

스키드형 무인자율차량을 위한 신경망 기반 적응제어 기법 설계

NN-based Adaptive Control for a Skid-type Autonomous Unmanned Ground Vehicle

신종호*, 주상현
(Jongho Shin^{1,*} and Sanghyun Joo¹)
¹Agency for Defense Development

Abstract: This study proposes a NN (Neural Networks)-based adaptive control method for a 6X6 skid-type UGV (Unmanned Ground Vehicle) with 6 in-wheel motors. The UGV experiences lots of uncertainties and, thus, the control performance can degrade significantly without a compensation of the unknown terms. To improve the control performance of the UGV, the NN is utilized to design the adaptive controller. Then, the designed overall force and moment are optimally distributed into 6 traction forces with the assumption that six vertical forces of the UGV are known exactly, because the six traction forces are original source to be excited to the UGV to move. Finally, numerical simulations with the TruckSim model are performed to validate the effectiveness of the proposed approach.

Keywords: title, abstract, keywords, introduction, heading

I. 서론

최근에 군사용 무인차량 분야의 연구가 국내외에서 많이 진행되고 있으며, 주로 야지에서 운용되어야 하는 특성 때문에 대부분의 군사용 무인차량은 스키드 조향을 채택하는 경우가 많다[1,2]. 이는 스키드 조향방식이 야지 및 험지를 주행할 때 주행방향을 신속히 바꿀 수 있고, 조향 반경이 작아 좁은 공간에서도 선회할 수 있다는 장점이 있기 때문이다. 그리하여 감시정찰 및 타격, 폭발물 탐지/제거 등 야지에서 운용되는 무인차량이 임무를 수행하기에 유리하기 때문이다. 본 논문에서는 스키드형 무인차량의 자율주행을 위한 신경망(NN: Neural Network) 기반 적응제어(adaptive control) 기법을 제안한다.

일반적으로 무인차량의 제어를 설계하기 위해서는 무인차량의 동역학이 모델링되어야 한다. 하지만, 무인차량의 동역학을 정확하게 모사하는 것은 거의 불가능하기 때문에 다양한 형태의 제어기법들이 개발되어 왔다. 참고문헌 [1]에서는 실제시스템과 동역학 모델간의 오차를 제거하기 위해 sliding mode 제어를 사용하였고, 참고 문헌 [3]에서는 예측필터(prediction filter)와 안전필터(safety filter)를 활용한 PID제어기법을 제안하였다. 또한 참고문헌[4]에서는 fuzzy logic을 활용한 제어기법을 제시하였고, 참고문헌[5]에서는 optimal finite preview 제어기법을 활용한 경로추종제어기법

을 제안하였다. 본 논문에서는 실제 무인차량과 동역학 모델과의 차이를 보상하기 위해 신경망을 활용한 적응제어기법을 제안한다.

신경망 기반 적응제어기법의 가장 큰 장점은 모델링된 시스템과 실제 시스템의 차이를 효과적으로 보상할 수 있다는 것이다[6-10]. 더욱이, 그러한 시스템의 차이가 구조가 없는 불확실한 요소(unstructured uncertainty)라 하더라도 효과적으로 추정 및 보상이 가능하다. 하지만, 신경망 자체가 잔여오차(residual error) 안에서 어떤 함수를 근사화 시키는 형태로 유도되었기 때문에 전체 페루프 시스템의 안정성은 UUB (Uniformly Ultimate Boundedness)로 한정된다는 단점을 갖는다. 또한 신경망의 형태를 3층(three layered NN)로 설계하게 되면 가중 파라미터 오차변수를 정의 할 때 새롭게 제거해야할 잔여오차들이 생성된다[9]. 이에 본 논문에서는 참고문헌 [10]에서 제안한 방법을 활용하여 신경망요소의 적용 후 남게 되는 모든 오차를 추정하는 알고리즘을 추가한다. 그리하여 제안된 제어기법은 차량모델의 불확실 요소 뿐만 아니라 불확실 요소를 제거하기 위해 투입되는 신경망 요소로 인해 남게 되는 잔여오차를 효과적으로 제거할 수 있다.

한편, 무인차량을 위해 결정되는 전체 힘과 모멘트는 결국 타이어의 구동력으로 변환되어야 한다. 이를 위해 무인차량의 수직력을 획득할 수 있다는 가정하에 결정된 힘과 모멘트를 각 타이어에 필요한 구동력으로 변환하는 알고리즘을 제안한다[13].

본 논문은 다음과 같은 순서를 갖는다. II 장에서는 무인차량의 동역학 모델에 관한 내용을 서술하고, 전체 속도를 추종하기 위한 형태로 새롭게 유도한다. III 장에서는 II 장에서 유도된 동역학을 기반으로 신경망 기반 적응제어기법

* Corresponding Author

Manuscript received July 7, 2014 / revised September 10, 2014 / accepted September 15, 2014

신종호, 주상현: 국방과학연구소
(jshin@add.re.kr/jshin@add.re.kr)

※ 본 논문은 2014 제 29회 ICROS 학술대회에서 초안이 발표되었음.

을 설계한다. IV 장에서는 결정된 전체 힘과 모멘트를 분배하는 알고리즘에 대해 설명한다. V 장에서는 제한된 속도 및 요각 추종 제어알고리즘을 차량 동역학 해석프로그램인 TruckSim에 적용하여 제한된 알고리즘의 타당성을 검증된다. 마지막으로 VI 장에서 결론을 맺는다.

II. 동역학 모델

무인차량은 다양하고 복잡한 형태의 비선형 요소로 구성된 동역학으로 모델링된다. 이러한 비선형 모델을 완벽하게 모델링한다는 것은 불가능할 뿐만 아니라, 모델링이 가능하더라도 그러한 비선형 모델을 활용하여 제어기를 설계한다는 것은 불가능하다. 따라서 동체좌표계의 x, y축과 yaw 운동으로 구성된 3자유도 모델을 활용하여 제어기를 설계하는 것이 일반적이며 생략된 다양한 비선형 요소는 불확실 요소로 가정한다. 본 논문에서 고려한 3자유도 모델은 다음과 같다(그림 1 참고).

$$\begin{aligned} m(\dot{v}_x - rv_y) &= F_x + \Delta_x \\ m(\dot{v}_y + rv_x) &= F_y \\ \dot{\psi} &= r \\ I_z \dot{r} &= M_z + \Delta_z \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 m, I_z 는 무인차량의 질량 및 z축 관성모멘트, v_x, v_y 는 동체좌표계상의 x, y축 속도, ψ, r 은 요각 및 요각속도, Δ_x, Δ_z 는 x, z방향 불확실 요소, F_x, F_y, M_z 는 x, y방향 힘, 요 모멘트를 의미하며 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} F_x &= F_{x1} + F_{x2} + F_{x3} + F_{x4} + F_{x5} + F_{x6} \\ F_y &= F_{y1} + F_{y2} + F_{y3} + F_{y4} + F_{y5} + F_{y6} \\ M_z &= \frac{t_w}{2}(F_{x1} - F_{x2}) + \frac{t_w}{2}(F_{x3} - F_{x4}) \\ &\quad + \frac{t_w}{2}(F_{x5} - F_{x6}) \end{aligned} \tag{2}$$

여기서 t_w 는 차량의 축거(wheelbase)를 의미한다. 동역학 (1)에서 무인차량에 인가할 수 있는 힘은 각 타이어에 걸리는 F_{x_i} 이므로, F_{x_i} 로 구성된 F_x 와 M_z 는 제어입력변수가 된다. 더불어, 종방향 및 요방향 운동이 제어입력 F_x, M_z

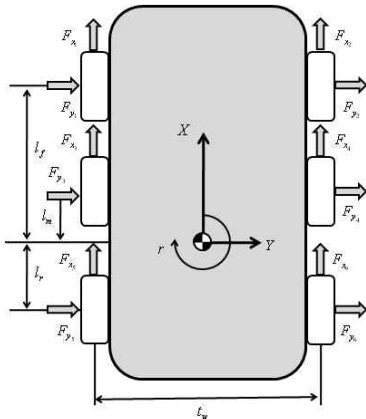


그림 1. 무인차량 모델.
Fig. 1. Model of unmanned ground vehicle.

만으로 결정되는 것이 아니기 때문에, 불확실성 Δ_x, Δ_z 가 포함되었다. y축의 경우 y축으로 발생하는 힘을 측정할 수 없기 때문에 F_y 는 불확실한 요소로 정의한다.

동역학 (1)은 동체좌표계의 x, y방향 속도 성분의 동역학 식으로 구성된다. 하지만, 실제적인 관점에서 동체좌표계에서의 y방향 속도를 측정하는 것은 불가능하다. 본 논문에서는 동체좌표계의 x, y방향 속도를 합한 전체 속도 V_t 를 정의하고 V_t 와 ψ 를 제어하는 제어기를 설계하고자 한다. 전체 속도 V_t 를 활용하면 동역학 (1)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_t &= \frac{1}{V_t} \left(v_x \frac{F_x + \Delta_x}{m} + v_y \frac{F_y}{m} \right) + \frac{F_x}{m} - \frac{F_x}{m} \\ &= \frac{1}{m} F_x + \frac{v_x F_x + v_x \Delta_x + v_y F_y - \sqrt{v_x^2 + v_y^2} F_x}{m V_t} \\ &= \frac{1}{m} F_x + \Delta_1 \\ \dot{r} &= \frac{1}{I_z} (M_z + \Delta_z) \\ &= \frac{1}{I_z} M_z + \Delta_2 \end{aligned} \tag{3}$$

여기서 V_t 은 v_x 와 v_y 의 합속도($V_t = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$)이다. 본 논문에서는 불확실성 Δ_1 과 Δ_2 를 제거하기 위해 신경망을 활용한다. 따라서 불확실성 Δ_1 과 Δ_2 를 3점으로 구성된 신경망으로 가정한다.

$$\begin{aligned} \Delta_1 &\triangleq W_1^T \sigma(V_1^T \bar{x}) + \epsilon_1(\bar{x}) \\ \Delta_2 &\triangleq W_2^T \sigma(V_2^T \bar{x}) + \epsilon_2(\bar{x}) \end{aligned} \tag{4}$$

여기서 W_1 과 W_2, V_1, V_2 는 이상적인 가중 파라미터를 의미하며, $\sigma_1(\cdot)$ 과 $\sigma_2(\cdot)$ 는 신경망의 활성화 함수(activation function), 그리고 $\epsilon_1(\bar{x}), \epsilon_2(\bar{x})$ 는 잔여오차(residual error)를 의미한다. 본 논문에서는 다음과 같은 sigmoid 함수를 활성화 함수로 활용한다.

$$\sigma(z) \triangleq \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad \bar{x} = [1 \ 1/V_t \ r]^T \tag{5}$$

식 (2)에서 보듯이, 각 바퀴에 작용시킬 수 있는 F_{x_i} 의 총합이 제어입력 F_x 가 되며, 제어입력 M_z 는 F_{x_i} 와 wheel base의 1/2인 $t_w/2$ 의 곱으로 구성된다. 말하자면, 동역학 모델 (3)을 통해 설계되는 제어입력 F_x, M_z 는 실제 타이어 적용할 수 있는 힘 F_{x_i} 와 다음과 같은 관계를 갖는다.

$$\begin{bmatrix} F_x \\ M_z \end{bmatrix} \triangleq BF \tag{6}$$

여기서 B 와 F 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} B &= \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -\frac{t_w}{2} & \frac{t_w}{2} & -\frac{t_w}{2} & \frac{t_w}{2} & -\frac{t_w}{2} & \frac{t_w}{2} \end{bmatrix} \\ F &= [F_{x1} \ F_{x2} \ F_{x3} \ F_{x4} \ F_{x5} \ F_{x6}]^T \end{aligned}$$

즉, 제어입력 F_x 와 M_z 는 식 (6)를 통해 F_{x_i} 로 변환되어 무인차량을 구동하게 된다.

III. 신경망 기반 적응제어

본장에서는 앞장에서 유도한 동역학 모델 (3)을 활용하여 속도 및 요각 추종을 위한 신경망 기반 적응제어기를 설계하고 전체 페루프 시스템이 UUB (Uniformly Ultimate Boundedness)가 됨을 증명한다.

1. 제어기 설계

속도 추종 제어기를 설계하기 위해 오차변수 z_v 를 다음과 같이 정의한다.

$$z_v \triangleq V_d - V_t \quad (7)$$

여기서 V_d 는 속도 명령이다. 오차변수 z_v 를 시간에 대해 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_v &= \dot{V}_d - \dot{V}_t \\ &= \dot{V}_d - \frac{1}{m} F_x + \Delta_1 \end{aligned} \quad (8)$$

요각 추종 제어기를 설계하기 위해 오차변수 z_{ψ_1} 를 다음과 같이 정의한다.

$$z_{\psi_1} \triangleq \psi_d - \psi \quad (9)$$

여기서 ψ_d 는 요각 명령을 의미한다. 오차변수 z_{ψ_1} 을 시간에 대해 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_{\psi_1} &= \dot{\psi}_d - r \\ &= \dot{\psi}_d + z_{\psi_2} - \bar{\psi}_2 \end{aligned} \quad (10)$$

여기서 $z_{\psi_2} = \bar{\psi}_2 - r$ 를 나타내고, $\bar{\psi}_2$ 는 가상 제어입력 (virtual control input)으로 다음과 같이 정의한다.

$$\bar{\psi}_2 \triangleq k_{\psi_1} z_{\psi_1} + \dot{\psi}_d \quad (11)$$

여기서 k_{ψ_1} 는 양의 상수이다. 가상 제어입력 (11)을 z_{ψ_1} 에 대한 동역학 (10)에 적용하면 다음과 같은 페루프 시스템을 얻는다.

$$\dot{z}_{\psi_1} = -k_{\psi_1} z_{\psi_1} + z_{\psi_2} \quad (12)$$

오차변수 z_{ψ_2} 의 시간 미분은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_{\psi_2} &= \dot{\bar{\psi}}_2 - \dot{r} \\ &= k_{\psi_1} \dot{z}_{\psi_1} + \ddot{\psi}_d - \frac{1}{I_z} M_z + \Delta_2 \end{aligned} \quad (13)$$

오차 시스템 (8)과 (13)을 활용하여 다음과 같은 신경망 기반 적응제어기를 설계한다.

$$\begin{aligned} F_x &\triangleq m \left(\dot{V}_d + k_v z_v - \hat{\Delta}_1 + r_{f_1} \right) \\ M_z &\triangleq I_z \left(k_{\psi_1} (-k_{\psi_1} z_{\psi_1} + z_{\psi_2}) + \ddot{\psi}_d + k_{\psi_2} z_{\psi_2} \right. \\ &\quad \left. - \hat{\Delta}_2 + r_{f_2} \right) \end{aligned} \quad (14)$$

k_v 와 k_{ψ_2} 는 양의 정수를 의미하고, Δ_1 , Δ_2 , r_{f_1} , r_{f_2} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \hat{\Delta}_1 &\triangleq \hat{W}_1^T \hat{\sigma}(\hat{V}_1^T \bar{x}), \quad \hat{\Delta}_2 \triangleq \hat{W}_2^T \hat{\sigma}(\hat{V}_2^T \bar{x}) \\ r_{f_1} &= - \left(\hat{c}_{11} + \hat{c}_{12} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_1\| + \hat{c}_{13} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_1\|_F \right) \text{sat} \left(\zeta_v / d_w \right), \\ r_{f_2} &= - \left(\hat{c}_{21} + \hat{c}_{22} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_2\| + \hat{c}_{23} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_2\|_F \right) \text{sat} \left(\zeta_{\psi_2} / d_w \right) \end{aligned}$$

여기서 d_w 는 설계변수이며, \hat{V}_i , \hat{W}_i , \hat{c}_{i1} , \hat{c}_{i2} , \hat{c}_{i3} ($i = 1, 2$)은 다음의 적응법칙을 기반으로 추정된다.

$$\begin{aligned} \dot{\hat{W}}_1 &= -\gamma_{w1} (\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}_1^T \hat{V}_1^T \bar{x}) \zeta_v, & \dot{\hat{W}}_2 &= -\gamma_{w2} (\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}_2^T \hat{V}_2^T \bar{x}) \zeta_{\psi_1} \\ \dot{\hat{V}}_1 &= -\gamma_{v1} \bar{x} \hat{\sigma}_1^T \hat{W}_1 \zeta_v, & \dot{\hat{V}}_2 &= -\gamma_{v2} \bar{x} \hat{\sigma}_2^T \hat{W}_2 \zeta_{\psi_2} \\ \dot{\hat{c}}_{11} &= \gamma_{c11} |\zeta_v|, & \dot{\hat{c}}_{21} &= \gamma_{c21} |\zeta_{\psi_2}| \\ \dot{\hat{c}}_{12} &= \gamma_{c12} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_1\| |\zeta_v|, & \dot{\hat{c}}_{22} &= \gamma_{c22} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_2\| |\zeta_{\psi_2}| \\ \dot{\hat{c}}_{13} &= \gamma_{c13} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_1\|_F |\zeta_v|, & \dot{\hat{c}}_{23} &= \gamma_{c23} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_2\|_F |\zeta_{\psi_2}| \end{aligned} \quad (15)$$

γ_{vi} , γ_{wi} , γ_{ci1} , γ_{ci2} , γ_{ci3} 은 양의 정수를 의미하고 deadzoned 오차 ζ_v , ζ_{ψ_2} 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} \zeta_v &\triangleq z_v - d_w \text{sat} \left(\frac{z_v}{d_w} \right) \\ \zeta_{\psi_2} &\triangleq z_{\psi_2} - d_w \text{sat} \left(\frac{z_{\psi_2}}{d_w} \right) \end{aligned} \quad (16)$$

식 (16)에서 정의한 deadzoned 오차는 안정성 증명에 활용하며 z_{ψ_1} 에 대한 deadzoned 오차 ζ_{ψ_1} 을 다음과 같이 정의한다.

$$\zeta_{\psi_1} \triangleq z_{\psi_1} - d_w \text{sat} \left(\frac{z_{\psi_1}}{d_w} \right) \quad (17)$$

2. 안정성 증명

제한한 제어입력 (14)을 오차 시스템 (8)과 (13)에 적용하면, 다음과 같은 페루프 시스템을 얻는다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_v &= -k_v z_v - \Delta_1 + \hat{\Delta}_1 \\ &= -k_v z_v - W_1^T \sigma_1 - \epsilon_1 + \hat{W}_1^T \hat{\sigma}_1 \\ &\quad - (\hat{c}_{11} + \hat{c}_{12} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_1\| + \hat{c}_{13} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_1\|_F) \text{sat}(\zeta_v / d_w) \\ &= -k_v z_v - \tilde{W}_1^T (\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}_1^T \hat{V}_1^T \bar{x}) - \hat{W}_1^T \hat{\sigma}_1^T \hat{V}_1^T \bar{x} - \epsilon_1 - \theta_1 \\ &\quad - (\hat{c}_{11} + \hat{c}_{12} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_1\| + \hat{c}_{13} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_1\|_F) \text{sat}(\zeta_v / d_w) \\ \dot{z}_{\psi_1} &= -k_{\psi_1} z_{\psi_1} + z_{\psi_2} \\ \dot{z}_{\psi_2} &= -k_{\psi_2} z_{\psi_2} - \Delta_2 + \hat{\Delta}_2 \\ &= -k_{\psi_2} z_{\psi_2} - W_2^T \sigma_2 - \epsilon_2 + \hat{W}_2^T \hat{\sigma}_2 - \theta_2 \\ &\quad - (\hat{c}_{21} + \hat{c}_{22} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_2\| + \hat{c}_{23} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_2\|_F) \text{sat}(\zeta_{\psi_2} / d_w) \\ &= -k_{\psi_2} z_{\psi_2} - \tilde{W}_2^T (\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}_2^T \hat{V}_2^T \bar{x}) - \hat{W}_2^T \hat{\sigma}_2^T \hat{V}_2^T \bar{x} - \epsilon_2 - \theta_2 \\ &\quad - (\hat{c}_{21} + \hat{c}_{22} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_2\| + \hat{c}_{23} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_2\|_F) \text{sat}(\zeta_{\psi_2} / d_w) \end{aligned} \quad (20)$$

위 페루프 시스템의 $-W_i^T \sigma_i + \hat{W}_i^T \hat{\sigma}_i$ 와 θ_i 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} -W_i^T \sigma_i + \hat{W}_i^T \hat{\sigma}_i &\triangleq -\tilde{W}_i^T (\hat{\sigma}_i - \hat{\sigma}_i^T \hat{V}_i^T \bar{x}) - \hat{W}_i^T \hat{\sigma}_i^T \hat{V}_i^T \bar{x} - \theta_i \\ \theta_i &\triangleq W_i^T \sigma_i - W_i^T (\hat{\sigma}_i - \hat{\sigma}_i^T \hat{V}_i^T \bar{x}) - \hat{W}_i^T \hat{\sigma}_i^T \hat{V}_i^T \bar{x} \end{aligned}$$

여기서 \tilde{W}_i 와 \tilde{V}_i 는 다음과 같다.

$$\tilde{W}_i = W_i - \hat{W}_i, \quad \tilde{V}_i = V_i - \hat{V}_i.$$

더불어 θ_i 는 다음과 같이 한정된다.

$$\|\theta_i\| \leq c_i + c_{i2}\|\hat{W}_i\|\|\bar{x}\| + c_{i3}\|\hat{V}_i\|_F\|\bar{x}\| \quad (21)$$

페루프 시스템 (20)와 앞 절에서 유도된 내용들은 활용하면 다음의 정리 1을 얻는다.

정리 1: 제어입력 (14)는 적응법칙 (16), (17)을 만족하며 제어 이득 k_{ψ_1} , k_{ψ_2} 가 각각 1과 1/2보다 클 때, 오차변수 z_v , z_{ψ_1} , z_{ψ_2} 의 uniformly ultimate boundedness를 보장한다. 더불어, 시간이 무한대로 갈 때, z_v , z_{ψ_1} , z_{ψ_2} 의 크기가 d_w 보다 작아지기 때문에, UUB의 크기는 설계변수 d_w 에 의해 조절 가능하다.

증명: 우선, $|z_i|(i=v, \psi_1, \psi_2)$ 가 d_w 보다 작은 경우를 고려하면, deadzoned 오차 ζ_v , ζ_{ψ_1} , ζ_{ψ_2} 는 0이 된다.

$|z_i|$ 가 d_w 보다 큰 경우에는 다음을 만족한다.

$$\begin{aligned} \text{sgn}(z_v) &= \text{sgn}(\zeta_v), & z_v &= \zeta_v + \text{sgn}(\zeta_v), \\ \text{sgn}(z_{\psi_1}) &= \text{sgn}(\zeta_{\psi_1}), & z_{\psi_1} &= \zeta_{\psi_1} + \text{sgn}(\zeta_{\psi_1}), \\ \text{sgn}(z_{\psi_2}) &= \text{sgn}(\zeta_{\psi_2}), & z_{\psi_2} &= \zeta_{\psi_2} + \text{sgn}(\zeta_{\psi_2}). \end{aligned}$$

따라서 다음과 같은 관계가 성립한다.

$$\dot{z}_v = \dot{\zeta}_v, \quad \dot{z}_{\psi_1} = \dot{\zeta}_{\psi_1}, \quad \dot{z}_{\psi_2} = \dot{\zeta}_{\psi_2}.$$

위의 관계를 활용하면 다음과 같은 deadzoned 오차의 페루프 시스템을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{\zeta}_v &= -k_v(\zeta_v + \text{sgn}(\zeta_v)) - \tilde{W}_1^T(\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}'_1 \hat{V}_1^T \bar{x}) - \hat{W}_1^T \hat{\sigma}'_1 \tilde{V}_1^T \bar{x} \\ &\quad - \epsilon_1 - \theta_1 - (\hat{c}_{11} + \hat{c}_{12}\|\bar{x}\|\|\hat{W}_1\| + \hat{c}_{13}\|\bar{x}\|\|\hat{V}_1\|_F)\text{sgn}(\zeta_v) \\ \dot{\zeta}_{\psi_1} &= -k_{\psi_1}(\zeta_{\psi_1} + \text{sgn}(\zeta_{\psi_1})) + (\zeta_{\psi_2} + \text{sgn}(\zeta_{\psi_2})) \\ \dot{\zeta}_{\psi_2} &= -k_{\psi_2}(\zeta_{\psi_2} + \text{sgn}(\zeta_{\psi_2})) - \tilde{W}_2^T(\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}'_2 \hat{V}_2^T \bar{x}) - \hat{W}_2^T \hat{\sigma}'_2 \tilde{V}_2^T \bar{x} \\ &\quad - \epsilon_2 - \theta_2 - (\hat{c}_{21} + \hat{c}_{22}\|\bar{x}\|\|\hat{W}_2\| + \hat{c}_{23}\|\bar{x}\|\|\hat{V}_2\|_F)\text{sgn}(\zeta_{\psi_2}) \end{aligned} \quad (22)$$

다음과 같은 Lyapunov 후보함수를 고려하자.

$$\begin{aligned} V &= \frac{1}{2}\zeta_v^2 + \frac{1}{2}\zeta_{\psi_1}^2 + \frac{1}{2}\zeta_{\psi_2}^2 + \sum_{i=1}^2 \frac{1}{2\gamma_{w,i}} \tilde{W}_i^T \tilde{W}_i \\ &\quad + \sum_{i=1}^2 \frac{1}{2\gamma_{v,i}} \text{tr}[\tilde{V}_i^T \tilde{V}_i] + \sum_{i=1}^3 \frac{1}{2\gamma_{c1,i}} \tilde{c}_{1i}^2 + \sum_{i=1}^3 \frac{1}{2\gamma_{c2,i}} \tilde{c}_{2i}^2 \end{aligned} \quad (23)$$

여기서

$$\tilde{c}_i = c_i - \hat{c}_i \quad (i = 11, 12, 13, 21, 22, 23).$$

적응법칙 (16), (17)과 식 (21), 페루프 시스템 (22)을 활용하면 Lyapunov 후보함수 (23)의 시간에 대한 방향 도함수는 다음과 같이 한정된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &\leq -k_v \zeta_v^2 - k_v |\zeta_v| - (k_{\psi_1} - 1/2)\zeta_{\psi_1}^2 - (k_{\psi_1} - 1)|\zeta_{\psi_1}| \\ &\quad - (k_{\psi_2} - 1/2)\zeta_{\psi_2}^2 - k_{\psi_2} |\zeta_{\psi_2}| \\ &\quad + \frac{1}{\gamma_{w1}} \tilde{W}_1^T \left(\tilde{W}_1 - \gamma_{w1}(\hat{\sigma}_1 - \hat{\sigma}'_1 \hat{V}_1^T \bar{x}) \zeta_v \right) \\ &\quad + \frac{1}{\gamma_{v1}} \tilde{V}_1^T \left(\dot{\hat{V}}_1 - \gamma_{v1} \bar{x} \hat{\sigma}'_1^T \tilde{W}_1 \zeta_v \right) \\ &\quad + \frac{1}{\gamma_{c11}} \tilde{c}_{11}^T \left(\dot{\hat{c}}_{11} + \gamma_{c11} |\zeta_v| \right) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &+ \frac{1}{\gamma_{c12}} \tilde{c}_{12}^T \left(\dot{\hat{c}}_{12} + \gamma_{c12} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_1\| |\zeta_v| \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{c13}} \tilde{c}_{13}^T \left(\dot{\hat{c}}_{13} + \gamma_{c13} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_1\|_F |\zeta_v| \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{w2}} \tilde{W}_2^T \left(\tilde{W}_2 - \gamma_{w2}(\hat{\sigma}_2 - \hat{\sigma}'_2 \hat{V}_2^T \bar{x}) \zeta_{\psi_2} \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{v2}} \tilde{V}_2^T \left(\dot{\hat{V}}_2 - \gamma_{v2} \bar{x} \hat{\sigma}'_2^T \tilde{W}_2 \zeta_{\psi_2} \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{c21}} \tilde{c}_{21}^T \left(\dot{\hat{c}}_{21} + \gamma_{c21} |\zeta_{\psi_2}| \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{c22}} \tilde{c}_{22}^T \left(\dot{\hat{c}}_{22} + \gamma_{c22} \|\bar{x}\| \|\hat{W}_2\| |\zeta_{\psi_2}| \right) \\ &+ \frac{1}{\gamma_{c23}} \tilde{c}_{23}^T \left(\dot{\hat{c}}_{23} + \gamma_{c23} \|\bar{x}\| \|\hat{V}_2\|_F |\zeta_{\psi_2}| \right) \\ &\leq -\lambda \left(\zeta_v^2 + \zeta_{\psi_1}^2 + \zeta_{\psi_2}^2 \right) \end{aligned}$$

여기서 $\lambda \triangleq \min\{k_v, k_{\psi_1}, k_{\psi_2}\}$ 을 의미한다. 따라서, $|z_i|$ 가 d_w 보다 큰 경우, 지속적으로 감소하게 된다. d_w 보다 작아지게 되면, ζ_v , ζ_{ψ_1} , ζ_{ψ_2} 는 0이 되기 때문에 더 이상 감소하지 못하고 d_w 안에 머물게 된다. ■

IV. 최적 타이어 힘 분배

앞장에서 설계한 제어입력 (14)는 주어진 속도 및 요각 명령을 추종하기 위해 무인차량에 인가해야 하는 전체 힘과 모멘트를 나타낸다. 따라서 각 타이어에 인가해야 하는 힘으로의 분배가 필요하다.

타이어 힘 분배를 위해 식 (6)을 구속조건으로 갖는 다음과 같은 비용함수를 고려한다[13].

$$J = \frac{1}{2} F^T W F \quad (24)$$

여기서 W 는 다음과 같다.

$$W \triangleq \text{diag}\{1/F_{z_1}^2, \dots, 1/F_{z_6}^2\}$$

F_{z_i} 는 각 타이어에 작용하는 수직력을 의미하며, 본 연구에서는 측정이 가능하다고 가정한다.

라그랑지안 승수를 이용하여 식 (6)을 비용함수에 포함하고 최적 조건을 이용하면 다음과 같은 최적해를 얻는다.

$$F \triangleq W^{-1} B^T \left(B W^{-1} B^T \right)^{-1} \begin{bmatrix} F_x \\ M_z \end{bmatrix} \quad (25)$$

무인차량에 작용하는 수직력은 무인차량의 자세나 무인차량이 놓인 지형에 따라 연속적으로 변화하기 때문에 W 행렬이 특이행렬(singular matrix)임을 배제할 수 없다. 따라서, singular value decomposition을 활용하여 W 행렬이 특이행렬이 되는 것을 막는 것이 바람직하며 다음과 같은 형태의 해를 얻을 수 있다.

$$F \triangleq V_1 \Sigma_1^{\text{inv}} U_1^T B^T V_2 \Sigma_2^{\text{inv}} U_2^T \begin{bmatrix} F_x \\ M_z \end{bmatrix} \quad (26)$$

여기서 V_i , U_i , Σ_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} W &= U_1 \Sigma_1 V_1^T, \quad \Sigma_1^{\text{inv}} = \text{diag}\{\sigma_{11}^{-1}, \dots, \sigma_{16}^{-1}\} \\ B W^{-1} B^T &= U_2 \Sigma_2 V_2^T, \quad \Sigma_2^{\text{inv}} = \text{diag}\{\sigma_{21}^{-1}, \sigma_{22}^{-1}\} \end{aligned}$$

σ_i 중에 기 정의된 δ 보다 작은 것을 0으로 놓음으로써, W 의 역행렬이 특이행렬이 되는 것을 막을 수 있다.

V. 수치 시뮬레이션

본 장에서는 III장에서 제안한 신경망 기반 적응제어기법의 타당성을 검증하기 위해 다축 차량 동역학 시뮬레이터인 TruckSim을 활용하여 수치 시뮬레이션을 수행하였다. 더불어 제안된 기법의 우수성을 확인하기 위해 비례미분제어기를 활용한 시뮬레이션을 수행하였다.

TruckSim은 Matlab Simulink와 연동되는 비선형 차량 동역학 해석 프로그램으로서 차량의 동특성을 정확하게 반영하며, 다양한 자동차 제조업체에서 활용되고 있다. 본 논문에서는 TruckSim 프로그램이 탑재하고 있는 모델을 기반으로 시뮬링크 파일을 생성하였고, 활용한 모델의 총 질량은 $6300kg$, 회전관성모멘트 I_z 는 $6721kg \cdot m^2$ 이며 타이어의 지름은 약 $1m$ 이다.

제어목표인 속도 및 요각 추종 성능을 확인하기 위해, 일정한 속도 명령과 limit cycle 기법[14]을 활용한 요각 명령을 생성하였다. 부드러운 속도와 요각 명령, 그리고 그들의 미분값을 획득하기 위해 각각 1차 필터와 2차 필터를 설계하였다. 벡터필드의 중심은 $(100,100)(m)$ 으로 선정하였고, 무인차량은 $(0,0)$ 에서 출발하여 반지름 $30(m)$ 인 원으로 수렴하는 시뮬레이션을 수행하였다.

본 논문에서 제안한 제어기 (14)의 파라미터 값은 다음과 같다.

$$k_v = 3, k_{\psi_1} = 5, k_{\psi_2} = 8.94, d_w = 0.01$$

$$\gamma_{wi} = 5, \gamma_{vi} = 0.5, \gamma_i = 0.01$$

신경망의 가중 파라미터 벡터 W_i 는 11×1 벡터로 선정하였고, 가중 파라미터 행렬 V_i 는 3×10 행렬로 선정하였다. 각 파라미터의 마지막 하나는 1로 선정하여 bias도 동시에 추정하는 형태로 설계하였다.

그림 2는 무인차량의 속도 및 요각 추종 오차를 보여주며, 그림 3은 무인차량의 이동궤적을 나타낸다. 결과에서

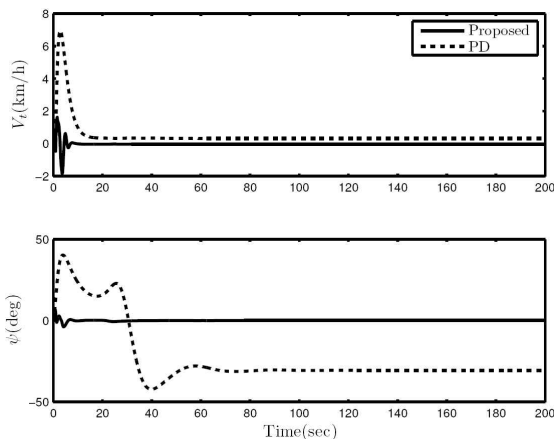


그림 2. 속도 및 요각 추종오차.
Fig. 2. Tracking error of velocity and heading angle.

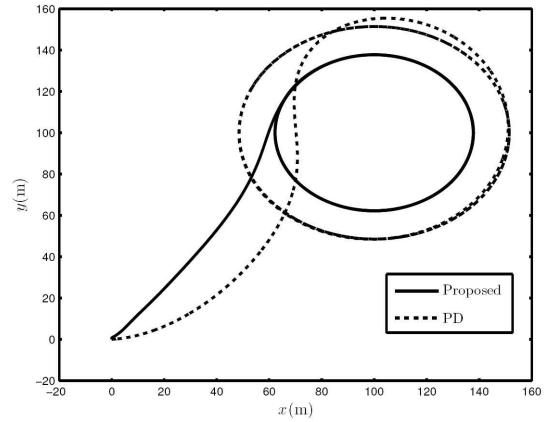


그림 3. 무인차량의 이동궤적.
Fig. 3. Trajectory of unmanned ground vehicle.

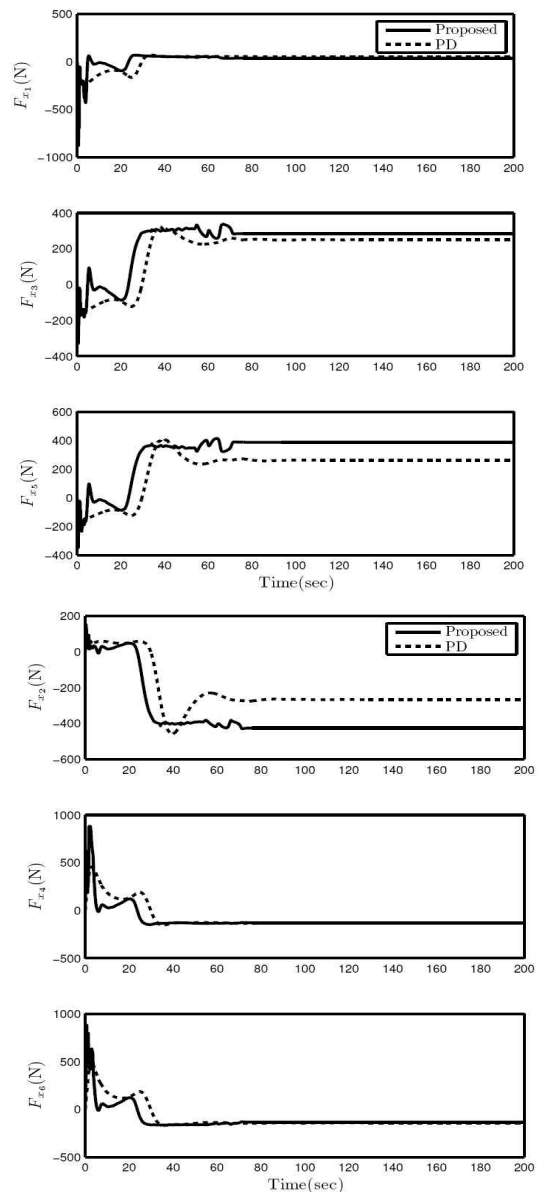


그림 4. 타이어 구동력.
Fig. 4. Traction forces of tires.

확인할 수 있듯이, 제안된 신경망 기반의 적응 제어기법은 비례미분제어기법보다 우수한 성능을 보이고 있다. 그림 4와 5는 각 타이어에 가해지는 구동 명령을 보여준다. 주어진 속도 및 요각 명령의 추종성능 향상을 위해 제안된 제어기법의 구동 명령이 증가된 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 스키드형 무인차량의 자율주행을 위한 신경망 기반 적응제어기법을 제안하였다. 무인차량의 전체속도와 요각 추종 제어를 설계할 수 있도록 동역학을 모델링하였고, 모델링 시 발생하게 되는 불확실성을 보상하기 위한 신경망 기반 적응제어기법을 설계하였다. 신경망 요소의 잔여 추정 오차를 제거하기 위한 적응 요소를 추가하였고, deadzoned 오차를 활용하여 안정성 증명 시 고려되는 모든 오차의 UUB가 아닌, 속도 및 요각 추종 오차만의 UUB를 얻을 수 있었다. 차량동역학 해석 프로그램 TruckSim을 활용하여 제안한 제어기법의 타당성을 검증하였다. 향후 제안된 기법을 활용하여 실제 무인차량을 제어하는 실험을 수행하고 타당성을 검증할 계획이다.

REFERENCES

[1] J. Kang, W. Kim, J. Lee, and K. Yi, "Skid steering-based control of a robotic vehicle with six in-wheel drives," *Proc. IMechE, Part D: J. of Automobile Engineering*, vol. 224, no. 11, pp. 1369-1391, Nov. 2010.

[2] S. Kang, J. Huh, S. Lee, and T. Jee, "Study on vehicle motion analysis and control for skid steering UGVs with articulating arms," *Journal of the Korean Institute of Military Science and Technology*, vol. 14, no. 5, pp. 747-752, 2011.

[3] S. Golconda, "Steering controller for a skid-steered autonomous ground vehicle at varying speed," *Ph.D. Thesis*, Osmania University, 2005.

[4] J. Economou and R. Colyer, "Modeling of skid steering and fuzzy logic vehicle ground interaction," *In Proc. of the American Control Conference*, Chicago, Illinois, pp. 100-104, 2000.

[5] H. Peng, "Vehicle lateral control for highway automation," *Ph.D. Thesis*, University of California at Berkeley, 1992.

[6] M. M. Polycarpou and P. A. Ioannou, "Identification and control of nonlinear systems using neural networks models: Design and stability analysis," USC, Technical Report, 91-09-01, 1991.

[7] S. S. Ge and C. Wang, "Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, no. 1, pp. 21-221, Jan. 2002.

[8] J. Shin, J. Huh, T. Choe, C. Kim, and S. Joo, "Adaptive control for lateral motion of an unmanned ground vehicle using neural networks," *Journal of*

Institute of Control, Robotics and Systems, vol. 19, no. 11, pp. 998-1003, Nov. 2013.

[9] D. Shin and Y. Kim, "Reconfigurable flight control system design using adaptive neural networks," *IEEE Transactions on Control Systems*, vol. 12, no. 1, pp. 87-100, 2004.

[10] D. Chwa, "Fuzzy adaptive tracking control of wheeled mobile robots with state-dependent kinematic and dynamic disturbances," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 587-593, 2012.

[11] H. K. Khalil, *Nonlinear Systems*, 3rd Ed., Prentice-Hall PTR: Upper Saddle River, 2002.

[12] J. Shin, J. Huh, Y. Lee, C. Kim, and S. Joo, "Adaptive control for skid-type unmanned ground vehicle," *Proc. of ICROS Annual Conference 2014*, Dae-gu, Korea, pp. 289-290, May 2014.

[13] T. Johansen and T. Fossen, "Control allocation-A Survey," *Automatica*, vol. 49, pp. 1087-1103, 2013.

[14] D. Kim and J. Kim, "A real-time limit-cycle navigation method for fast mobile robots and its application to robot soccer," *Robotics and Automation Systems*, vol. 42, no. 1, pp. 17-30, 2003.



신 중 호

2011년 서울대학교 기계항공공학부 졸업(공학박사). 2012년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 비선형 적응 제어, 협업제어, 경로계획.



주 상 현

2012년 충남대학교 메카트로닉스 공학과 졸업(공학박사). 1993년~현재 국방과학연구소 재직중. 현재 관심분야는 무인차량 자율주행, 경로계획, 경로제어.