

추진기의 영향을 고려한 무인잠수정의 적응학습제어

이 원 창
부경대학교 전자공학과
(1997년 8월 13일 접수)

An Adaptive Learning Controller for Underwater Vehicle with Thruster Dynamics

Wonchang Lee

Department of Electronic Engineering
Pukyong National University
(Received August, 13, 1997)

Abstract

Underwater robotic vehicles(URVs) are used for various work assignments such as pipe-lining, inspection, data collection, drill support, hydrography mapping, construction, maintenance and repairing of undersea equipment, etc. As the use of such vehicles increases the development of vehicles having greater autonomy becomes highly desirable. The vehicle control system is one of the most critical vehicle subsystems to increase autonomy of the vehicle. The vehicle dynamics is nonlinear and time-varying. Hydrodynamic coefficients are often difficult to accurately estimate. It was also observed by experiments that the effect of electrically powered thruster dynamics on the vehicle become significant at low speed or stationkeeping. The conventional linear controller with fixed gains based on the simplified vehicle dynamics, such as PID, may not be able to handle these properties and result in poor performance. Therefore, it is desirable to have a control system with the capability of learning and adapting to the changes in the vehicle dynamics and operating parameters and providing desired performance. This paper presents an adaptive and learning control system which estimates a new set of parameters defined as combinations of unknown bounded constants of system parameter matrices, rather than system parameters. The control system is described with the proof of stability and the effect of unmodeled thruster dynamics on a single thruster vehicle system is also investigated.

1. 서 론

무인잠수정(underwater robotic vehicle)은 해저 케이블 매설 및 검사, 해양관련 자료수집, 해저 지도작성, 해저건설, 해저장비의 유지 및 보수 등

많은 위험이 도사리고 있는 바다속에서의 다양한 작업에 있어서 잠수부를 대신하기 위한 장비로 요즘 많은 주목을 끌고 있다¹⁾. 이러한 무인잠수정의 사용이 증가하고 견실성이 경제적인 문제에 있어서 중요한 요소가 됨에 따라 자율성을 갖는 무

인잠수정의 개발이 점점 더 요구되고 있는 추세이며, 자율성을 증대시키기 위한 가장 중요한 시스템 중의 하나가 제어시스템이다.

무인잠수정의 제어는 그 동력학의 특성상 쉬운 문제가 아니다. 일반적으로 무인잠수정의 동력학은 시변, 비선형이며, 수력학적인 계수들은 그 값을 구하기가 어려운 경우가 흔히 있을 뿐만 아니라 내부 비선형성, 자유도 사이의 커플링에 관계된 모델링 불확도 등이 존재한다. 더욱이 운항중에 있는 무인잠수정이 일정치 않은 payload를 다루어야 하는 경우가 발생하며, 이 경우에는 무게 중심, 부력중심 뿐만 아니라 잠수정의 전체 무게에도 영향을 미친다. 그러므로 간략화된 잠수정 동력학에 기초를 둔 PID와 같은 고정된 이득을 갖는 일반적인 선형제어기를 사용해서는 이러한 변화에 신속히 대응할 수 없으며, 만족할 만한 좋은 결과를 얻기가 어렵다. 또한 자동 docking, 잠수정에 부착된 매니퓰레이터의 사용 등에 있어서는 낮은 속도에서 움직이거나 자세유지와 같은 정교한 움직임을 요하므로 이 때 잠수정을 정밀하게 제어하는 것이 중요하다. 추진력을 생성하는 추진기의 영향이 저속운항이나 자세유지시에 잠수정의 움직임에 큰 영향을 미친다는 것이 실험을 통해 입증되었으며³⁾, 추진기의 동력학이 무시할 수 없는 상황이 되어 이를 고려한 제어기의 설계가 더욱 중요한 문제가 된다. 그러므로 잠수정의 동력학과 운항시의 여러 변수의 변화에 적응하고 학습할 수 있는 능력을 갖는 제어 시스템을 개발하는 것이 필요하다.

무인잠수정을 위한 대부분의 적응제어기에서는 시스템 파라미터를 추정하고, 그 경계치가 존재한다는 가정하에 제어 이득을 조절한다⁴⁾. 일반적인 적응제어 알고리즘은 긴 계산시간을 요하며, 추정하고자 하는 변수의 수가 증가함에 따라 비실용적이 될 수 있다. 더욱이 모델링이 되지 않은 동력학이 존재하는 경우에는 시스템의 제어에 실패할 수도 있다. 한편 최근에 기존의 적응제어기의 틀을 벗어난 새로운 형태의 적응학습제어 알고리즘이 발표되었다⁵⁾. 이 알고리즘에서는 시스템 파라미터를 추정하는 대신, 그 경계치의 결합으로 정의되는 새로운 파라메타 집합을 추정하는 방법을 택하

고 있으며, 기존의 반복학습제어와는 그 구조와 학습방법이 상이하다. 이러한 제어기는 기존의 적응제어기나 반복학습제어기보다 간단하고 효율적인 알고리즘이라고 볼 수 있다. 그러나 이 알고리즘도 모델링 불확도가 없는 경우에 국한되어 있다. 본 논문에서는 이 새로운 형태의 적응제어 알고리즘을 모델링 불확도가 존재하는 시스템에도 적용할 수 있도록 확장하고자 한다. 또한 그 안정도를 증명하고, 추진기의 영향을 받는 단일 추진기 무인잠수정의 제어에 이 알고리즘을 적용하여 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 그 실효성과 우수성을 검증하고자 한다.

2. 적응학습제어기

무인잠수정의 동력학에는 수력학적인 힘, 추진기의 힘, 중력과 부력 등에 의한 다양한 외부힘과 토오크가 존재한다. 무인잠수정의 동력학 모델에 관한 자세한 내용은 이미 여러 연구자들에 의해 발표되어 있으므로^{6,7)} 이 절에서는 벡터형태로 표현된 동력학 모델을 사용하는 무인잠수정의 제어 시스템에 초점을 맞추고자 한다.

Fig. 1은 무인잠수정의 좌표계를 나타내고 있으며, 무인잠수정의 동력학 모델은 다음 식으로 표현된다.

$$M(x)\ddot{x} + A(\dot{x})\dot{x} + h(x) + F_d = F_T \quad (1)$$

여기서 $x \in R^6$ 는 잠수정 좌표에서의 위치와 방향

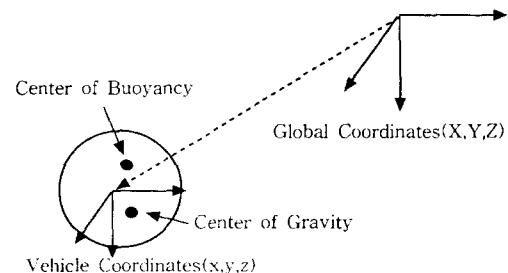


Fig. 1. Vehicle coordinate systems

벡터이며, $M \in R^{6 \times 6}$ 은 관성행렬이고, $A \in R^6$ 는 유체운동, drag force, 토오크에 의해 잠수정에 가해지는 힘과 토오크와 관련된 관성 속도항을 갖는 모든 비선형 동력학 요소를 나타내는 행렬이다. 또한 $h \in R^6$ 는 중력과 부력을 포함하는 벡터이며, $F_d \in R^6$ 는 주변환경에 의한 외란과 모델링이 되지 않은 동력학 요소를 포함하는 벡터이고, $F_T \in R^6$ 는 추진기에 의해 생성되는 힘과 토오크를 표현하는 벡터이다.

무인잠수정 동력학 모델 (1)의 시스템 행렬들은 다음 식과 같이 upper bound 및 lower bound를 갖는다고 가정한다.

$$\|M^{-1}\| \leq \alpha, \|M\| \leq \beta_1, \|A\| \leq \beta_2, \|h\| \leq \beta_3, \lambda_{\min}(M^{-1}) > \lambda \quad (2)$$

여기서 $\alpha, \beta, \gamma (i=0,1,2)$ 는 양의 상수이며, λ_{\min} 는 행렬의 최소고유치를 의미한다. 그리고 F_d 는 다음 식을 만족한다고 가정한다.

$$\|F_d\| \leq d_0 + d_1 \|e\| + d_2 \|e\| \quad (3)$$

여기서 $d_i (i=0,1,2)$ 는 양의 상수이며, $e = x_d - x$ 는 위치추종오차 벡터이다. 본 논문에서 제안하고자 하는 적응학습제어기는 시스템의 변수를 직접 추정하는 기존의 적응제어기의 형태에서 벗어나, 시스템의 변수의 경계치 상수의 조합으로 다음 식과 같이 정의되는 새로운 변수들을 추정하는데 그 특징이 있다.

$$\theta_i = \frac{\alpha}{\gamma} (\beta_i + d_{i-3}), i = 1, \dots, 5 \quad (4)$$

여기서 $\beta_4 = \beta_5 = \eta/\alpha$, η 는 양의 정수이며, $d_j = 0, j < 0$ 이다.

식(4)에서 정의된 변수를 이용하는 새로운 제어법칙과 적응법칙은 다음과 같다.

제어법칙 :

$$F_T = K_1 \ddot{x}_d + K_2 \dot{x} + K_3 + K_4 \dot{e} + K_5 e \quad (5)$$

식(5)의 제어법칙을 식(1)에 대입하면, 다음 식과 같은 오차 방정식이 주어진다.

$$\begin{aligned} \ddot{e} &= M^{-1}(M - K_1)\ddot{x}_d + M^{-1}(A - K_2)\dot{x} + M^{-1}F_d \\ &\quad - M^{-1}K_4\dot{e} - M^{-1}K_5e \\ &= M^{-1} \sum_{i=1}^5 (P_i - K_i)P_i + M^{-1}F_d \quad (6) \end{aligned}$$

여기서 Φ_i 와 $P_i, i=1, \dots, 5$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} P_1 &= M, P_2 = A, P_3 = h, P_4 = P_5 = 0, \\ \Phi_1 &= \ddot{x}_d, \Phi_2 = \dot{x}, \Phi_3 = 1, \Phi_4 = \dot{e}, \Phi_5 = e. \end{aligned}$$

정리:

식(7)의 제어기 이득과 식(8)의 적응법칙을 갖는 적응학습제어기 (5)의 추종오차 벡터 e 는 점근적으로(asymptotically) 안정하다.

제어기 이득:

$$K_i = \frac{\hat{\theta}_i \bar{e} \Phi_i^T}{\|\bar{e}\| \|\Phi_i\|} \quad (7)$$

적응법칙:

$$\dot{\hat{\theta}}_i = f_i \|\bar{e}\| \|\Phi_i\|, i = 1, \dots, 5 \quad (8)$$

단, f_i 는 양의 상수이며, \bar{e} 는

$$\bar{e} = \dot{e} + \sigma e \quad (9)$$

로 정의되고, σ 는 양의 상수이다.

증명:

제어기의 안정도를 증명하기 위해 다음과 같은 Lyapunov function candidate를 선택한다.

$$V = \frac{1}{2} \bar{e}^T \bar{e} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma (\theta_i - \hat{\theta}_i)^2 \quad (10)$$

식(10)를 시간에 대해 미분하면

$$\dot{V} = \bar{e}^T \dot{\bar{e}} + \sigma \bar{e}^T \bar{e} - \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma (\theta_i - \hat{\theta}_i) \dot{\hat{\theta}}_i \quad (11)$$

가 되고, 식(6)을 식(11)에 대입하면 다음 식이 된다.

$$\begin{aligned} \dot{V} &= [\bar{e}^T (M^{-1} \sum_{i=1}^5 P_i \Phi_i + M^{-1} F_d) + \sigma \bar{e}^T \bar{e} - \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma \theta_i \dot{\theta}_i] \\ &\quad + \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma \theta_i \dot{\theta}_i - \bar{e}^T M^{-1} \sum_{i=1}^5 K_i \Phi_i \quad (12) \end{aligned}$$

식(12)에 제어기 이득 식(7)과 적응법칙 식(8)을 대입하고 $\eta > \sigma$ 가 만족된다면, 식(12)의 첫 번째 대괄호 내의 식은 식(2)-(4)를 이용하여 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} & \tilde{e}^T (M^{-1} \sum_{i=1}^5 P_i \Phi_i + M^{-1} F_d) + \sigma \tilde{e}^T \dot{e} - \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma \theta_i \dot{\theta}_i \\ &= \tilde{e}^T \sum_{i=1}^5 M^{-1} P_i \Phi_i + \sum_{i=1}^5 \alpha \beta_i \| \tilde{e} \| \| \Phi_i \| + \sigma \tilde{e}^T \dot{e} - \eta \\ & (\| \tilde{e} \| \| \dot{e} \| + \| \tilde{e} \| \| e \|) + \tilde{e}^T M^{-1} F_d - \alpha \\ & (d_0 \| \tilde{e} \| + d_1 \| \tilde{e} \| \| \dot{e} \| + d_2 \| \tilde{e} \| \| e \|) \\ & \leq \sum_{i=1}^5 (\| M^{-1} \| \| P_i - \alpha \beta_i \| + (\sigma - \eta) \| \tilde{e} \| \| \dot{e} \| \\ & - \eta \| \tilde{e} \| \| e \|) + (\| M^{-1} \| - \alpha)(d_0 + d_1 \| \dot{e} \| d_2 \| e \|) \\ & \| \tilde{e} \| \leq 0 \end{aligned} \quad (13)$$

한편 식(12)의 두 번째 대괄호 내의 식은 식(7)과 (8)로부터

$$\begin{aligned} & - \tilde{e}^T M^{-1} \sum_{i=1}^5 K_i \Phi_i + \sum_{i=1}^5 f_i^{-1} \gamma \dot{\theta}_i \dot{\theta}_i \\ &= \sum_{i=1}^5 \left(- \frac{\tilde{e}^T M^{-1} \tilde{e}}{\tilde{e}^T \tilde{e}} + \gamma \right) \| \tilde{e} \| \| \Phi_i \| \\ & \leq \sum_{i=1}^5 (-\lambda_{\min}(M^{-1}) + \gamma) \| \tilde{e} \| \| \Phi_i \| \\ & < 0 \end{aligned} \quad (14)$$

가 된다. 따라서 식(13)과 (14)로부터

$$\dot{V} < 0 \quad (15)$$

가 되기 때문에, $\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{e} = 0$ 이 된다. 추종오차벡터 e 는 \tilde{e} 와 식(9)와 같은 관계를 가지고 있으므로 $\lim_{t \rightarrow \infty} e = 0$ 가 되어, 점근적으로 안정하다. □

식(5)의 적응학습제어기에서 식(7)의 제어기이득을 그대로 사용할 경우에는 식(7)의 분모가 0에 가까워짐에 따라 제어입력이 너무 크게 된다. 이를 피하기 위해 다음 식과 같은 변형된 제어규칙을 사용한다.

$$K_i = \begin{cases} \frac{\hat{\theta}_i \tilde{e} \Phi_i^T}{\| \tilde{e} \| \| \Phi_i \|}, & \text{for } \| \tilde{e} \| \| \Phi_i \| \geq \delta_i \\ \frac{\hat{\theta}_i \tilde{e} \Phi_i^T}{\delta_i}, & \text{for } \| \tilde{e} \| \| \Phi_i \| < \delta_i, \quad i=1, \dots, 5 \end{cases} \quad (16)$$

여기서 δ_i 는 양의 상수이며, 제어대상 시스템에 따라 설계자에 의해 결정된다. 이 변형된 제어규칙은 점근안정도를 보장할 수는 없지만, δ_i 에 의해 결정되는 작은 경계치에 의해 추종오차가 제한되는 것은 보장할 수 있다.

3. 토오크제어 추진기의 동력학 및 그 영향

본 논문에서는 분석의 간략성과 비교분석을 위해 Jason Jr. ROV(remotely operated vehicle)의 depth motion에 해당하는 1 자유도 모델을 채택하고자 하며²⁾, 그 동력학은 다음 식과 같다.

$$M\ddot{x} = -C_D \dot{x} |\dot{x}| + F_T \quad (17)$$

여기서 $M=340kg$ 은 질량(잠수정질량+added mass)이며, $C_D = 67Ns^2/m^2$ 는 drag 변수이다.

추진기의 모델링에 있어서 마주치게 되는 어려운 문제는 추진기가 일반적으로 비선형 애츄에이터처럼 동작한다는 점에 있다. 추진기 동력학이 어떻게 모델링될 수 있는가 하는 것에 대한 자세한 내용은 최근 여러 연구에서 잘 나타나 있으며^{3,8,9)}, 에너지의 관점에서 접근할 경우 다음 식과 같은 형태의 추진기 모델을 구할 수 있다.

$$\dot{\Omega} = -\alpha \Omega |\Omega| + \beta \tau \quad (18)$$

$$F_T = C_r \Omega |\Omega| \quad (19)$$

여기서 Ω 는 프로펠라의 각속도, τ 는 입력 토크, α 와 β 는 상수, C_r 는 비례상수이다. 본 논문에서 사용되는 추진기는 Jason Jr. ROV에 사용되는 것으로 각 변수의 값은 다음과 같다.

$$\alpha = 0.037, \quad \beta = 42V^{-1}s^{-1}, \quad C_r = 0.022Ns^2$$

제어기의 설계에 앞서서 추진기 동력학의 영향을 알아보기 위하여 잠수정의 방정식(2)와 추진기 방정식(3),(4)를 quasi-linear 모델 $G_V(s)$ 와 $G_T(s)$ 각각 표현하면 다음 식과 같이 된다.

$$G_V(s) = \frac{V(s)}{F_T(s)} = \frac{1/M}{s + C_D |V_n|/M} \quad (20)$$

$$G_T(s) = \frac{F_T(s)}{\tau(s)} = \frac{C_t \beta |\Omega_n|}{|\Omega_n|} \quad (21)$$

여기서 V_n 과 Ω_n 은 각각 V 와 Ω 와 명목치이다. 만일 추진기 동력학이 무시된다면, $G_T(s)$ 는 $G_T(s) = C_t \beta / \alpha$ 로 간략화될 수 있을 것이다. Fig. 2는 고속(150 rad/s) 및 저속(5 rad/s)인 경우에 있어서 추진기의 동력학을 포함한 전체 시스템의 극점 위치를 보여주고 있다. 고속으로 운항중일 때에는 추진기의 극점이 잠수정의 극점보다 멀리 떨어져 있어 추진기 동력학이 무시될 수 있다. 그러나 저속 운항시에는 잠수정과 추진기의 극점이 모두 원점 근처에 아주 가까이 놓이게 되므로, 추진기 동력학의 효과를 결코 무시할 수 없게 된다.

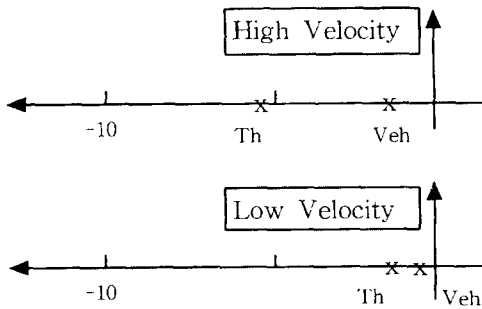


Fig. 2. Pole placements of the single-degree-of-freedom vehicle system with thruster dynamics for high and low velocities.

4. 시뮬레이션 결과

제안된 적응학습제어기를 추진기 동력학의 영향을 받는 무인잠수정에 적용하여 그 성능을 컴퓨터

시뮬레이션으로 검증하고자 한다. 또한 그 성능의 비교평가를 위하여 선형제어기의 일종인 진상제어기를 사용하였을 때의 결과를 아울러 도출하고자 한다.

4. 1 진상보상기

진상제어기를 사용할 경우는 식(17-19)의 무인 잠수정 및 추진기 모델에 다음 식과 같은 PD제어기 형태의 위치제어기를 기본적으로 사용하였으며, 이 제어기는 비선형 feed-forward항으로 잠수정의 drag을 보상해주기 위함이다.

$$u = C_D \dot{x} |x| + K_D e + K_P \dot{e} \quad (22)$$

여기서 $e = x_d - x$ 는 위치추종오차, u 는 계산된 제어 추진력을 의미한다. 본 시뮬레이션에서는 $K_D = 68$, $K_P = 136$ 을 선택하였다.

추진기의 동력학은 3절에서 분석한 바와 같이 1차 시스템으로 볼 수 있다. 따라서 Fig. 3과 같은 진상보상기를 사용한다면 이를 보상해 줄 수 있을 것이다. 진상보상기의 영점은 추진기의 극점을 상쇄시키는 역할을 하게 되며, 그 극점은 전체 제어기에 영향을 주지 않는 보다 높은 주파수에 위치시키게 된다. 시뮬레이션을 위해 사용된 진상보상기는 $(s+z)/(s+p)$ 로 주어지며, 그 극점 p 와 영점 z 를 각각 -4.1 과 0.1 에 각각 위치시켰다. Fig. 4과 Fig. 5는 보상이 되지 않았을 때와 진상보상기가 사용되었을 때의 정현파 입력에 대한 추종결과를 각각 보여주고 있다. 진상보상기에 의해 페루프 응답이 상당히 개선되었음을 알 수 있지만, 호버링과 같은 아주 저속인 경우는 응답이 상당히 왜곡되고 진동함을 볼 수 있다. 결과적으로 진상보상기는 보상이 되지 않았을 경우에 비해서는 응답

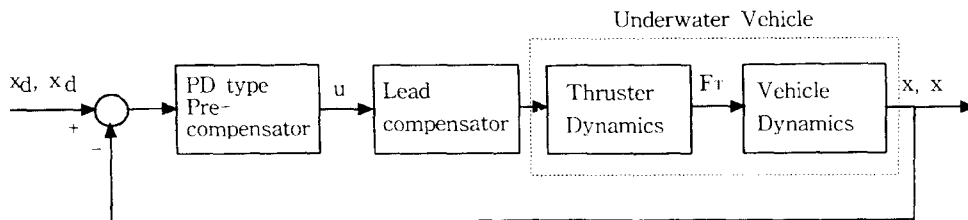


Fig. 3. Schematic diagram of the lead compensator for underwater vehicle

추진기의 영향을 고려한 무인잠수정의 적응학습제어

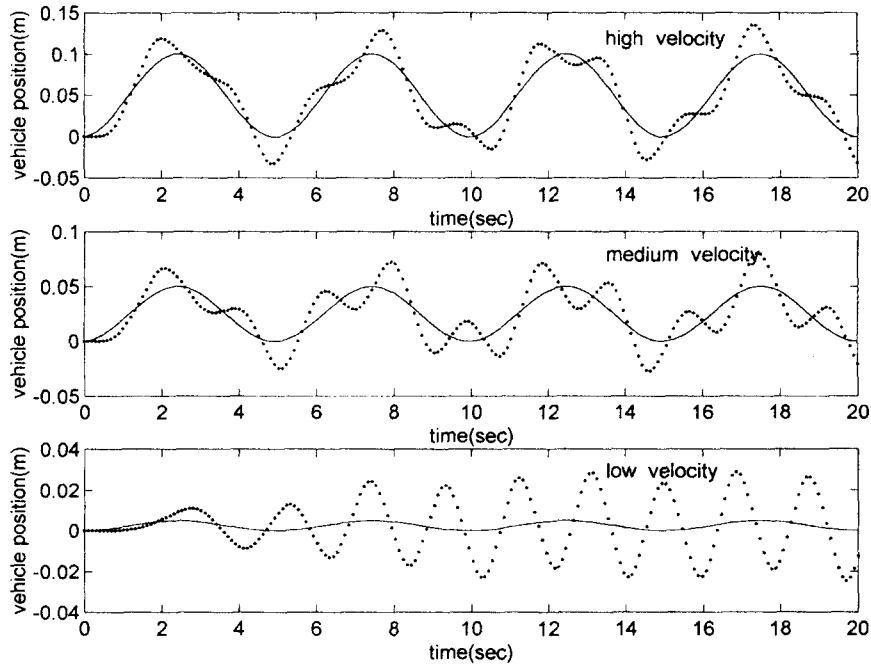


Fig. 4. Performance of underwater vehicle without the lead compensator(solid line: desired trajectory, dotted line: actual behavior).

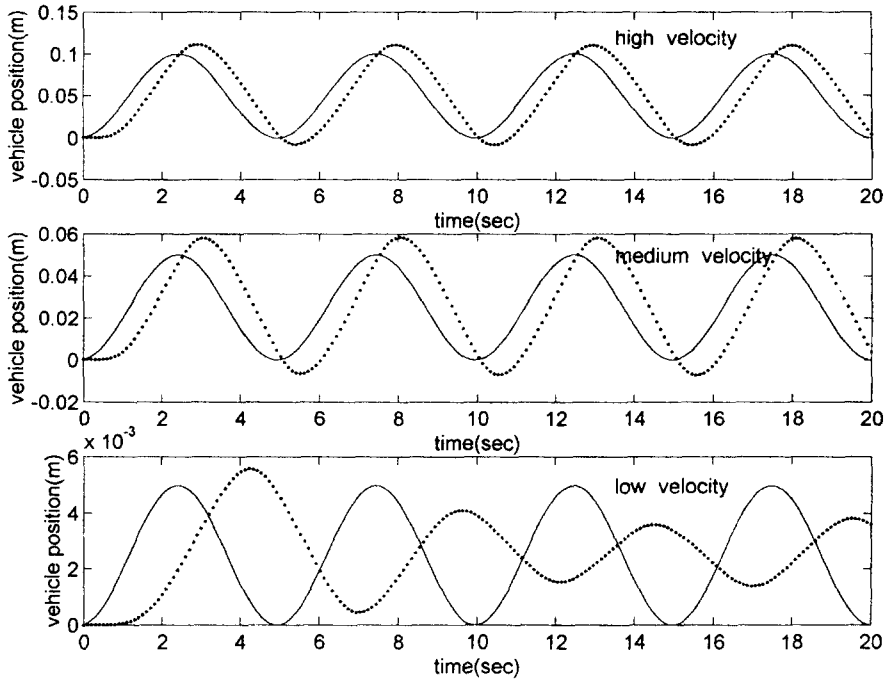


Fig. 5. Results of the lead compensator which show that performance degrades at low speed(solid line: desired trajectory, dotted line: actual behavior).

을 상당히 개선할 수 있지만 동작조건이 원하는 점에서 많이 변한다면 만족할 만한 성능을 기대하기는 어렵다.

4.2 적응학습제어기

Fig. 6의 적응학습제어기를 적용할 경우 식(18), (19)의 추진기 동력학에 의한 영향을 외란으로 간주하여 제어기를 설계하였다. 시뮬레이션에서 적응학습제어기 이득과 경계치 추정자의 모든 초기치는 0으로 두었다. 즉,

$$K_i=0, \quad \hat{\theta}_i=0, \quad i=1, \dots, 5$$

한편, 적응법칙에서 사용되는 f_i 및 σ 는 각각 다음과 같이 선택하였다.

$$f_i=50, \sigma=0.5, \delta_i=0.1 \quad i=1, \dots, 5$$

Fig. 7는 적응학습제어기가 사용되었을 때의 정현파 입력에 대한 추종결과를 보여주고 있다. 적응학습제어기에 의해 전 범위에 걸쳐서 만족한 추

종결과를 얻을 수 있었으며, 진상보상기에 의한 추종결과보다 월등히 좋은 응답특성을 나타낼 수 있다. 특히, 호버링과 같은 아주 저속인 경우에도 응답이 왜곡되거나 진동하지 않음을 볼 수 있다. 즉 적응학습제어기는 시스템 파라메타 경계치의 결합으로 정의되는 새로운 파라메타 집합을 추정하는 방법을 택하고 있으므로, 모델링 불확도가 존재하거나, 시스템의 파라메타가 변화로 인해

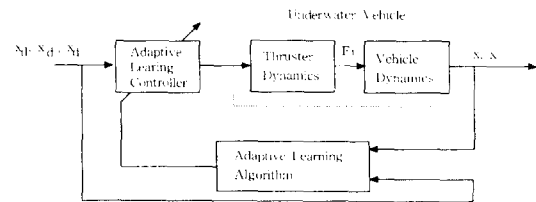


Fig. 6. Schematic diagram of an adaptive learning controller for underwater vehicle

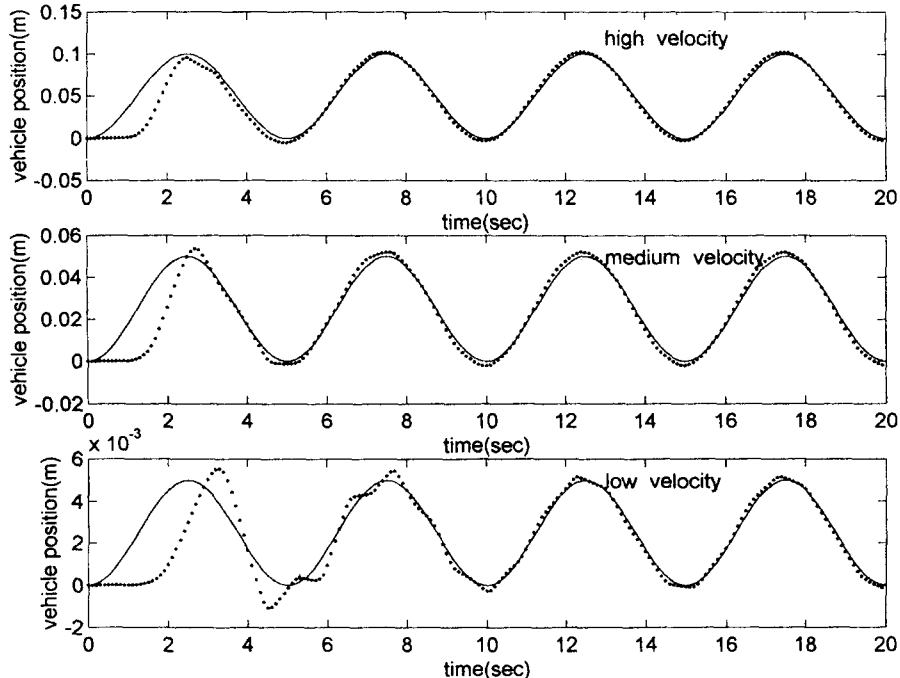


Fig. 7. Results of the adaptive learning controller which show good performance over the entire operation range (solid line: desired trajectory, dotted line: actual behavior).

동작조건이 원하는 점에서 많이 변할 경우에도 강한 제어를 할 수 있으며, 만족할 만한 제어응답을 나타낼 수 있다.

5. 결 론

무인잠수정의 동력학은 저속운항이나 호버링 때에는 특히 추진기 동력학의 영향을 많이 받게 된다. 이러한 동력학에 대한 보상이 제어시스템에서 적절히 이루어지지 못한다면, 페루프 시스템의 응답은 만족스러운 결과를 보여주지 못할 뿐만 아니라 limit cycle을 나타낼 수도 있다. 이러한 현상은 대부분의 무인잠수정에서 나타나고 있다.

본 논문에서는 추진기의 영향을 받는 무인잠수정의 위치제어를 위한 새로운 형태의 적응학습제어기를 제안하여 시뮬레이션을 통해 그 실효성과 성능을 검증하였다. 추진기의 모델로서는 비선형 동력학을 갖는 토오크제어 추진기를 선택하였으며, quasi-linear 기법을 사용하여 추진기의 동력학이 전체 시스템의 응답에 미치는 영향을 분석하였다. 제안된 적응학습제어기는 기존의 적응제어기와 달리 시스템의 파라메타를 직접 추정하는 대신 파라메타의 경계치로 이루어진 함수를 추정하는 형태를 취하고 있어, 보다 간결한 적응알고리즘의 구현이 가능한 장점이 있다. 시뮬레이션 결과에 나타난 바와 같이 제안된 적응학습제어기의 성능이 기존의 선형제어기에 비해 월등하다는 것을 알 수 있다.

6. 참고문헌

- 1) Adam, J. M.(1985) : Probing beneath the Sea, IEEE Spectrum, April, 55 - 64.
- 2) Blidberg, D. R.(1991) : Autonomous Underwater Vehicles: A Tool for the Ocean, Unmanned Systems, Spring, 17 - 23.
- 3) Yoerger, D. R. Cooke, J. G. and Slotine, J. J. E.(1990) : The Influence of Thruster Dynamics on Underwater Vehicle Behavior and Their Incorporation into Control System Design, IEEE J. of Oceanic Engineering, 15(3), 167 - 178.
- 4) Astöm, K. J.(1989) : Adaptive Control, Addison Wesley.
- 5) Choi, S. K. and Yuh, J.(1996) : Experimental Study on a Learning Control System with Bound Estimation for Underwater Robots, Proc. of the 1996 IEEE Intl' Conf. on Robotics and Automation, 2160 - 2165.
- 6) Nomoto, M. and Hattori, M.(1986) : A Deep ROV, Dolphin 3K: Design and Performance Analysis, IEEE J. of Oceanic Engineering, 11(3), 373 - 391.
- 7) Yuh, J.(1990) : Modeling and Control of Underwater Robotic Vehicles, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 20(6), 1475 - 1483.
- 8) Healey, A. J., Rock, S. M. Cody, S. Miles, D. and Brown J. P.(1994) : Toward an Improved Understanding of Thruster Dynamics for Underwater Vehicles, Proc. of the 1994 IEEE Sym. AUV Technology, 340 - 352.
- 9) Whitcomb, L. L. and Yoerger D. R.(1996) : Preliminary Experiments in the Model-Based Dynamics Control of Marine Thrusters, Proc. of the 1996 IEEE Intl' Conf. on Robotics and Automation, 2166 - 2173.