

신경망을 활용한 무인차량의 횡방향 적응 제어

Adaptive Control for Lateral Motion of an Unmanned Ground Vehicle using Neural Networks

신 증 호*, 허 진 욱, 최 덕 선, 김 종 희, 주 상 현
(Jongho Shin¹, Jinwook Huh¹, Tokson Choe¹, Chonghui Kim¹, and Sanghyun Joo¹)

¹Agency for Defense Development

Abstract: This study proposes an adaptive control algorithm for lateral motion of a UGV (Unmanned Ground Vehicle) using an NN (Neural Networks). The lateral motion of the UGV can be corrupted with various uncertainties such as side slip. In order to compensate the performance degradation of the UGV under various uncertainties, an NN-based adaptive control is designed by utilizing a virtual control concept. Since both the drift and input gain terms are uncertain, the proposed method adapts the whole terms related to the difference between the nominal and real systems. To avoid a singularity problem with the adaptive control, the affine property of the UGV dynamic model is utilized and the overall closed-loop stability is analyzed rigorously. Finally, numerical simulations using Carsim are performed to validate the effectiveness of the proposed scheme.

Keywords: UGV (Unmanned Ground Vehicle), NN (Neural Networks), adaptive control, singularity problem

I. 서론

최근 무인차량(UGV: Unmanned Ground Vehicle)의 자율주행 (autonomous navigation)과 관련된 많은 연구가 진행되고 있다. 특히, 미국 DARPA에서 주관하는 Grand/Urban 켈런지 등의 대회를 통해, 다양한 센서를 활용한 환경 인식(perception)과, 인식된 환경에 기반한 경로점 생성(path planning), 생성된 경로점을 추종하는 제어(control)를 모두 통합하는 많은 연구가 진행되고 있다[1-3]. 본 논문은 위에서 언급된 자율주행 연구 중에서 주어진 경로점을 추종하기 위한 제어에 집중한 연구 결과로, 무인차량의 횡방향 운동을 위한 신경망(NN: Neural Networks) 기반 적응제어기(adaptive controller)를 제안한다.

일반적으로 무인차량의 동역학을 완벽하게 모델링 하는 것은 쉬운 일이 아니다. 따라서 적절한 근사화와 가정을 통해 생성하는 차량 모델을 활용하여 제어를 설계하게 되는데, 이때 주의해야 할 것은 모델링된 무인차량 동역학 시스템과 실제 무인차량 간의 차이를 적절하게 보상해주어야 한다는 것이다. 이러한 보상은 강인제어 혹은 적응제어를 통해 해결될 수 있는데, 본 논문에서는 신경망을 활용한 적응제어 기법을 활용한다.

신경망 기반 적응제어기법의 가장 큰 장점은 실제 시스템과 모델링 되는 동역학 시스템의 차이, 즉, 시스템의 불확실성을 정확하고 효과적으로 보상한다는 것이다. 특히 구조가 있는(structured) 불확실성만을 보상할 수 있는 기존의 적응제어와는 달리 구조가 없는(unstructured) 불확실성까지 추정할 수 있는 신경망은 다양한 형태의 모델 오차를 추정 및 보상

할 수 있는 능력을 갖는다.

한편, 주어진 시스템을 affine 시스템으로 가정할 때, 시스템의 불확실성은 시스템의 drift 요소뿐만 아니라 입력 이득 요소(input gain element)에도 존재한다. 따라서 시스템의 drift 요소에 존재하는 불확실성뿐만 아니라, 입력 이득요소에도 포함되는 불확실성을 모두 고려한 적응제어기법이 요구된다. 하지만 입력 이득요소 혹은 입력 이득요소의 오차를 추정하게 되는 경우 추정된 값의 역이 제어 입력에 포함되므로 추정값이 0으로 수렴할 때 제어기 특이 문제(controller singularity problem)가 발생하게 된다.

본 논문에서 고려하는 무인차량의 횡방향 동역학 모델은 affine 시스템으로 표현되고, drift와 입력 이득요소에 불확실성이 존재하는 것으로 가정한다. 가상 제어입력(virtual control)과 affine 특성을 고려하여 최종 제어입력을 설계하고, 무인차량 횡방향 모델의 오차 동역학을 유도한다. 나아가 제어기 특이 문제를 해결할 수 있는 신경망 기반 적응제어기법을 설계한다[4]. 참고문헌 [4]와는 달리 최종 제어입력 설계 시, 모델링된 동역학 시스템을 고려하여 신경망이 추정하는 변수들의 크기가 작아지도록 하였다.

본 논문은 다음과 같은 순서를 갖는다. II 장에서는 무인차량의 동역학 모델에 관한 내용을 서술하고 동역학 시스템에 존재하는 내부 동역학(internal dynamics)의 안정성을 증명한다. III 장에서는 II 장에서 유도된 동역학 모델을 기반으로 신경망 적응 제어를 설계하고 전체 페루프 시스템의 안정성을 증명한다. 마지막으로 차량용 비선형 동역학 프로그램인 Carsim을 활용하여 제안한 알고리즘의 타당성을 검증하고 결론을 맺는다.

II. 무인차량의 동역학 모델

본 장에서는 무인차량의 동역학 모델에 대해 서술한다. 일반적으로 무인차량의 동역학을 완벽하게 모델링 하는 것은

* 책임저자(Corresponding Author)

Manuscript received April 12, 2013 / revised August 19, 2013 / accepted September 2, 2013

신증호, 허진욱, 최덕선, 김종희, 주상현: 국방과학연구소 (jshin@add.re.kr/jwhuh@add.re.kr/tschoe@add.re.kr/kimch@add.re.kr/jooshe@add.re.kr)

※ 이 논문은 2013 제 28회 ICROS 학술대회에 초안이 발표되었음.

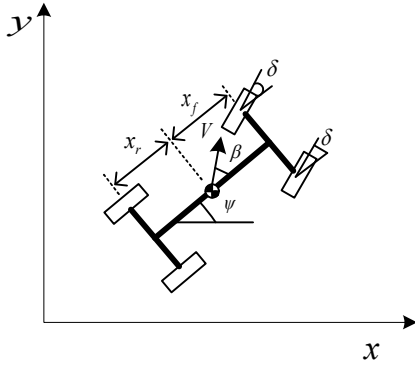


그림 1. 무인차량의 횡방향 운동.

Fig. 1. Lateral motion for UGV.

불가능하다. 그러므로 그림 1에 도시된 바와 같이 bicycle 모델을 활용하는데, 속도는 일정하게 유지된다고 가정하는 것이 일반적이다. 본 논문에서도 임의의 종방향 제어기로부터 속도가 일정하게 유지된다는 가정하에, 횡방향 제어를 설계하도록 한다.

그림 1에 도시된 Bicycle 모델은 식 (1), (2)와 같이 kinematics와 dynamics로 모델링 되고 표 1에 관련 변수를 정의하였다 [7].

- Kinematics

$$\begin{aligned}\dot{x} &= V \cos \psi \cos \beta - V \sin \psi \sin \beta \\ \dot{y} &= V \cos \psi \sin \beta + V \sin \psi \cos \beta \\ \dot{\psi} &= r\end{aligned}\quad (1)$$

- Lateral dynamics

$$\begin{aligned}\dot{\beta} &= -\frac{C_r + C_f}{mV} \beta + \left(\frac{C_r x_r - C_f x_f}{mV^2} - 1 \right) r + \frac{C_f}{mV} \delta \\ \dot{r} &= \frac{C_r x_r - C_f x_f}{I_{zz}} \beta - \frac{C_r x_r^2 + C_f x_f^2}{I_{zz} V} r + \frac{C_f x_f}{I_{zz}} \delta\end{aligned}\quad (2)$$

V 는 UGV의 속도, x, y 는 관성좌표계에서의 UGV의 위치, β, ψ, r 는 UGV의 슬립각, 요각, 요각속도, δ 는 조향입력을 나타낸다.

본 논문의 최종 목표는 요각을 추종하는 신경망 기반 적응 제어기를 설계하는 것이다. 이를 위해 요각에 대한 kinematics와 dynamics를 활용하게 되며 요각을 관심 출력(interest output)으로 선정한다. 관심 출력으로 선정된 요각 ψ 와 입력 δ 와의 관계를 유도하기 위해 요각을 미분하게 되면 두 번의 미분 수행 후 조향 입력이 나타나게 됨을 알 수 있다. 따라서 요각을 시간에 대해 두 번 미분된 식을 활용하여 제어기를 설계한다. 하지만 요각을 시간에 대해 두 번 미분한 동역

표 1. 무인차량의 특성 파라미터.

Table 1. Parameters of UGV.

Symbol	Description	Value
m	차량중량	2050 (kg)
I_{zz}	요 관성모멘트	3344 (kg · m ²)
x_f, x_r	앞(뒤)휠과 c.g. 사이 거리	1.43, 1.47 (m)
C_f, C_r	앞(뒤)휠 코너링 강성	1433 (N/deg)

학 속에는 슬립각 β 의 움직임을 체크하지 못한다는 문제가 발생한다. 따라서 요각 추종 제어기를 설계하기 전에 β 의 운동, 즉, 내부 동역학(internal dynamics)의 안정성을 명확히 판단해 주어야 한다.

내부 동역학의 안정성을 판단하기 위해서는 남게 되는 내부 동역학식이 제어입력을 갖고 있지 않아야 한다. 하지만 β 동역학 식은 제어입력을 포함하고 있기 때문에 similarity 변환 행렬을 사용하여 안정성을 체크한다. 이를 위해 상태변수를 다음과 같이 재정의한다.

$$\eta = \frac{x_f}{I_{zz}} \beta - \frac{1}{mV} r, \quad \xi_1 = \psi, \quad \xi_2 = r \quad (3)$$

재정의된 변수를 미분하게 되면 다음과 같은 동역학 식을 얻는다.

$$\begin{aligned}\dot{\eta} &= \alpha_1 \eta + \alpha_2 \xi_2 \\ \dot{\xi}_1 &= \xi_2 \\ \dot{\xi}_2 &= f_0(\xi_2, \beta) + g_0 \delta\end{aligned}\quad (4)$$

여기서 $f_0(\xi_2, \beta)$ 와 g_0 는 다음과 같이 정의된다.

$$f_0(\xi_2, \beta) = -\frac{C_r x_r^2 + C_f x_f^2}{I_{zz} V} \xi_2 + \frac{C_r x_r - C_f x_f}{I_{zz}} \beta \quad (5)$$

$$g_0 = \frac{C_f x_f}{I_{zz}}$$

$$\alpha_1 = -\frac{C_r x_f + C_f x_r}{mV x_f} \quad (6)$$

$$\alpha_2 = \frac{1}{mV} \left(\frac{C_r x_r^2 + C_f x_f^2}{I_{zz} V} - \frac{C_r x_f + C_f x_r}{mV x_f} \right) + \frac{x_f}{I_{zz}} \left(\frac{C_r x_r - C_f x_f}{mV^2} - 1 \right)$$

α_1 은 항상 음수이므로 ξ_2 가 0일 때 내부 동역학은 안정한 시스템, 즉, 최소위상시스템(minimum phase system)이 된다.

식 (4)에 정의된 시스템은 모두 알고 있는 상수들로 구성된다. 하지만 실제 상황에서 그러한 상수들을 정확하게 안다는 것은 불가능하기 때문에 동역학 식 (4)을 다음과 같은 불확실한 비선형 시스템으로 가정한다.

$$\begin{aligned}\dot{\xi}_1 &= \xi_2 \\ \dot{\xi}_2 &= f(\xi_1, \xi_2, \beta) + g(\xi_1) \delta\end{aligned}\quad (7)$$

불확실성을 갖는 비선형 시스템 (7)은 ξ_1 을 포함한다. 이것은 무인차량의 횡방향 동역학이 횡방향 모멘트, 즉, 횡방향 힘을 기반으로 결정되고, 횡방향 힘은 타이어에 작용하는 수직 힘으로 인해 발생되며 수직 힘은 무인차량의 자세에 의존한다는 사실에 의미한다.

추가적으로 다음 장에서 제안하는 제어기의 유도를 위해 아래의 두 특성이 필요하다.

특성 1: 입력 이득요소 g 의 부호는 알려져 있으며, ξ_1 이 한정되면 부등식조건 $g_{ub} > |g| > g_{lb}$ 을 만족하는 g_{ub} 와 g_{lb} 이 존재한다.

특성 2: ξ_1 과 ξ_2 가 한정되면 $|g| < g_{ub}^d$ 을 만족하는 g_{ub}^d 이 존재한다.

입력 이득요소 g 는 주어진 조향 입력 δ 에 대해 생성되는 횡방향 모멘트의 크기를 결정한다. 횡방향 모멘트는 수직력

에 의존하며, 수직력의 한계는 자세가 한정될 때 한정되므로 입력 이득요소 g 의 크기가 제한된다. 그리하여, ξ_1 과 ξ_2 가 한정될 때, g 의 시간에 대한 미분치도 한정된다. 추가적으로 δ 에 대한 g 의 방향은 비례하도록 설정할 수 있다.

III. 신경망 기반 적응제어

본 장에서는 요각을 추종하는 신경망 기반 적응제어기를 설계하고 전체 페루프 시스템의 uniformly ultimate boundedness를 증명한다.

1. 제어기 설계

요각 추종 제어기를 설계하기 위해 오차변수 z_1 을 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} z_1 &= \xi_1 - \psi_d \\ &= \xi_1 - \xi_d \end{aligned} \quad (8)$$

오차변수 z_1 을 시간에 대해 미분하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_1 &= \dot{\xi}_1 - \dot{\xi}_d \\ &= \xi_2 - \dot{\xi}_d \\ &= z_2 + \bar{\xi}_2 - \dot{\xi}_d \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $z_2 = \xi_2 - \bar{\xi}_2$ 를 나타내고, $\bar{\xi}_2$ 는 가상 제어입력(virtual control input)으로 다음과 같이 정의된다.

$$\bar{\xi}_2 = -k_1 z_1 + \dot{\xi}_d \quad (10)$$

여기서 k_1 는 양의 상수이다. 가상 제어입력 (10)을 z_1 에 대한 동역학 (9)에 적용하면 다음과 같은 페루프 시스템을 얻는다.

$$\dot{z}_1 = -k_1 z_1 + z_2 \quad (11)$$

오차변수 z_2 의 시간 미분은 다음과 같다.

$$\dot{z}_2 = f + g\delta - k_1^2 z_1 + k_1 z_2 - \ddot{\xi}_d \quad (12)$$

(12)에서 f 와 g 은 공칭모델과 불확실한 요소로 이루어진다. 일반적으로 적응 제어기를 사용하면 식(12)에 포함된 불확실한 요소를 제거해 줄 수 있는데, f 의 추정과는 달리 g 는 추정된 g 의 역이 제어기에 적용될 때, 무한대가 되는 문제, 즉 제어기 특이 문제(controller singularity problem)가 발생할 수 있다.

본 논문에서는 참고문헌 [4]에서 제안한 동역학 (12)의 affine 특징을 활용하여 g 가 아닌 g^{-1} 을 직접 추정하는 알고리즘을 제안한다. 식 (12)는 다음과 같이 재정의된다.

$$\dot{z}_2 = g \left(g^{-1} f + \delta + g^{-1} \Pi \right) \quad (13)$$

여기서, Π 는 다음과 같다.

$$\Pi = -k_1^2 z_1 + k_1 z_2 - \ddot{\xi}_d$$

공칭모델을 기반으로 식 (13)을 재정리하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_2 &= g \left(g_0^{-1} f_0 + \Delta_f(\xi_1, \xi_2, \beta) + \delta \right. \\ &\quad \left. + (g_0^{-1} + \Delta_g(\xi_1)) \Pi \right) \end{aligned} \quad (14)$$

여기서 Δ_f 와 Δ_g 는 실제 시스템과 공칭모델의 차이를 나타내고 신경망의 전역 근사화 특성을 활용하면 다음과 같이 정의된다.

$$\Delta_f = w_1^T \phi_1(\xi_1, \xi_2, \beta) + \epsilon_1(\xi_1, \xi_2, \beta) \quad (15)$$

$$\Delta_g = w_2^T \phi_2(\xi_1) + \epsilon_2(\xi_1) \quad (16)$$

여기서 w_1 과 w_2 는 이상적인 가중 파라미터를 의미하며, $\phi_1(\xi_1, \xi_2, \beta)$ 과 $\phi_2(\xi_1)$ 는 신경망의 활성화 함수(activation function), 그리고 $\epsilon_1(\xi_1, \xi_2, \beta)$ 과 $\epsilon_2(\xi_1)$ 는 근사화의 잔여오차(residual error)가 된다. 본 논문에서는 Gaussian Radial Basis(RBF) 활성화 함수를 사용한다.

식 (14), (15), (16)에 기반하여 신경망 기반 적응제어입력은 다음과 같이 설계한다.

$$\begin{aligned} \delta &= -g_0^{-1} f_0 - g_0^{-1} \Pi - \hat{w}_1^T \phi_1(\xi_1, \xi_2, \beta) \\ &\quad - \hat{w}_2^T \phi_2(\xi_1) \Pi - k_2 z_2 \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 k_2 는 양의 상수가 되며, 신경망 기반 보상 요소인 $\hat{w}_1^T \phi_1(\xi_1, \xi_2, \beta)$ 과 $\hat{w}_2^T \phi_2(\xi_1) \Pi$ 는 다음과 같은 적응법칙을 활용하여 추정된다.

$$\dot{\hat{w}}_1 = \gamma_1 \phi_1(\xi, \beta) z_2 - \kappa_1 \gamma_1 \hat{w}_1 \quad (18)$$

$$\dot{\hat{w}}_2 = \gamma_2 \phi_2(\xi_1) \Pi z_2 - \kappa_2 \gamma_2 \hat{w}_2 \quad (19)$$

여기서 $\xi = [\xi_1, \xi_2]^T$, γ_1 , γ_2 , κ_1 과 κ_2 은 적응 이득으로서 양의 상수이다.

2. 안정성 증명

제어입력 (17)을 시스템 (14)에 적용하면 다음과 같은 페루프 오차 동역학을 얻는다.

$$\begin{aligned} \dot{z}_2 &= g \left(-k_2 z_2 + \tilde{w}_1^T \phi_1(\xi_1, \xi_2, \beta) + \epsilon_1 \right. \\ &\quad \left. + \tilde{w}_2^T \phi_2(\xi_1) \Pi + \epsilon_2 \Pi \right) \end{aligned} \quad (20)$$

여기서, 가중치 파라미터 추정 오차 변수 \tilde{w}_1 과 \tilde{w}_2 은 다음과 같이 정의된다.

$$\tilde{w}_1 = w_1 - \hat{w}_1$$

$$\tilde{w}_2 = w_2 - \hat{w}_2$$

오차 동역학 (20)과 적응법칙 (18), (19), 특성 1과 2를 활용하면 다음의 정리 1을 얻는다.

정리 1: 신경망을 위한 적응법칙 (18)과 (19)을 만족하면 오차변수 z_1 과 z_2 , 파라미터 추정 오차 \tilde{w}_1 과 \tilde{w}_2 는 식 (21)의 콤팩트 집합에서 uniformly ultimately bound (UUB) 을 만족한다.

$$\begin{aligned} \mathfrak{D} &= \left\{ z_1 \in \mathfrak{R}, z_2 \in \mathfrak{R}, \tilde{w}_1 \in \mathfrak{R}^{N_1+1}, \tilde{w}_2 \in \mathfrak{R}^{N_2+1} \right. \\ &\quad \left. \mid z_1^2 + z_2 g^{-1}(\xi_1) z_2 + \frac{1}{\max\{\gamma_1, \gamma_2\}} \left(\tilde{w}_1^T \tilde{w}_1 + \tilde{w}_2^T \tilde{w}_2 \right) < \frac{C}{\tau} \right\} \end{aligned} \quad (21)$$

여기서 C 는 다음과 같다.

$$C = \frac{\kappa_1}{2} \|w_1\|^2 + \frac{\kappa_2}{2} \|w_2\|^2 + \frac{\epsilon^2}{4k_{22}} \quad (22)$$

증명: 다음과 같은 Lyapunov 후보 함수를 정의한다.

$$V_L = \frac{1}{2} z_1^2 + \frac{1}{2} z_2 g^{-1}(\xi_1) z_2 + \frac{1}{2\gamma_1} \tilde{w}_1^T \tilde{w}_1 + \frac{1}{2\gamma_2} \tilde{w}_2^T \tilde{w}_2 \quad (23)$$

식 (23)에서 정의된 Lyapunov 후보 함수는 g^{-1} 를 포함하고 있지만 특성 1에서 g^{-1} 는 부호가 항상 양수라는 것을 보였기 때문에 Lyapunov 함수는 항상 양이 된다.

Lyapunov 함수의 방향 시간 미분(directional time derivative)은 유도하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & -k'_1 z_1^2 - z_2 \left(k_{21} + g^{-1}(\xi_1) \dot{g}(\xi_1) g^{-1}(\xi_1) \right) z_2 \\ & + \frac{1}{\gamma_1} \tilde{w}_1^T \left(\dot{\tilde{w}}_1 + \gamma_1 \phi_1(\xi, \beta) z_2 \right) \\ & + \frac{1}{\gamma_2} \tilde{w}_2^T \left(\dot{\tilde{w}}_2 + \gamma_2 \phi_2(\xi_1) \Pi z_2 \right) - k_{22} z_2^2 + z_2 \epsilon \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 k_1 과 k_2 는 다음과 같이 조정된다.

$$\begin{aligned} k_1 &= k'_1 + 1/2, \quad k'_1 > 0 \\ k_2 &= k_{21} + k_{22} \\ k_2 &= k_{21} + k_{22} + 1/2, \quad k_{21}, k_{22} > 0 \end{aligned}$$

식 (24)에서 첫 번째 괄호는 다음의 조건을 만족한다.

$$\begin{aligned} -z_2(k_{21} + g^{-1}(\xi_1) \dot{g}(\xi_1) g^{-1}(\xi_1) z_2) \\ \leq - \left(k_{21} - \frac{g_{ud}^d}{2g_{lb}^2} \right) z_2^2 \end{aligned} \quad (25)$$

여기서 식 (25)의 괄호 안의 변수를 k_{21}^* 으로 정의한다.

$$k_{21}^* \triangleq \left(k_{21} - \frac{g_{ud}^d}{2g_{lb}^2} \right) > 0$$

식 (24)의 마지막 두 요소는 다음의 조건을 만족한다.

$$\begin{aligned} -k_{22} z_2^2 + z_2 \epsilon \leq & -k_{22} \left(z_2^2 - \frac{\epsilon}{k_{22}} z_2 + \frac{\epsilon^2}{4k_{22}^2} \right) + \frac{\epsilon^2}{4k_{22}} \\ \leq & \frac{\epsilon^2}{4k_{22}} \end{aligned} \quad (26)$$

식 (25)와 (26), 적응법칙 (18), (19)을 활용하면 Lyapunov 함수의 방향 시간 미분은 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & -k'_1 z_1^2 - k_{21}^* z_2^2 - \frac{\kappa_1}{2} \|\tilde{w}_1\|^2 - \frac{\kappa_2}{2} \|\tilde{w}_2\|^2 \\ & + \frac{\kappa_1}{2} \|w_1\|^2 + \frac{\kappa_2}{2} \|w_2\|^2 + \frac{\epsilon^2}{4k_{22}} \end{aligned} \quad (27)$$

k_{21} 을 다음의 조건 식 (28)이 만족되도록 설계한다.

$$k_{21} > \frac{\mu}{g_{lb}} + \frac{g_{ub}^d}{2g_{lb}^2} \quad (28)$$

따라서 Lyapunov 함수의 방향 시간 미분은 식 (29)을 만족한다.

$$\begin{aligned} \dot{V}_L \leq & -k'_1 z_1^2 - \frac{\mu}{g_{lb}} z_2^2 - \frac{\kappa_1}{2} \|\tilde{w}_1\|^2 - \frac{\kappa_2}{2} \|\tilde{w}_2\|^2 + C \\ \leq & -k'_1 z_1^2 - \mu z_2 g^{-1}(\xi) z_2 - \frac{\kappa_1}{2} \|\tilde{w}_1\|^2 \\ & - \frac{\kappa_2}{2} \|\tilde{w}_2\|^2 + C \\ \leq & -2\tau V_L + C \end{aligned} \quad (29)$$

여기서 C 와 τ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} C &= \frac{\kappa_1}{2} \|w_1\|^2 + \frac{\kappa_2}{2} \|w_2\|^2 + \frac{\epsilon^2}{4k_{22}} \\ 0 < \tau < \min \left\{ k'_1, \mu, \frac{\kappa_1 \gamma_1}{2}, \frac{\kappa_2 \gamma_2}{2} \right\} \end{aligned}$$

식 (29)에 의해 오차변수 z_1 과 z_2 , 파라미터 추정 오차 \tilde{w}_1 과 \tilde{w}_2 는 식 (21)의 콤팩트 집합에서 uniformly ultimately bound (UUB) 을 만족한다. ■

IV. 수치 시뮬레이션

본 장에서는 III 장에서 제안한 신경망 적응제어기법의 타당성을 검증하기 위해 차량 동역학 시뮬레이터인 Carsim을 사용하여 수치 시뮬레이션을 수행하였다. Carsim은 Matlab Simulink와 연동이 되는 비선형 차량 동역학 프로그램으로서 차량의 동특성을 정확하게 반영한다. 본 논문에서는 Carsim 프로그램이 탑재하고 있는 모델을 기반으로 시뮬링크 파일을 작성하였고, III 장에서 제안한 제어기법을 설계하였다.

적절한 요각 명령을 생성하기 위해 limit cycle을 활용하였고[8], limit cycle로 수렴되기 위한 요각 명령의 미분값을 만들기 위해 2차 필터를 설계하였다[6]. Limit cycle은 그림 2에서 보듯이, (150,150) 지점 위에 반경 50미터의 원의 형태로 생성된다.

식 (17)에서 제안한 제어기의 파라미터 값은 다음과 같다.

$$k_1 = 1, \quad k_2 = 2, \quad \gamma_1 = 3, \quad \gamma_2 = 0.1, \quad \kappa_1 = 0.01, \quad \kappa_2 = 0.01$$

신경망의 뉴론, 즉 w_1 과 w_2 의 개수는 각각 10개로 선정하였고, Gaussian RBF의 중심값은 1로, 평균은 0으로 선정하였다. 10개의 뉴론 중 마지막 하나는 1로 선정하여 bias도 동시

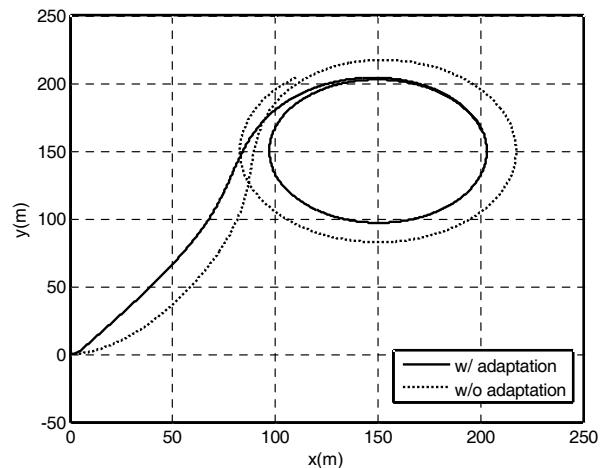


그림 2. 무인차량의 이동궤적.

Fig. 2. Position history of UGV.

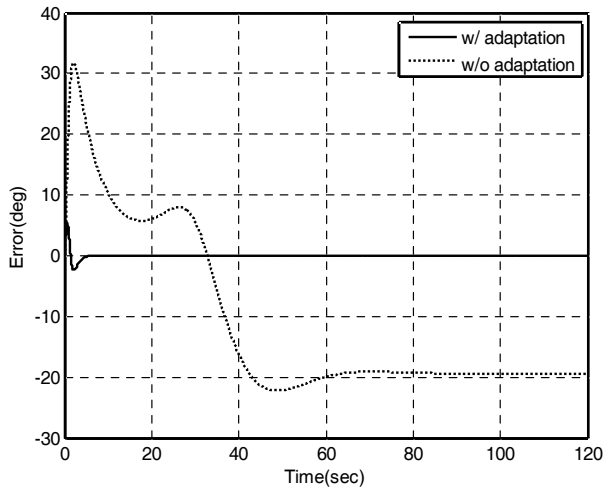


그림 3. 요각 오차.
Fig. 3. Heading error history.

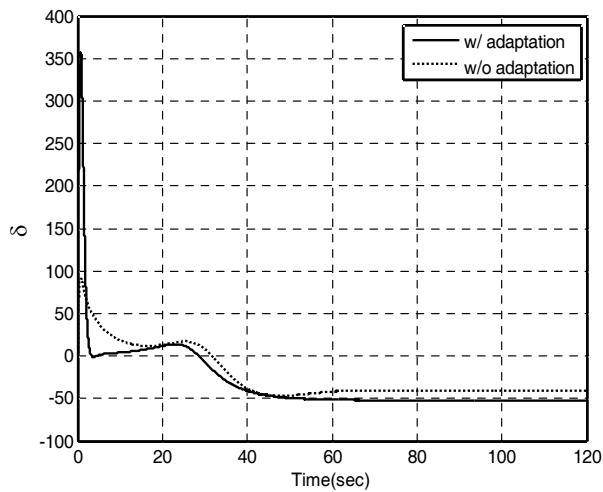


그림 4. 제어입력.
Fig. 4. Control input history.

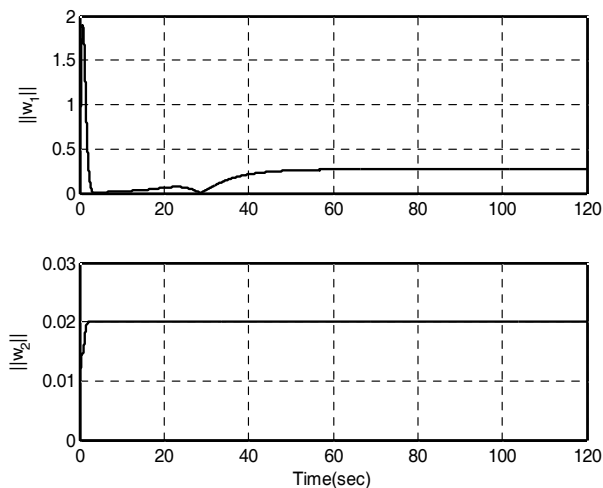


그림 5. 신경망의 가중 파라미터 놈(norm).
Fig. 5. History of norms of weight parameters.

에 추정되는 형태로 설계하였다.

그림 2~3는 수치 시뮬레이션 결과를 보여준다. 결과에서 확인할 수 있듯이, 신경망 기반의 적응 제어를 수행하였을 때 우수한 성능을 보이고 있다. 그림 4는 제어입력을 나타낸다. 신경망 기반 적응 제어입력이 상대적으로 많은 입력을 필요로 하지만 Carsim의 동역학을 풀 때 내부적으로 포화가 걸리기 때문에 상태 변수들의 응답이 발산하지 않아 뛰어난 요각 추종성능을 보인 것으로 판단된다. 마지막으로 그림 5는 신경망의 가중 파라미터의 놈(norm)을 나타낸다. 요각 추종 오차가 수렴해감에 따라 가중 파라미터의 놈도 수렴해 가는 것을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 무인차량의 횡방향 제어를 위한 신경망 기반 적응 제어기법을 제안하였다. 공칭모델 정보를 활용하여 추정해야 하는 불확실성의 크기를 감소시켰고, 입력 이득요소를 페루프 시스템에 직접 포함시켜 입력 이득요소에서 발생할 수 있는 불확실성을 고려하였다. 비선형 차량동역학 프로그램 Carsim 시뮬레이터를 활용하여 제안된 제어기법의 성능을 검증하였고, 현재 실제 무인 차량에 탑재하기 위한 연구가 진행 중이다.

REFERENCES

- [1] "Special issue on the DARPA Grand Challenge, Part I," *Journal of Field Robotics*, vol. 23, pp. 461-652, 2006.
- [2] "Special issue on the DARPA Grand Challenge, Part II," *Journal of Field Robotics*, vol. 23, pp. 655-835, 2006.
- [3] "Special issue on the 2007 DARPA Urban Challenge," *Journal of Field Robotics*, vol. 25, pp. 423-860, 2008.
- [4] S. S. Ge and C. Wang, "Direct adaptive NN control of a class of nonlinear systems," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 13, pp. 214-221, Jan. 2002.
- [5] J. Shin, J. Huh, T. Choe, C. Kim, and S. Joo, "Adaptive control for unmanned ground vehicle using neural networks," *Proc. of ICROS Annual Conference 2013*, Changwon, Korea, pp. 353-354, May 2013.
- [6] H. K. Khalil, *Nonlinear Systems*, 3rd Edition, Prentice-Hall PTR: Upper Saddle River, 2002.
- [7] S. Anderson, S. Peters, T. Pilutti, and K. Iagnemma, "An optimal control-based framework for trajectory planning, threat assessment, and semi-autonomous control of passenger vehicles in hazard avoidance scenarios," *Internal Journal Vehicle Autonomous Systems*, vol. 8, pp. 190-216, 2010.
- [8] D. Kim and J. Kim, "A real-time limit-cycle navigation method for fast mobile robots and its application to robot soccer," *Robotics and Autonomous Systems*, vol. 42, pp. 17-30, 2003.



신 중 호

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



허진욱

2006년 포항공과대학교 기계공학과 졸업(공학석사). 2006년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 경로계획, SLAM.



최덕선

2004년 연세대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 2005년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 야지주행, 무인차량, 충돌회피, 센서융합, 경로추종 및 경로계획.



김종희

2007년 한국과학기술원 전기 및 전자공학 전공(공학박사). 2008년~현재 국방과학연구소 재직중. 관심분야는 자율주행, 다중로봇 경로계획.



주상현

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