

신경회로망을 이용한 자율주행 반송 차의 경로추종오차의 최소화

Minimizing in Tracking Error using Neural Network for Free-ranging Automated Guided Vehicle

정인철*,곽윤근**,김수현**,이두용**,김동규***
*LG 전자 리빙시스템연구소, **한국과학기술원 기계공학과, ***삼성중공업

ABSTRACT

자율주행 반송차가 주어진 경로를 따라 주행 할 때 주행면의 불균일성과 같은 외란요인과 자율반송차 시스템 자체의 비선형성등으로 인하여 원치 않는 경로추종오차가 발생하게 되는데 본 연구에서는 이러한 경로추종오차를 최소화하기 위해서 신경회로망을 이용한 경로추종오차 보상방법을 제안한다. 본 방법에서는 신경회로망을 통하여 조향각 보상량을 제공하므로써 경로추종오차를 보상한다. 신경망은 다층 퍼셉트론을 채용하였으며 역전파 알고리즘의 최급강하규칙(Gradient descent rule)을 이용하여 학습을 수행하였다. 본 제안에서는 학습오차를 경로추종오차로부터 정의하므로써 경로추종오차가 최소화되도록 신경회로망을 학습시켰다. 제안된 방법의 타당성은 다양한 경로에 대한 모의실험 및 실제 실험을 통하여 검증하였다.

I. 서론

종래의 로봇은 주로 고정된 위치에서 반복적인 작업을 수행하였으나 최근에 와서 공장자동화 등의 분야에서 여기에 이동기능을 부가하여 그 작업영역과 범위를 확대한 이동로봇이 등장하게 되었고 특히 오늘날 산업현장에서 빈번히 요구되는 물품의 자동 운반이라는 수요에 대응하는 새로운 운송수단으로서 자리를 잡아가고 있는 것이 무인 반송차(AGV, Automated Guided Vehicle)이다. 무인 반송차는 주행 안내제도의 유무에 따라 고정제도식(Guidance System)과 자율 주행식(Non-Guidance System)으로 나눌 수 있는데 본 연구에서는 센서 시스템을 이용하여 별도의 고정제도 없이도 스스로 현재 자신의 위치를 추정하여 자율적으로 주행이 가능하도록 한, 자율 주행식 주행방법인 자율주행 반송차(Free Ranging AGV, FRAGV 이하 자율 반송차)를 채용하였다. 자율 반송차에 요구되는 기본 기능인 출발점에서 목표지점까지 능률

적으로 잘 도달해야 한다는 점을 만족시키려면, 주위의 환경을 고려하여 목표지점까지 잘 도착할 수 있도록 주행 경로를 계획하고(Path Planning), 센서 시스템을 이용하여 자율 반송차의 현재의 위치를 추정하고(Pos-ition Estimation), 현재의 위치와 경로계획에 의해 주어진 기준경로와의 경로추종오차(Tracking Error, 이하 경로오차)가 줄어들도록 제어하는 경로오차 제어기(Path Tracking Contrller)가 필요하다. 일반적으로 자율 반송차가 계획된 경로를 따라 주행할 때, 바닥면의 불균일성과 같은 외란요인과 자율 반송차 시스템 자체가 갖는 비선형성으로 인해 원치 않는 경로오차가 발생하게 되는데 이와 같은 오차를 보상하기 위해서 Singh등은[1]은 5차 다항식법(Quintic Polynomial Method)을 제안하였고 Nelson과 Cox[2]는 지역오차법(Local Error Method)을 제시하였다. 이러한 기존의 경로오차 제어 방법은 경로오차를 보상하기 위해서 오차정보를 이용하여 추종할 경로를 재구성하고 그 경로를 따라 원하는 위치로 이동할 수 있게 해준다. Singh등

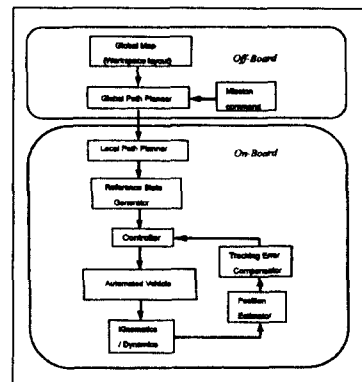
은 일정거리를 통과하고 나면 수직 방향의 오차가 없어 지도록 하는 5차 다항식을 구하고 이를 이용하여 조향각(Steering Angle)을 결정하므로써 경로오차를 보상하였고, Nelson등은 경로상의 기준점과 현재위치로부터 경로오차를 구하는 Local Error 좌표시스템을 구성하여 이로부터 자율 반송차의 진행속도(Angular Speed)와 조향각(Steering Angle)을 결정하므로써 경로오차를 보상하였다. 그러나 이러한 방법들은 주행환경(자율 반송차의 진행속도, 추종경로..)이나 조건(수직오차 소멸 예상거리)이 바뀔 경우에는 경로오차가 증가하고 추종성능이 민감하게 변하므로, 본 연구에서는 환경의 변화에도 불구하고 우수한 적응성을 통해 안정된 성능을 발휘할 수 있는 신경회로망(이하 신경망)을 이용하여 경로오차를 최소화하는 경로오차 보상방법을 제안하고자 한다. 신경회로망을 이용하여 학습을 하는 방법에는 미리 학습을 위한 학습 패턴data를 구한 다음 원하는 출력값이 얻어질 때까지 패턴 data를 반복해서 학습시키는 OFF-Line 학습법과, 신경망을 구동하고자 하는 플랜트와 연결시켜 플랜트 출력값이 원하는 값이 되도록 매 제어 사이클마다 신경망에서 출력을 내고 이 출력을 이용하여 플랜트를 구동하는 ON-Line 학습법이 있다. OFF-Line 학습법은 다양한 학습 패턴data를 이용하여 신경망을 학습시킬 경우 학습시키지 않은 임의의 경우에 대해서도 효과를 기대할 수 있으나 이렇게 다양한 학습data를 얻는 것은 용이한 일이 아니다. 본 연구에서는 학습시키고자 하는 경로에 대해서 우수한 추종성능을 얻기가 용이하고 학습이 간편하며 학습을 위한 패턴data를 매 제어 사이클마다 구할 수 있으므로 모든 패턴data를 미리 알지 못해도 상관이 없는 ON Line 학습법을 채용하였다. ON-Line 학습을 이용한 자율 반송차의 경로오차제어에 대한 연구에는 고경철등[14]이 제시한 피드백 오차학습을 통한 피드포워드 신경망제어 및 Cheng등[15]이 제시한 또 다른 피드포워드 신경망제어등이 있는데, 고경철등은 피드백 커맨드와 신경망으로부터의 출력인 피드포워드 커맨드의 합으로서 구동되는 자율 반송차 시스템에서 전번 스텝의 신경망 출력값이 원하는 값과 차이가 크면 현재의 피드백 오차가 커진다는 점에 착안하여 피드백커맨드와 학습오차 사이의 관계를 설정하고 학습이 진행됨에 따라 피드백 커맨드가 줄어 들도록(즉 오차가 줄어들도록) 하는 방법을 제시하였으며, Cheng등은 오차정보를 이용하여 피드포워드 신경망에서 선회속도(Yaw rate)를 결정하

므로써 조향이 이루어지는 자율 반송차 시스템에서 오차가 최소가 되도록 신경망을 학습시키므로써 경로오차제어를 하는 방법을 제안하였다. 이와같이 기존의 연구들에서는 주로 신경망을 플랜트를 구동하기 위한 피드포워드 커맨드를 생성하는 피드포워드 제어기의 역할을 수행하도록 채용하였으나, 본 연구에서는 신경망을 피드백 보상기(Compensator)로 채용하여 오차정보 학습을 통해 경로오차를 최소화시키기 위한 조향각(Steering Angle)보정량을 결정하도록 하는 경로오차 보상방법을 제안하고 이를 통해 경로오차를 제어하고자 한다.

II. 본론

1. 경로 오차 제어기

자율 반송차가 계획된 경로를 따라 주행 할 때 원치 않는 경로 추종오차로 인하여 계획된 경로를 제대로 따라 가지 못하고 기준 경로에서 벗어나는 일이 종종 발생한다. 따라서 이러한 경우에 기준경로를 잘 따라 갈 수 있도록 하기 위해 경로오차 제어가 필요하게 되는데 본 연구에서는 아래의 (그림.1)와 같은 경로오차 제어방식을 채용하여 경로오차를 제어하였다.



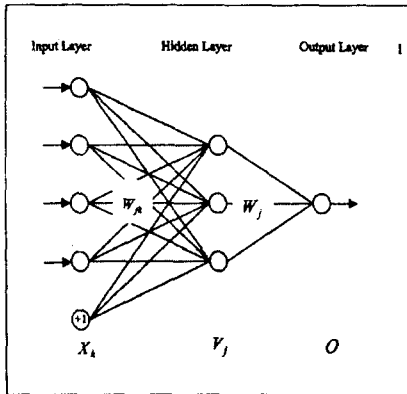
(그림.1) 본 연구에서의 경로오차 제어 방식

먼저 작업공간내의 일정한 위치에 고정된 전역 좌표계(Global Coordinate)를 기준으로 전역 경로 계획기(Global Path Planner)에서 자율 반송차가 작업공간내의 고정된 주변 시설물과 충돌 없이 목표지점에 도달하기 위해 경유해야 할 전체 경로에 대한 계획을 생성하고, 이를 바탕으로 국부 경로 계획기(Local Path Planner)에서 자율 반송차가 추종해야 할 각각의 국부 경로에 대한 계획을 생성한

다. 기준 상태변수 생성기(Reference State Generator)에서는 극부경로를 의도대로 주행하기 위해 자율 반송차가 추종해야 할 기준값(속도,조향각)을 생성한다. 이와 같이 생성된 기준값을 이용하여 제어기에서 자율 반송차 시스템을 구동하고 구동후 기구학 및 동역학적 관계를 이용하여 자율 반송차의 위치를 추정한다. 경로오차 보상기에서는 신경망을 이용하여 추정된 위치와 원하는 위치와의 오차정보로부터 조향각 보정량을 산출하고 이 값과 기준 조향각이 더해져서 오차를 감안한 새로운 기준값이 설정되며 이 값을 이용해서 제어기에서 경로 추종오차가 최소화하도록 플랜트를 제어한다.

1.1 신경망을 이용한 경로 오차 보상기

본 연구에서 제안하는 경로 오차 보상기는 신경망을 채용하여 경로 오차를 보상한다. 먼저 피드포워드 학습시에는 추정된 현재 위치와 원하는 위치와의 오차 정보를 입력으로 신경망에서 경로 오차 보정을 위한 조향각 보정량($\Delta\alpha$)을 산출한다. 이 값과 기준 조향각(α_a)과의 합으로 구성되는 제어 커맨드로 플랜트를 구동하고 그 결과로써 발생하는 위치오차로부터 학습오차를 구하여 이 값이 작아 지도록 신경망을 역전파 학습시킨다. 그 결과 다음 제어 사이클에서는 경로오차가 더 줄어들도록 피드포워드 신경망 출력(조향각 보정량)을 내게 된다. 여기서 채용한 신경망은 (그림.2)와 같은 다층 신경망(Multilayer)을 사용하였으며 이는



(그림.2) 다층신경망의 구조

입력층(Input layer), 은닉층(Hidden layer), 출력층(Output layer)의 3개의 뉴런층으로 구성

된다.

1.1.1 피드포워드 학습

입력층에서 신경세포(Neuron)은 선형 오퍼레이터로 단순히 입력신호를 그 다음 단계로 전달하는 역할만 수행한다. 은닉층에서의 신경세포는 비선형 오퍼레이터로 입력신호의 가중치합을 비선형 활성화함수의 인자로 하여 그 값이 경계치 이상이 되면 활성화함수가 활성화되어 다음과 같은 출력을 낸다.

$$V_j = g(\text{tot}_j) = g\left(\sum_k W_{jk} X_k\right) \text{ ----- (1)}$$

출력층에서 신경세포는 역시 비선형 오퍼레이터로 은닉층의 출력값의 가중치합을 입력으로 이 값이 경계치를 넘으면 신경세포가 활성화되어 다음과 같은 출력을 낸다.

$$O = g(\text{tot}_o) = g\left(\sum_j W_j g\left(\sum_k W_{jk} X_k\right)\right) \text{ --- (2)}$$

이 값이 경로오차 보상을 위한 조향각 보정량($\Delta\alpha$)이 된다.

여기서 W_j : 은닉층의 j번째 노드와 출력층 간의 가중치

W_{jk} : 입력층의 k번째 노드와 은닉층의 j번째 노드간의 가중치

X_k : 입력층의 k번째 노드의 입력치

그리고 g 는 "0"과 "2"사이의 값을 갖는 비선형 오퍼레이터인 시그모이드 함수로서 다음과 같이 정의된다.

$$g(v_j) = \frac{2}{1 + e^{-\lambda v_j}} - 1 \text{ ----- (3)}$$

여기서 λ : 시그모이드 곡선의 형태를 결정하는 형태상수

v_j : Activity Level

이때 X_k 는 항상 절대값을 취하였다.

1.1.2 역전파 학습 알고리즘

일반적인 역전파 학습 알고리즘에서는 피드포워드 신경망의 출력값과 목표값과의 평균오차(Mean Square Error) E 를 최소화하기 위해서, 반복 구배 알고리즘(Iterative Gradient Algorithm)을 사용하며 E 는 다음과 같이 정의된다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{\mu} (D - O)^2 = \frac{1}{2} \text{err}^2 \text{ ----- (4)}$$

여기서 D : 목표치, O : 출력치

err : 학습오차

본 연구에서도 역시 역전파 알고리즘을 그대로 채용하지만, 신경망의 출력단에서 원하는 출력값을 모르므로 위와 같은 에너지 함수를

그대로 사용할 수가 없다. 따라서 여기서는 Cheng등[15]이 제안한 방법을 참조하여 위치 오차와 학습오차 사이의 관계를 고려하여 학습오차를 정의하고 이로부터 에너지 함수를 새롭게 정의한다. 그리고 이 에너지 함수를 최소화하는 방향으로 뉴턴층 사이의 가중치를 조절하므로써 학습을 진행하였다.

만약 학습이 잘 되었다면 경로 오차 보상기에서 생성한 조향각 보상량을 반영하여 플랜트를 구동한 결과 위치오차가 작아질 것이고(이때 학습오차는 작음), 그렇지 않다면 위치오차는 오히려 커질 것이다(이때 학습오차는 큼). 따라서 위치오차와 학습오차 사이에는 정확한 비례관계는 아니지만 분명히 밀접한 관계가 있다는 것을 알 수 있다. 이와 같은 관점에서 학습오차를 다음과 같이 위치오차의 함수로 정의하였다.

$$err(k) = \sqrt{k_1 e_n^2 + k_2 e_\theta^2 + k_3 e_a^2} = e_o = D - O \quad (5)$$

여기서 국부 좌표계에서 자율 반송차의 진행 방향을 기준으로 e_n 은 수직방향의 오차,

e_θ 는 방향각 오차, e_a 는 조향각 오차로서 다음과 같이 구한다.

$$e_n = -(x_d - x_a) \sin \theta_d + (y_d - y_a) \cos \theta_d$$

$$e_\theta = \theta_d - \theta_a \quad (6)$$

$$e_a = \alpha_d - \alpha_a$$

여기서 x_d, y_d, θ_d : 전역 좌표계에서의 기준 좌표값 및 방향각

x_a, y_a, θ_a : 전역 좌표계에서의 실제 좌표값 및 방향각

여기서 k_1, k_2, k_3 는 각 오차성분별 Gain으로

$$k_i (|e_i|) = \frac{C_i}{1 - e^{-\lambda_i (|e_i| - m_i)}} \quad i = 1, 2, 3 \quad (7)$$

λ_i : 시그모이드 곡선의 형태를 결정하는 형태상수

$$e_1 = e_n, e_2 = e_\theta, e_3 = e_a$$

m_i : 이득함수의 활성화 경계치

위의 학습오차 이득함수 k_1, k_2, k_3 는 0부터 C_i 사이의 값을 갖는 시그모이드 함수로서 오차성분의 크기에 따라, 오차성분의 값이 크면 상대적으로 큰값을, 그리고 오차성분의 값이 작으면 작은 이득을 가지므로써 신경망을 통해 오차의 크기에 대응하는 조향각 보정량을 제공하는 역할을 수행한다. 이와 같은 과정을

통해 에너지 함수 E 는 (4)식과 같이 정의될 수 있으므로, 은닉층과 출력층 사이의 가중치의 보정량은

$$\Delta W_j = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_j} \quad (8)$$

여기서 $\frac{\partial E}{\partial W_j} = \frac{\partial E}{\partial tot_o} \cdot \frac{\partial tot_o}{\partial W_j}$ 이고

출력단으로부터 역전파되는 델타값 δ_o 는

$$\delta_o = -\frac{\partial E}{\partial tot_o} \quad (9)$$

이고 $\frac{\partial tot_o}{\partial W_j} = V_j$ 이므로 (10)

$$\Delta W_j = \eta \delta_o V_j \quad (11)$$

을 얻을 수 있다.

입력층과 은닉층 사이의 가중치 보정량은

$$\Delta W_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{jk}} \quad (12)$$

이고 여기서 $\frac{\partial E}{\partial W_{jk}} = \frac{\partial E}{\partial tot_j} \cdot \frac{\partial tot_j}{\partial W_{jk}}$ 이다.

은닉층을 통해서 역전파되는 델타값 δ_j 는

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial tot_j} \quad \text{이고}$$

$$\frac{\partial tot_j}{\partial W_{jk}} = X_k \text{이며}$$

다시 δ_j 는

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial V_j} \cdot \frac{\partial V_j}{\partial tot_j} = g'(tot_j) \cdot \delta_o \cdot W_j$$

로 정리할 수 있으므로

$$\Delta W_{jk} = \eta \delta_j X_k = \eta \cdot g'(tot_j) \cdot \delta_o \cdot W_j \cdot X_k \quad (13)$$

을 얻을 수 있다. 이와 같이 결정된 가중치 보정량을 이용하여 다음번 조향각 보정량을 결정할 수 있다. 그러나 이것만 가지고는 어느 방향으로 조향을 해야 하는지는 결정되지 못하므로 다음과 같은 과정을 통해서 바람직한 조향방향을 결정한다. 먼저 식(5)에서와 같은 방법으로 전번 스텝과 그 이전 스텝에서의 오차 $|e(k-1)|$ 와 $|e(k-2)|$ 를 구한다. 그리고 오차의 증감의 경향을 다음과 같은 오차의 기울기로부터 구할 수 있다.

$$\Delta e(k) = \frac{|e(k)| - |e(k-1)|}{\Delta T}$$

$$\Delta e(k-1) = \frac{|e(k-1)| - |e(k-2)|}{\Delta T} \quad \text{-- (14)}$$

여기서 ΔT : 매 제어 사이클의 샘플링 주기
그리고 오차의 기울기의 변화량 Δe 은 다음과 같이 구한다.

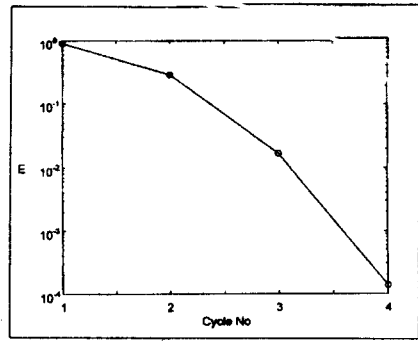
$$\Delta e = \Delta e(k) - \Delta e(k-1) \quad \text{----- (15)}$$

학습이 잘 된다면 오차는 점점 줄어들 것이므로 오차의 기울기 변화량은 "0"보다 작을 것이고, 학습이 잘 안되면 오차는 오히려 증가하거나 변화가 없을 것이므로 오차의 기울기 변화량은 "0"보다 크거나 같을 것이다. 따라서 이와 같은 관계를 이용하여 오차의 기울기의 변화량으로부터 바람직한 조향의 방향을 결정할 수가 있다. 이와 같은 관점에서 신경망의 출력값인 조향각 보정량(Δa)은 오차의 기울기의 변화량이 "0"보다 크거나 같으면, 위치오차가 증가하거나 변화가 없는 상태이므로 조향방향을 전번 스텝과 반대방향이 되도록 해주므로써 경로오차가 줄어드는 방향으로 학습이 진행될 수 있다. 이상과 같은 과정에서 신경망의 입력값인 X_k 는 항상 절대값을 취한다. 여기서 η 는 학습율(Learning Rule)로써 신경망의 학습능력은 학습율에 따라서 민감하게 변화한다. 학습율이 크면 빨리 수렴하는 대신에 발산하기 쉽고 작으면 학습이 제대로 이루어지지 않으므로 적절한 값을 선택하는 것이 중요하다. 본 연구에서 제안하는 경로오차 보상기는 위에서 구한 가중치 보정량을 이용하여 매 제어 사이클마다 신경망내의 가중치를 경신하므로써 경로오차가 줄어드는 방향으로 보상을 수행한다.

2. 모의 실험

2.1 경로오차 보상용 신경망

학습에 이용된 신경망은 3개의 노드를 갖는 1개의 은닉층과 역시 3개의 노드를 갖는 입력층, 그리고 1개의 노드를 갖는 출력층으로 구성하였으며 입력성분은 수직오차(e_n), 방향각 오차(e_b), 조향각 오차(e_a)이며 학습율은 0.9로 하였다.

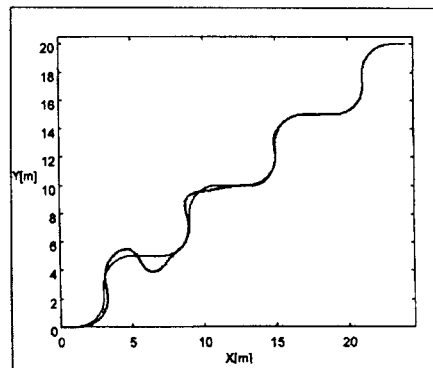


(그림. 3) 다층 신경망의 반복학습 결과

망의 반복학습 결과

S자 경로에 대해서 반복적인 학습을 실시한 결과는 (그림.3)과 같으며 평균 에너지 함수가 $1.5E-4$ 수준까지 수렴됨을 알 수 있었다.

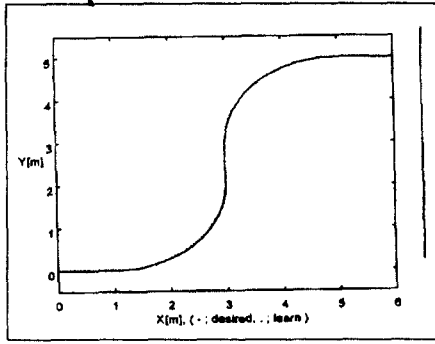
2.2 매끄러운 경로에 대한 경로 추종 성능 직선 및 다양한 방향의 곡선경로를 포함하는 S자 형태의 경로에 대해서 그 추종 성능은 (그림.4)에서와 같이 처음에는 추종 성능이 떨어 지지만 반복학습 회수가 증가할수록 보상기의 성능이 개선되어 나중에는 주어진 경로를 잘 추종하였다. 반복 학습결과를 바탕으로 같은 경로를 다시 한 번 학습에 의해 수행한 결과는 (그림.5)과 같고 같은 경로에 대해서 기존의 Linear Error Feedback에 의해 경로제어를 한 결과는 (그림.6)과 같으며



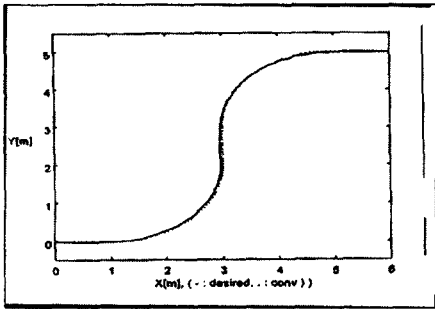
(그림.4) S자 경로에 대한 반복 학습결과

표.1 S자 경로 주행후의 오차 비교

	학습제어	기존제어
수직오차(cm)	0.25	-0.56
방향각오차(rad)	-0.002	0.016

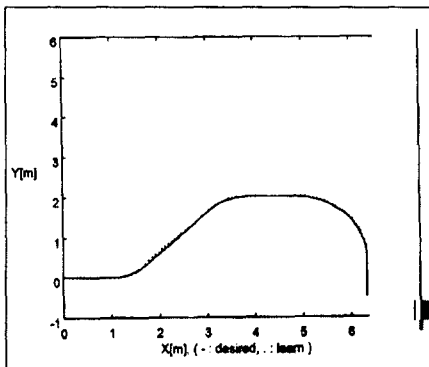


(그림.5) S자 경로 재학습제어 결과

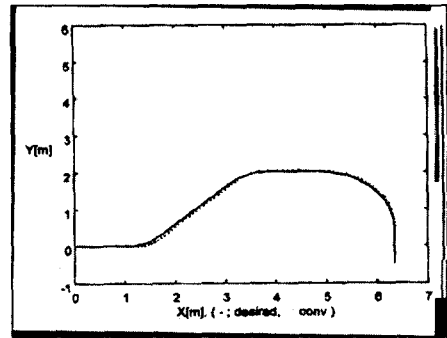


(그림.6) S자 경로 기존제어 결과

학습제어와 Linear Error Feedback 제어에 의한 경우의 최종 목표점에 도달시의 오차를 비교한 결과는 앞의 표.1과 같다. 이같은 학습 결과를 바탕으로 보다 복잡한 국자모양의 경로에 대해서도 학습제어와 기존의 Linear Error Feedback 제어를 실시하였으며 그 결과는 (그림.7),(그림.8)에서와 같다. 경로 주행 후 최종 목표점 도달시의 오차는 표.2 와 같다.



(그림.7) 국자모양 경로 학습제어 결과

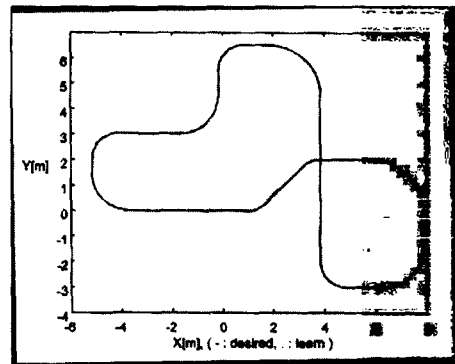


(그림.8) 국자모양 경로 기존제어 결과

표.2 복잡한 경로 주행시의 오차 비교

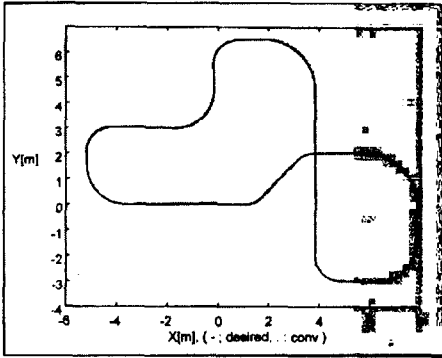
	학습	기존
수직오차(cm)	-0.31	-0.54
방향각오차(rad)	-0.0027	0.011

이상과 같은 결과들을 바탕으로 실제 작업 현장에서 주행할 수 있는 다양한 경로요소들이 복합된 매우 복잡한 임의의 경로에 대해서 학습에 의한 추종제어를 한 결과는 (그림.9)와 같고 같은 경로에 대해서 기존의 Linear Error Feedback 제어에 의한 주행 결과는 (그림.10)과 같다. 그리고 이와 같은 경로를 주행하고 난 후의 최종 도달 목표점에 대한 오차는 표.3에 비교 표시하였다.



(그림.9) 복잡한 임의경로 학습제어결과

(그림. 10) 복잡



한 임의경로 기존제어결과

표.3 매우 복잡한 임의 경로 주행후 오차

	학습제어	기존제어
수직오차(cm)	0.81	-1.60
방향각오차(rad)	-0.0042	0.0067

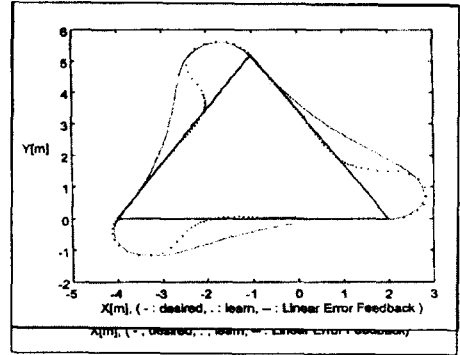
2.3 불연속 경로에 대한 경로 추종 성능
 연속적인 경로에 비해 불연속적인 곡을 갖는 경로는 추종하기가 상대적으로 더 어렵다. 본 연구에서 제안하는 경로오차 제어기가 이와 같은 불연속적인 경로에 대해서도 효과가 있는지를 확인하기 위해서 경로요소들이 직각으로 교차하는 복잡한 사각형 형태의 경로 및 경로요소들이 둔각으로 교차하는 삼각형 형태의 경로에 대해서 학습제어와 기존의 Linear Error Feedback 제어에 의한 경로 추종제어를 실시하였으며 그 결과는 (그림.11) 및 (그림.12)에 비교하여 나타내었다. 그리고 각 경로를 주행하고 난 후의 최종 도달 목표점에서의 오차를 표.4에 나타내었다.

표.4 불연속 경로 주행후의 오차 비교

		학습	기존
사각경로 (직각)	수직오차(cm)	-2.67	-8.56
	방향각오차(rad)	-0.025	0.2248
삼각경로 (둔각)	수직오차(cm)	-1.058	-8.52
	방향각오차(rad)	0.0087	-0.184

(그림.11) 불연속 사각경로제어 결과

(그림.12) 불연속 삼각경로제어 결과
 2.4 모의실험 결과 요약
 모의실험을 통해 다양한 경로에 대해서 본 연구에서 제안한 학습에 의한 경로오차 보상 방법의 성능을 살펴 보았으며, 그 결과 본 연구에서 제안한 방법은 연속적인 경로뿐만 아

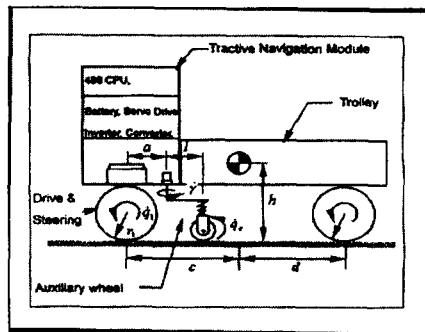


나 불연속적인 경로에 대해서도 경로오차를 잘 보상해 줌을 알 수 있었다. 그리고 실제 작업현장에서 만날 수 있는 복잡하고 복잡합적인 경로요소로 구성되는 경로에 대해서도 우수한 경로 추종 성능을 보임을 알 수 있었다. 이는 기존의 Linear Error Feedback 제어에 의한 경로오차 제어 결과와 비교해 볼 때 명확하게 드러났다.

3. 실험

3.1 자율 반송차 시스템

실험에 사용된 자율 반송차 시스템은 (그림.13)에서와 같이 앞부분의 Tractive Navigation Module(TMN)과 뒷부분의 Trolley로 구성된다. TMN은 구동 및 조향모터를 갖는 앞바퀴와 보다 정확한 위치추정을 위한 보조바퀴, 제어용 컨트롤러등으로 이루어지며 Trolley에는 이동시킬 화물을 적재한다.



(그림.13) 자율주행 반송차 시스템

3.2 보조바퀴를 이용한 위치 추정

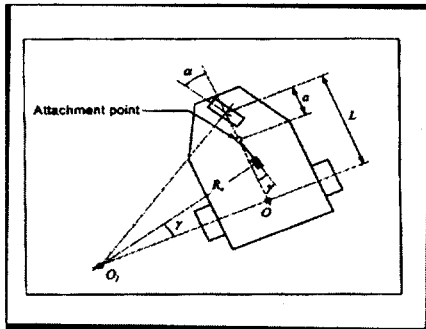
주어진 경로를 따라 주행시 발생하는 미끄러짐은 위치추정을 부정확하게 하는 중요한 원인중의 하나이다. 이와 같이 바닥면이 미끄러운 경우에도 정확한 위치추정이 가능하도록 본 연구에서는(그림.13)에서와 같이 별도의

보조바퀴를 장착하고 그 윗단에 스프링을 장착하여 미끄러짐의 발생을 억제하므로써 위치추정의 정확도를 높였다. 보조바퀴에는 진행방향의 속도를 측정하기 위해 바퀴 축에 장착된 증분 엔코더와 본체와 보조바퀴와의 상대 회전변위를 측정하기 위한 절대 엔코더를 장착하였으며 이를 이용하여 정확한 위치추정이 가능하다. 자율 반송차가 (그림.14)에서와 같은 경로를 주행할 때 이에 따른 보조바퀴의 회전변위 γ 는

$$\gamma = \tan^{-1} \left[\frac{L-a}{L \tan \alpha} \right] - \tan^{-1} \left[\frac{l}{R_e} \right] \quad (16)$$

이며, 여기서 R_e 는 순간중심 O_l 로부터 보조바퀴와 바닥면과의 접촉점 사이의 거리이다.

$$R_e^2 = \left[\frac{L}{\tan \alpha} \right]^2 + (L-a)^2 - l^2 \quad (17)$$



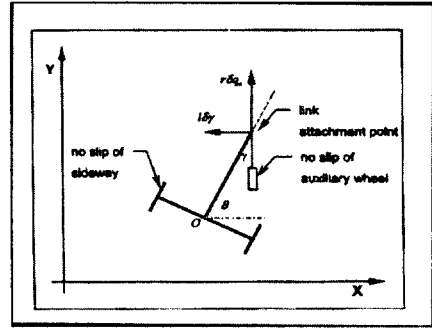
(그림.14) 보조바퀴의 회전운동

보조바퀴는 자율 반송차의 운동에 따라 수동적인 운동을 하고, 이는 진행속도 및 연결링크의 길이에 영향을 받으므로 이를 고려하여 보조바퀴의 운동은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} r_e \dot{q}_e &= (\dot{x} - e \dot{\theta}) \cos \gamma + (\dot{\gamma} + b \dot{\theta}) \sin \gamma \\ l \dot{\gamma} &= -(\dot{x} - e \dot{\theta}) \sin \gamma + (\dot{y} + b \dot{\theta}) \cos \gamma \end{aligned}$$

(18)

여기서, $b = c - a$ 이고 r_e 는 보조바퀴의 반지름 그리고 \dot{q}_e 는 보조바퀴의 각속도이다. 이와 같이 구한 운동량을 이용하여 (그림.15)에서와 같이



(그림.15)

보조바퀴를 이용한 위치추정 연결링크와 본체와의 접촉점의 운동을 연결링크와 평행한 성분을 $r \delta_{q_e}$, 수직방향의 성분을 $l \delta$, 라 하면 전역 좌표계에서의 반송차의 진행 방향과 수직방향으로의 운동, 그리고 진행 방향각에 있어서의 변화량을 각각

$$\begin{aligned} \delta_{x_s} &= \cos \gamma r \delta_{q_e} - \sin \gamma l \delta, \\ \delta_{y_s} &= \sin \gamma r \delta_{q_e} + \cos \gamma l \delta, \end{aligned} \quad (19)$$

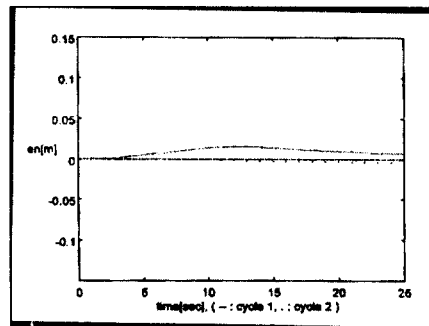
$$\delta \theta = \frac{\delta_{y_s}}{L-a} = \sin \gamma r \delta_{q_e} + \cos \gamma l \delta,$$

으로 표현할 수 있다.

이와 같이 구한 운동량 변화치를 계속 누적해서 더해 나가면 자율 반송차의 전역 좌표계상에서의 절대위치를 구할 수 있다.

3.3 결과

먼저 직선 경로에 대해서 신경망의 초기 가중치값을 임의로 주어 학습을 실시하고 다음 사이클에서는 전 사이클 완료시의 가중치값을 초기값으로 하여 학습제어를 하였다.



(그림.16) 직선경로 학습 결과(실험)

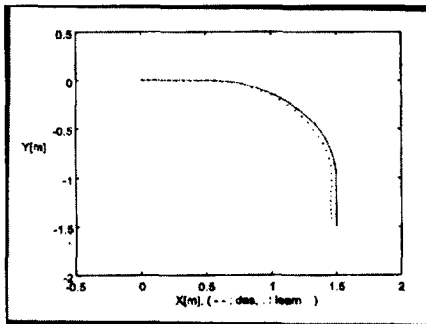
그 결과 (그림.16)에서와 같이 첫 번째 사이클에서는 경로 추종 성능이 미흡하였지만 2번째 사이클에서는 보 다 양호한 성능을 얻을

수 있었다. 사이클 반복에 따른 평균 경로 추종오차는 다음의 표.5와 같다.

표.5 직선경로 주행시 평균오차

1번째 사이클	수직오차(cm)	0.69
	방향각오차(rad)	0.0097
2번째 사이클	수직오차(cm)	0.21
	방향각오차(rad)	0.0016

다음은 곡선경로요소의 학습을 위해서 직선 경로요소 다음에 곡선 경로요소가 오는 경로를 학습에 의해 주행시켰다. 이때 초기 가중치는 앞에서의 직선경로 주행 완료시의 가중치를 사용하였다. 그 결과는 (그림.17)과 같으며 이때의 평균 경로 추종오차는 표.6 과 같다.

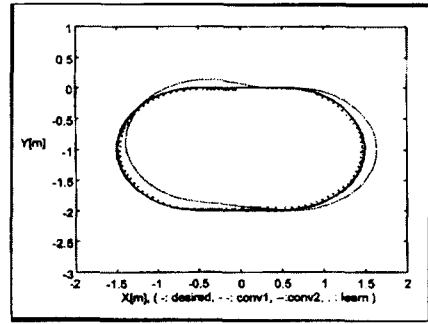


(그림.17) 곡선경로 학습 결과(실험)

표.6 곡선경로 주행시의 평균오차

수직오차(cm)	2.43
방향각오차(rad)	0.0035

이상과 같은 경로요소들의 학습을 통해서 직선과 곡선의 조합으로 이루어진 보다 복잡한 경로에 대한 경로 추종제어가 가능해 졌으므로 본 연구에서 제안한 경로오차 보상방법의 성능을 확인하기 위해 직선과 곡선 경로요소가 골고루 복합된 타원형의 폐경로에 대해서 확인 실험을 실시하였다. 기존의 제어방법과의 성능비교를 위해서 Linear Error Feedback 제어에 의한 경로 추종제어도 실험을 실시하였으며 이는 조향시의 조향각 오차만 보상한 경우와 이외에 수직오차 및 방향각 오차까지 고려한 2가지 경우에 대해서 실시하였다. 실험 결과는 (그림.18)과 같고 이때의 평균 경로 추종오차는 다음의 표.7과 같다.



(그

림.18) 폐경로 실험결과 비교

표.7 에서 기존제어(1)의 경우는 조향각 오차만을, (2)의 경우는 이외에 수직오차 및 방향각 오차를 피드백 제어한 경우이다.

표.7 폐경로 추행시의 평균오차 비교

	수직오차(cm)	방향각오차(rad)
기존제어(1)	6.287	0.045
기존제어(2)	1.397	0.0085
학습제어	3.197	0.01

3.4 실험결과 요약

본 연구에서 제안하는 경로오차 보상방법을 실제의 자율 반송차 시스템에 적용하여 경로 추종성능을 확인해 본 결과, 기존의 제어방법인 Linear Error Feedback 제어에서 한가지 오차를 피드백한 경우보다는 우수하고, 3가지의 오차정보를 피드백한 경우에 대해서는 근소하게 뒤지는 성능을 보였다. 비록 다양한 오차정보를 피드백한 기존의 제어방법에 비해 조금 떨어지는 성능을 보였으나 학습에 의한 경로오차 제어의 실제의 시스템에의 적용 가능성은 실험을 통해 확인할 수 있었다.

III. 결론

본 연구에서는 자율 반송차에 있어서 신경망을 이용한 경로오차 보상방법을 제안하였으며, 이를 모의실험과 실제의 자율 반송차 시스템에 적용하여 그 성능을 검증하였다. 모의 실험을 위해서 자율 반송차 시스템의 동역학을 이용하여 운동모델을 구하였으며 이를 이용하여 다양한 경우에 대해서 모의실험을 실시하였다. 이를 통해서 본 연구에서 제안하는 경로오차 보상방법이 역속적인 곡률을 갖는 매끄러운 경로에 대해서 뿐만 아니라 불연속적인 경로에 대해서도 우수한 경로 추종성능을 나타냄을 알 수 있었다. 그리고 KAIST

MSD Lab에서 개발한 실제의 자율 반송차 시스템에 본 경로오차 보상방법을 적용하여 그 성능을 확인해 본 결과 기존의 제어방법인 Linear Error Feedback 제어에 의한 경로 추종성능에 근소하게 뒤지는 성능을 보임을 알 수 있었다. 이로부터 학습에 의한 경로오차 제어의 실제의 시스템의 적용 가능성을 확인할 수 있었다. 모의실험에서는 본 연구에서 제안하는 경로오차 보상방법이 기존의 제어방법에 비해 우수한 성능을 나타냈으나 실험시에는 근소하게 못 미치는 결과를 보인 것은 3가지 요인을 생각해 볼 수 있다. 첫째로는 실험시 바닥면이 요철이 심한 상태였는데 이점이 경로오차를 발생시키는 외란요인으로 작용했다는 점을 생각할 수 있다. 두 번째로는 본 연구에서 채용한 위치추정 방법인 Dead Reckoning법의 경우 저렴한 가격으로 구현이 가능하고 상대위치를 빠른 샘플링 주기로 연속적으로 얻을 수 있다는 장점이 있으나 엔코더를 이용하여 상대 운동량을 측정하여 이로부터 현재의 절대위치를 추정하므로 주행거리가 늘어나면 오차가 누적되어 커지는 단점을 갖는다. 따라서 이와 같은 요인들이 복합적으로 작용하여 위치추정의 정확성이 떨어지는 결과를 초래하였고, 이와 같이 정확성이 떨어지는 data를 이용하여 학습을 시키다 보니 그 결과 또한 미흡하게 나왔을 가능성을 생각할 수 있다. 다음으로는 실험시 공간의 제약으로 인해 다양한 경우에 대해 충분히 학습을 시킬 수 없었다는 점도 학습제어의 성능을 저하시키는 한 요인으로 작용할 수 있었으리라 판단된다. 이상과 같은 학습의 효과를 떨어뜨리는 요인들에 대해서 충분히고려를 하여 대응한다면 기존제어 방법에 비해 떨어지지 않는 경로 추종성능을 얻을 수 있으리라 생각된다. 그러나 이와 같은 결과는 주어진 특정한 경로에 대해서 생각할 때이고 주행환경(주행경로, 주행속도등)이 변할 경우, 기존의 제어방법이 제어이득의 조정(튜닝)을 다시 해주어야 하는등 번거로운데 반해 학습제어는 환경의 변화에 대해 뛰어난 적응성을 가지므로 안정적으로 일정 수준 이상의 경로 추종성능을 얻을 수 있다는 면에서 기존의 제어방법에 비해 장점을 갖는다.

참고 문헌

[1] S. Singh and D.H. Shin, "Position Based Path Tracking for Wheeled Mobile Robot", Proc. IEEE IROS '89
 [2] W.Nelson and Cox, "Local Path Control for an Autonomous Vehicle", Proc. IEEE

Conf. on R&A, 1988
 [3] Y.Kanayama et. al. "A Locomotion Control Method for Autonomous Vehicles". IEEE Int. Conf. on R&A, 1988
 [4] Y.Kanayama and S.Y.Yuta, "Vehicle Path Specification by a Sequence of Straight Lines", IEEE J of R&A, Vol.4, No.3, pp265-276, 1988
 [5] Y.Kanayama and B.I.Hartman, "Smooth Local Path Planning for Autonomous Vehicles", IEEE int. Conf. on R&A, 1989
 [6] W.Nelson, "Continuous Curvature Path for Autonomous Vehicles", IEEE Int. Conf. on R&A, 1989
 [7] W.Nelson, "Continuous Steering Function Control of Robots Carts", Proc. IEEE IR-OS '89, Vol.36, No.3
 [8] J.Crowley, "Asynchronous Control of Orientation and Displacement in Robotic Vehicle", Proc. IEEE Conf. on R&A, 1989
 [9] Y.Kanayama et. al., "A Stable Tracking Control Method for an Autonomous Mobile Robots", Proc. IEEE Conf. on R&A, '1990
 [10] Dong Hun Shin and Ju Jang Lee, "Explicit Path Tracking by Autonomous Vehicles", Robotics 1992, Vol.10, pp539-554
 [11] T.J.Graettinger and H.Krogh, "Evaluation and Time Scaling of Trajectory for Wheeled Mobile Robots", Transaction of ASME 1989, Vol.111, pp222-231
 [12] Kyoung chul Kho, "A Study on the Tracking Control Algorithm for Free Ranging Mobile Robots", Thesis of Ph Dr., Dept. of PE, KAIST, 1993
 [13] Yang Ji Wang and J.A.Linnett & J.Robots, "Kinematics, Kinematic Constraints and Path Planning for Wheeled Mobile Robots", Robotics 1994, Vol.12, pp391-400
 [14] Kyoung chul Kho and H.S.Cho, "A Neural Net-based Feedforward Control Scheme for Mobile Robots", Proc. IEEE IROS '91, Nov3-5
 [15] R.M.H. Cheng, J.W.Xiao Linnett & S.L-equoc, "Neuromorphic Controller for AGV Steering", Proc. IEEE Conf. on R&A, 1992, pp2057-2062