 기구학을 이용하여 기준궤적을 추적하기 위해 필요한 양 구륵 속도를 산출한다. 이동로봇의 역기구학 해는 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} A_1 w_{w_1} \\ A_2 w_{w_2} \end{bmatrix} = \frac{1}{R(I_a/2 + 1)} \begin{bmatrix} -I_a I_b & -I_b^2 - 1 & -I_a \\ I_a I_b & -I_b^2 & I_a \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{B} v_{Bx} \\ \bar{B} v_{By} \\ \bar{B} v_{Bz} \end{bmatrix} \quad (11)$$

일반적으로 이동 로봇의 위치추정은 엔코더에 기초한 dead-reckoning에 의해 이루어진다. dead-reckoning은 실시간으로 이동 로봇의 위치를 결정하기 위하여 각각 샘플링 구간에서 위치의 증분을 전 단계의 위치에 더하여 이루어진다. 각 샘플링 구간에서 속도를 일정하다고 가정한다. 시간 $t=(n-1)T$ 에서

$t=nT$ 까지의 샘플링 구간에서 이동로봇의 이동거리와 방향각의 증분은 각각 ΔD_k 와 $\Delta \theta_k$ 이며 다음과 같이 표현한다.

$$\Delta D_k = \frac{(R \Delta w_{1k} + R \Delta w_{2k})}{2} T$$

$$\Delta \theta_k = \frac{(R \Delta w_{1k} - R \Delta w_{2k})}{2I_b} T \quad (12)$$

여기서 R은 구동구륵의 반경이며 Δw_1 과 Δw_2 는 각각 구륵의 한 주기당 속도의 증분이며, T는 샘플링 구간이다. 현재 위치는 구륵의 속도 및 속도차를 이용하여 구해지며 기준좌표계에 대한 현재 위치는 전 단계에서의 샘플링 순간의 위치증분과 $t=(n-1)T$ 에서의 이동 로봇의 위치의 합에 의해서

현재 샘플링 순간 $t=nT$ 에서의 이동로봇 위치를 구한다.

3. 모의 실험 및 결과

2자유도 구륵이동 로봇의 위치제어를 위해 구성된 전체 시스템의 제어기 구성은 다음과 같다.

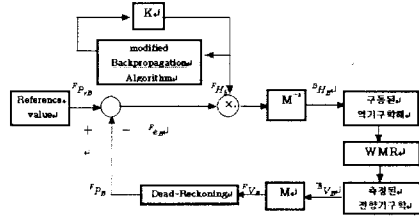


그림4. 설계되어진 시스템 전체 블록선도

일정 속도 이하에서는 PID 제어기를 사용하고, 기준이상의 속도에서는 PD 제어기의 미분 이득값을 신경망의 전향 알고리즘의 입력으로 하여 출력된 값을 기구학 방정식에 적용하여 모의 실험을 하였다.

표 1. 기구학 모델링의 매개변수

$i_a (m)$	$i_b (m)$	$R (m)$
0.26	0.26	0.11

모의 실험결과 구륵 이동 로봇이 효율적 제어를 수행하며 위치제어를 수행함을 보여준다.

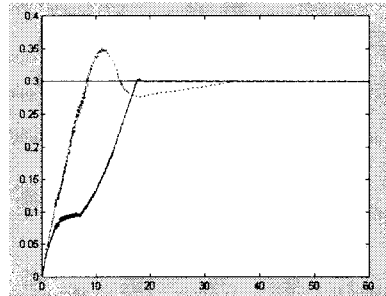


그림5. WMR의 x축 위치의 변화량

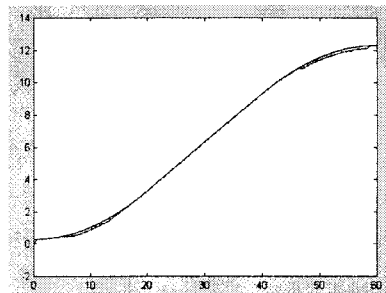


그림6. WMR의 y축 위치의 변화량

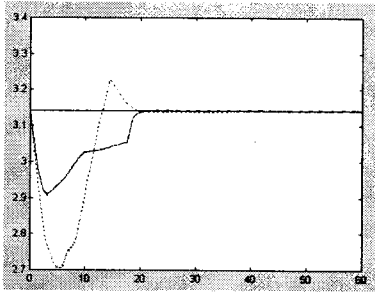


그림7. WMR의 각도 변화량

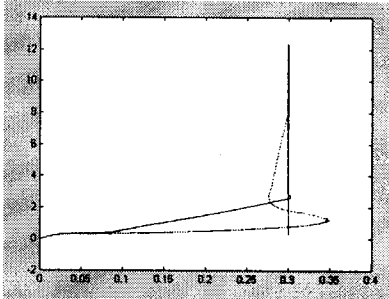


그림8. 기준계에서의 WMR의 이동궤적

4. 결론

본 연구에서는 구륜 이동 로봇의 위치를 제어하기 위하여 신경망 알고리즘에 기반된 PD제어기를 설계하였다. 속도에 기준하여 변경되어지는 pd 제어기의 이득값이 개선된 신경망 알고리즘을 이용하여 조절되어졌다. 그리고 모의 실험 결과를 통하여 설계된 제어기의 유효성이 입증되었다. 향후 과제로는 보다 유연한 적응을 갖는 제어기 설계에 대한 연구가 수행되어야 한다.

5. 참고문헌

- [1]P. Muir and C. Newman, "Kinematic Modeling of Wheeled Mobile" *Journal of Robotic System*, Vol.4, No.2, pp. 281-333, 1987
- [2]T. Burke and F. Durrant-Whyte, "Kinematics for Modular Wheeled Mobile Robots", *Proc. IEEE/RJS Int.Conf. Intelligent Robots and System*, July, pp.1279-1286, 1993
- [3]John J. Craig, *Introduction Robotics Mechanics & Control*, Addison-Wesley Publishing Company. 1995
- [4]Simon Haykin, *Neural Networks*, Prentice Hall, pp.156-178, 1999
- [5]L. H. Tsoukalas, R. E. Uhrig, *Fuzzy and Neural Approaches in Engineering*, pp.229-248, 1997
- [6]이상부, 임영도, 퍼지 신경망 유전진화. 인솔미디어, pp107-169, 1993