

경사감소학습을 이용한 이동로봇의 적응 PD 제어 방법

최영규¹ · 박진현^{2*}

An Adaptive PD Control Method for Mobile Robots Using Gradient Descent Learning

Young-Kiu Choi¹ · Jin-Hyun Park^{2*}

¹Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Pusan 46241, Korea

^{2*}Dept. of Mechatronics Engineering, Kyeognam National Univ. of Science and Technology, Jinju 52725, Korea

요 약

이동로봇은 유연한 생산시스템이 필요한 산업현장에서 유용하게 사용된다. 이동로봇이 생산부품과 같은 기계적 부하를 싣고 정해진 경로를 따라 정확히 이동하여야 하며 통상 기구학적 제어가 사용되고 있다. 그러나 부하가 매우 크고 비선형 마찰도 클 경우, 기구학적 제어로 만족할 만한 제어성능을 기대할 수 없어서 동적 제어가 연구되고 있다. 기존의 동적 제어기는 부하의 무게와 위치를 정확히 알아야 한다는 조건이 있다. 그러나 실제 기계적 부하는 빈번히 변하고 정확히 알 수 없으므로 기존의 동적제어기 성능에 한계가 있다. 따라서 기계적 부하를 정확히 알지 못해도 이동로봇의 동적제어가 작동하도록 경사감소학습을 이용하여 적응 PD 제어 방법을 본 논문에서 제안하였다. 여러 가지 부하 변동 조건하에서 다양하게 시뮬레이션 하여 본 논문의 적응 PD 제어 방법이 기존의 방법보다 폭넓은 수렴영역을 가지고 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

Mobile robots are effectively used in industrial fields that require flexible manufacturing systems. Mobile robots have to move with mechanical loads such as product parts along the specified paths, and are usually equipped with kinematic controllers. When the loads and nonlinear frictions are too high, satisfactory control performances can not be expected with the kinematic controllers, so some dynamic controllers have been developed. Conventional dynamic controllers require the exact weights and locations of the loads; however, the loads are frequently changed and unknown so that the control performances of the conventional controllers are limited. This paper proposes an adaptive PD control method using gradient descent learning to have sufficient dynamic control performance for unknown loads.

Simulation studies have been conducted for various load conditions to verify that the adaptive PD control method have much broader convergence region than the convention method.

키워드 : 이동로봇, 동적제어기, 부하변동, 경사감소학습, 적응PD제어

Key word : Mobile Robot, Dynamic Controller, Load Variation, Gradient Descent Learning, Adaptive Pd Control

Received 07 June 2016, Revised 08 June 2016, Accepted 13 June 2016

* Corresponding Author Jin-Hyun Park(E-mail:uabut@gntech.ac.kr, Tel:+82-55-751-3386)

Department of Mechatronics Engineering, Kyeognam National University of Science and Technology, Jinju 52725, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkice.2016.20.9.1679>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

산업이 고도화됨에 따라 다양한 요구를 수용하기 위해서 소량 다품종화가 주류를 이루어 가고 있다. 소량 다품종화를 위해서 유연한 생산시스템이 필수적이며 이를 위해서 로봇의 사용이 가속화되고 있다[1]. 로봇은 로봇매니퓰레이터와 이동로봇, 2가지로 대별될 수 있다. 로봇매니퓰레이터는 특정 위치에 고정되어 작업하는 반면, 이동로봇은 자유롭게 이동하며 다양한 작업을 수행할 수 있다. 이동로봇은 몸체, 센서, 구동부 및 제어시스템으로 구성되어 있다. 이동로봇의 구동부는 바퀴, 다리, 또는 무한궤도로 이루어져 있으며, AGV (Automated Guided Vehicle)과 같은 이동로봇은 공장 자동화에 쓰이므로 바퀴를 사용한다. 이러한 이동로봇은 유연한 생산라인 구축에 유용하게 사용된다[2]. 공장 내 물류를 위한 컨베이어 벨트는 하드웨어적으로 고정되어 유연한 생산라인에 부적합한 반면, 이동로봇은 소프트웨어적으로 이동경로를 바꿀 수 있기 때문에 유연한 생산라인에 적합하다. 이동로봇의 경로는 미리 정해 질 수 있으며 정해진 경로를 로봇이 충실하게 따라가야 주변물체와 충돌하는 사고를 방지할 수 있다. 대부분의 이동로봇의 운동제어에 기본적으로 기구학적 제어방법이 많이 사용되고 있으며 로봇 바퀴 속도제어를 통해 로봇 몸체의 이동속도와 회전속도를 제어할 수 있다[3]. 그러나 부하의 무게가 이동로봇의 무게보다 상대적으로 많이 커지거나 비선형 마찰이 커지면 기구학적 제어 방법은 한계가 있으므로 이동경로에서 많이 벗어날 수 있다. 이러한 문제를 제거하기 위해서 이동로봇의 동적 제어기[4, 5]가 연구되어졌으며, 부하의 무게, 위치 및 비선형 마찰 등을 고려한 digital acceleration control method[6]가 발표된 바 있다. 이 방법은 로봇매니퓰레이터 제어에 사용되는 computed torque method[7]와 매우 유사한 구조를 갖고 있다. 그런데 이 방법은 부하의 무게와 위치를 정확히 파악하고 있어야 한다는 전제조건이 있다. 그러나 실제 상황에서 부하가 무단히 바뀌고 알 수 없으므로 이러한 전제조건을 만족시키기 어렵다. 따라서 이동로봇의 부하 조건과 비선형 마찰 등을 고려한 기존의 동적제어 방법인 digital acceleration control method의 단점을 보완하기 위해 경사감소학습[8, 9]을 이용한 적응 PD 제어 방법을 본 논문에서 제안하였다. 기존의 방법은 부하 변동이 있을 경우 정확한

부하 조건을 알 수 없기 때문에 그로 인해 제어오차가 발생하며, 부하 변동이 매우 크면 제어가 발산할 수 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 기존 제어가 갖고 있는 일정이득 PD 제어구조를 가변이득 PD 제어 구조로 확장하였으며, 가변 PD 제어 알고리즘을 경사 감소학습방법으로 유도하였다. 여러 가지 부하 변동 조건하에서 다양하게 시험하여 본 논문의 적응 PD 제어 방법이 기존의 방법보다 폭넓은 수렴영역을 가지고 있음을 확인한다.

II. 이동로봇의 기구학 및 동적방정식

이동로봇은 차동형(differential type)이며 그림 1과 같이 2개의 바퀴와 2개의 캐스터를 갖는다. C는 이동로봇의 기하학적 중심이고 G는 부하를 포함한 무게중심이다. d는 C에 대한 G의 거리이고, γ 와 α 는 이동로봇에 대한 G의 상대각도이다. 이동로봇 자체 질량은 M이고 부하 질량은 m이며 2b는 구동축 길이이다. 이동로봇의 직진속도는 v_c 이고 회전각도는 ϕ 이다.

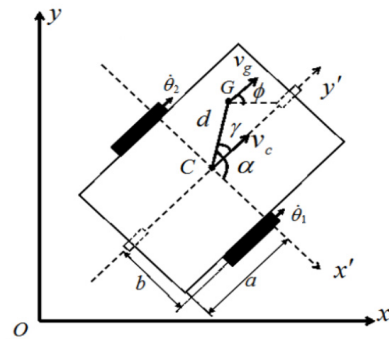


Fig. 1 Structural model of the mobile robot

그림 1에서 기구학 방정식은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \dot{x}_c &= v_c \cos \phi \\ \dot{y}_c &= v_c \sin \phi \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} v_c \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{r}{2} & \frac{r}{2} \\ \frac{r}{2b} & -\frac{r}{2b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{\theta}_1 \\ \dot{\theta}_2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

단, r 은 구동바퀴의 반경이고 $\dot{\phi}$ 은 이동로봇의 회전 각속도이며 $\dot{\theta}_1$ 과 $\dot{\theta}_2$ 는 구동바퀴의 회전 각속도이다.

Lagrange formulation에 의해 동적방정식을 구하면 다음과 같다[6].

$$\begin{aligned} \tau_1 &= m_{11}\ddot{\theta}_1 + m_{12}\ddot{\theta}_2 + T_1(\dot{\theta}_1) \\ \tau_2 &= m_{21}\ddot{\theta}_1 + m_{22}\ddot{\theta}_2 + T_2(\dot{\theta}_2) \end{aligned} \quad (3)$$

단, τ_1 과 τ_2 는 바퀴의 구동토크이며 $\ddot{\theta}_1$ 과 $\ddot{\theta}_2$ 는 바퀴의 회전 각가속도이다. 그리고 $m_{11}, m_{12}, m_{21}, m_{22}$ 는

$$\begin{aligned} m_{11} &= \frac{r^2(M+m)}{4b^2}(b+d\cos\alpha)^2 + \frac{r^2[I+d^2(M+m)]}{4b^2} \\ &\quad + (J_\omega + k^2J_0) \\ m_{12} &= \frac{r^2(M+m)}{4b^2}(b+d\cos\alpha)(b-d\cos\alpha) \\ &\quad - \frac{r^2[I+d^2(M+m)]}{4b^2} \\ m_{21} &= m_{12} \\ m_{22} &= \frac{r^2(M+m)}{4b^2}(b-d\cos\alpha)^2 + \frac{r^2[I+d^2(M+m)]}{4b^2} \\ &\quad + (J_\omega + k^2J_0) \end{aligned}$$

위에서 I 는 이동로봇의 회전관성질량이고 J_ω 는 바퀴의 관성질량이며 J_0 는 구동모터의 관성질량, k 는 기어비율이다.

$T_1(\dot{\theta}_1)$ 과 $T_2(\dot{\theta}_2)$ 는 바퀴의 비선형 마찰이며 다음 식과 같다.

$$T_i(\dot{\theta}_i) = T_{vi}(\dot{\theta}_i) + T_{ci}(\dot{\theta}_i), \quad i = 1, 2 \quad (4)$$

$T_{vi}(\dot{\theta}_i)$ 는 점성마찰이고 $T_{vi}(\dot{\theta}_i) = f_i\dot{\theta}_i$ 이며 f_i 는 점성마찰계수이다. $T_{ci}(\dot{\theta}_i)$ 는 Coulomb 마찰과 Stribeck 마찰이다.

$$T_{ci}(\dot{\theta}_i) = \begin{cases} \tau_i & \dot{\theta}_i = 0 \text{ and } \tau_i < T_{\max i} \\ T_{\max i} & \dot{\theta}_i = 0 \text{ and } \tau_i \geq T_{\max i} \\ T_{\min i} + (T_{\max i} - T_{\min i})e^{-a_i\dot{\theta}_i} & \dot{\theta}_i > 0 \\ -T_{\min i} + (T_{\min i} - T_{\max i})e^{a_i\dot{\theta}_i} & \dot{\theta}_i < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$T_{\max i}$ 는 최대 정지마찰력이고, $T_{\min i}$ 는 Coulomb 마찰이며 a_i 는 Stribeck 마찰계수이다.

III. 제어기 설계

이동로봇의 동적방정식(3)은 다음과 같이 간단한 형태로 나타낼 수 있다.

$$\tau = M\ddot{\theta} + T(\dot{\theta}) \quad (6)$$

단, $\tau = [\tau_1 \ \tau_2]^T$, $\ddot{\theta} = [\ddot{\theta}_1 \ \ddot{\theta}_2]^T$, $M = \begin{bmatrix} m_{11} & m_{12} \\ m_{21} & m_{22} \end{bmatrix}$, $T(\dot{\theta}) = [T_1(\dot{\theta}_1) \ T_2(\dot{\theta}_2)]^T$

디지털제어 시에 샘플링 주기를 T_s 로 놓고, 시간 kT_s^+ 와 $(k+1)T_s$ 에서 식(6)은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tau[kT_s] &= M\ddot{\theta}(kT_s) + T[\dot{\theta}(kT_s)] \\ \tau[kT_s^+] &= M\ddot{\theta}(kT_s^+) + T[\dot{\theta}(kT_s^+)] \end{aligned} \quad (7)$$

단, $\tau[kT_s] = \tau[(k-1)T_s^+]$ 는 시간 구간 $[(k-1)T_s^+, kT_s]$ 에서의 제어토크이고, $\tau[kT_s^+]$ 는 시간 구간 $[kT_s^+, (k+1)T_s]$ 에서의 제어토크이다.

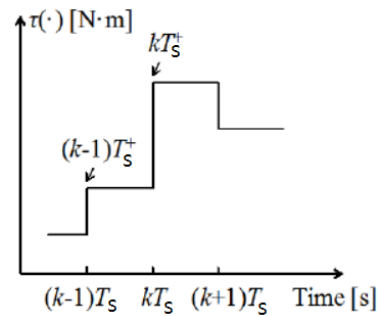


Fig. 2 Stepwise change of control torque

그림 2에서 제어토크는 kT_s^+ 순간에서 변하게 되므로 가속도도 변하게 되나, 속도와 위치 및 비선형 마찰은 적분 특성으로 인해 연속적인 값이 된다. 즉 식 (8)과

같다.

$$\begin{aligned} \ddot{\theta}(kT_s^+) &\neq \ddot{\theta}(kT_s) \\ \dot{\theta}(kT_s^+) &= \dot{\theta}(kT_s) \\ \theta(kT_s^+) &= \theta(kT_s) \\ T(kT_s^+) &= T(kT_s) \end{aligned} \quad (8)$$

시간 kT_s^+ 에서 제어입력은 digital acceleration control method[6]에 의해 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \tau[kT_s^+] &= \tau[(k-1)T_s^+] + M[\ddot{\theta}^*(kT_s^+) - \ddot{\theta}(kT_s)] \\ &+ K_D[\dot{\theta}^*(kT_s) - \dot{\theta}(kT_s)] + K_P[\theta^*(kT_s) - \theta(kT_s)] \end{aligned} \quad (9)$$

단, $\theta^*(kT_s)$ 는 기준 경로 위치이고 K_D 와 K_P 는 미분 비례 제어이득이며 아래와 같은 형태를 취한다.

$$K_D = \begin{bmatrix} k_{d1} & 0 \\ 0 & k_{d2} \end{bmatrix}, K_P = \begin{bmatrix} k_{p1} & 0 \\ 0 & k_{p2} \end{bmatrix}$$

이때의 오차방정식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} e((k+1)T_s^+) \\ \dot{e}((k+1)T_s^+) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} e(kT_s^+) \\ \dot{e}(kT_s^+) \end{bmatrix} \quad (10)$$

단, 오차 $e(kT_s^+) = \theta^*(kT_s^+) - \theta(kT_s^+)$ 이고,

$$A = \begin{bmatrix} I - K_P T_s^2/2 & (I - K_D T_s/2) T_s \\ -K_P T_s & I - K_D T_s \end{bmatrix} \text{이다.}$$

A 의 고유치(eigenvalue)가 단위원 내에 있도록 K_D 와 K_P 를 선택하면

$$\lim_{k \rightarrow \infty} e(kT_s) = \lim_{k \rightarrow \infty} [\theta^*(kT_s) - \theta(kT_s)] = 0$$

즉, 점근안정하게 된다[6].

그런데 M 은 식 (3)에서와 같이 이동로봇의 자체질량 뿐만 아니라 부하질량과 무게중심위치 등의 여러 파라미터 값에 의해 결정된다. 이러한 M 값은 정확히 알기 어렵고, 운행 중 변할 수 있기 때문에 실제의 M 보다 추정치 \hat{M} 를 사용할 수밖에 없다. 실제 M 대신 추정치 \hat{M} 을 사용한 제어기는 불안정해질 수 있으므로, 단순한 PD 제어구조를 확장할 필요가 있다.

본 논문에서 경사감소학습[8,9]을 이용하여, PD제어기의 P, D 제어이득을 적응적으로 변화시켜줌으로써 실제 M 대신 추정치 \hat{M} 을 사용한 제어기에서도 안정 범위를 크게 넓히고자 한다.

오차 함수 $E_p(k)$ 는 식 (11)과 같이 구성한다.

$$E_p(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 [\theta_j^*(k) - \theta_j(k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^2 e_j^2(k) \quad (11)$$

PD 제어기의 이득 K_P 와 K_D 는 수식의 간결한 표현을 위하여 $K_P = K_1$, $K_D = K_2$ 로 표시하였다. 따라서 신경회로망을 이용한 적응 PD 제어기의 이득 변화량 $dK_P = dK_1$, $dK_D = dK_2$ 로 두고, 업데이트를 위한 $\Delta dK_1(k)$, $\Delta dK_2(k)$ 는 연쇄법을 사용하여 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \Delta dK_i(k) &= -\zeta_i \frac{\partial E_p(k)}{\partial dK_i(k)} \\ &= -\zeta_i \frac{\partial E_p(k)}{\partial \theta_j(k)} \frac{\partial \theta_j(k)}{\partial \tau_j(k)} \frac{\partial \tau_j(k)}{\partial dK_i(k)} \end{aligned} \quad (12)$$

여기서, $i = 1, 2, j = 1, 2$, ζ_i 는 학습률을 나타낸다. 식 (12)의 각 항들을 정리하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial E_p(k)}{\partial \theta_j(k)} = -(\theta_j^*(k) - \theta_j(k)) = -e_j(k) \quad (13)$$

그리고 $\frac{\partial \theta_j(k)}{\partial \tau_j(k)}$ 는 시스템의 자코비안(Jacobian)을 의미하며 $\frac{\Delta \theta_j(k)}{\Delta \tau_j(k)}$ 로 근사 가능하고 경사 감소학습법의 특성상 크기보다 부호의 정보가 중요하므로 식 (14)와 같이 사용하였다.

$$\frac{\partial \theta_j(k)}{\partial \tau_j(k)} \Rightarrow \text{sgn}\left(\frac{\Delta \theta_j(k)}{\Delta \tau_j(k)}\right) \quad (14)$$

단, $\Delta \theta_j(k) = \theta_j(k-1) - \theta_j(k-2)$,
 $\Delta \tau_j(k) = \tau_j(k-1) - \tau_j(k-2)$ 이다.

$\frac{\partial \tau_j(k)}{\partial dK_i(k)}$ 는 식 (15)의 적응PD제어기로부터 식 (16)과 같이 구해진다.

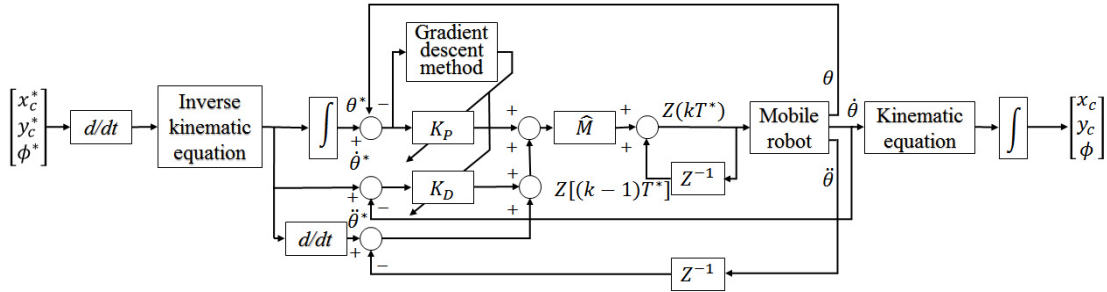


Fig. 3 Block diagram of the proposed control system

$$\tau[kT_s^+] = \tau[(k-1)T_s^+] + \hat{M}[\ddot{\theta}^*(kT_s^+) - \ddot{\theta}(kT_s)] + K_D[\dot{\theta}^*(kT_s) - \dot{\theta}(kT_s)] + K_P[\theta^*(kT_s) - \theta(kT_s)] \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \tau_j(k)}{\partial dK_1(k)} &= \hat{M}(\theta_j^*(k) - \theta_j(k)) \\ \frac{\partial \tau_j(k)}{\partial dK_2(k)} &= \hat{M}(\dot{\theta}_j^*(k) - \dot{\theta}_j(k)) \end{aligned} \quad (16)$$

식(15)의 제어기는 식 (9)의 제어기에 비해, 미지의 M 대신 실제적인 추정치 \hat{M} 를 사용하고 있다.

따라서 적응 PD 제어기 이득의 변화량 dK_i 의 온라인 자동 동조를 위한 업데이트 식은 다음과 같다.

$$dK_i(k+1) = dK_i(k) + \Delta dK_i(k) \quad (17)$$

여기서, $i = 1, 2$ 이다.

그림 3은 경사감소학습을 이용한 제안된 제어 시스템의 블록다이어그램을 나타낸다.

IV. 시뮬레이션 및 결과

앞에서 제안된 적응 PD 제어기 (15)의 성능을 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 확인해 보았다. 이동로봇의 물리적 파라미터는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} M &= 46.5 \text{ kg}, \hat{m} = 60 \text{ kg}, \hat{d} = 0.2 \text{ m}, \hat{\alpha} = 2\pi/3 \text{ rad}, \\ b &= 0.27 \text{ m}, r = 0.122 \text{ m}, I = 1.3133 \text{ kg}\cdot\text{m}^2, k = 3, \\ f_1 = f_2 &= 0.2 \text{ kg}\cdot\text{m}^2, T_{\max 1,2} = 60 \text{ N}\cdot\text{m}, T_{\min 1,2} = 6 \text{ N}\cdot\text{m}, \end{aligned}$$

$J_0 = 0.0125 \text{ kg}\cdot\text{m}^2, J_w = 0.0144 \text{ kg}\cdot\text{m}^2$, 위에서 실제의 m, d, α 는 운전 조건에 따라서 변하며 이때의 제어성능을 확인해보고자 한다.

본 논문에서 이동로봇의 경로는 원(circle)이며, 출발 속도는 0이고 가속을 한 다음에 감속하고 정지하는 형식으로 다음과 같은 기준궤적을 발생시킨다.

$$\begin{aligned} x_c^*(t) &= x_0 + R \cos \sigma(t) \\ y_c^*(t) &= y_0 + R \sin \sigma(t) \\ \phi^*(t) &= \frac{\pi}{2} + \sigma(t) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\sigma(t) = \begin{cases} \frac{4\pi}{t_0^2} t^2 & 0 \leq t \leq \frac{t_0}{2} \\ 2\pi - \frac{4\pi}{t_0^2} (t-t_0)^2 & \frac{t_0}{2} \leq t \leq t_0 \end{cases} \quad (19)$$

원의 중심좌표는 $[x_0, y_0] = [5\text{m}, 5\text{m}]$ 는 원의 중심좌표이고, 원의 반경은 $R = 4\text{m}$ 이다. 시간 t_0 를 바꿈으로써 운동속도를 변경할 수 있으며 $t_0 = 150$ 초로 놓았다. 초기 위치는 $x_c(0) = 9\text{m}, y_c(0) = 5\text{m}$ 이고, 초기 각도는 $\phi(0) = \pi/2 \text{ rad}$ 이다.

그림 4는 기준 궤적과 x_c^*, y_c^* , 그리고 ϕ^* 를 보여주고 있다.

부하가 $m = 30 \text{ kg}, d = 0.2 \text{ m}, \alpha = 2\pi/3 \text{ rad}$ 으로 부하 질량만 60kg 에서 30kg으로 변경되었을 때에, 기존의 digital acceleration control method[6] 성능이 그림 5에 도시되었다.

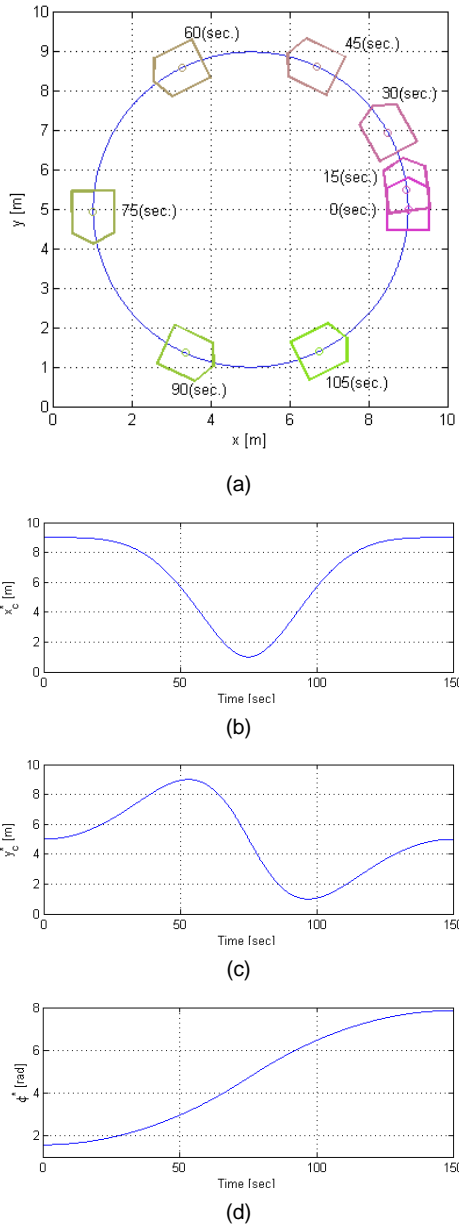


Fig. 4 Reference trajectory, x_c^* , y_c^* , and ϕ^* (a) Reference trajectory (b) x_c^* (c) y_c^* (d) ϕ^*

부하질량이 60kg에서 30kg으로 변동되었어도 기존 제어가 안정하며 또한 적절한 제어성능을 보여주고 있다. 부하질량이 더 많이 변동하여 3kg으로 대폭 감소한 경우에 대한 성능이 그림 6에 나타나 있다.

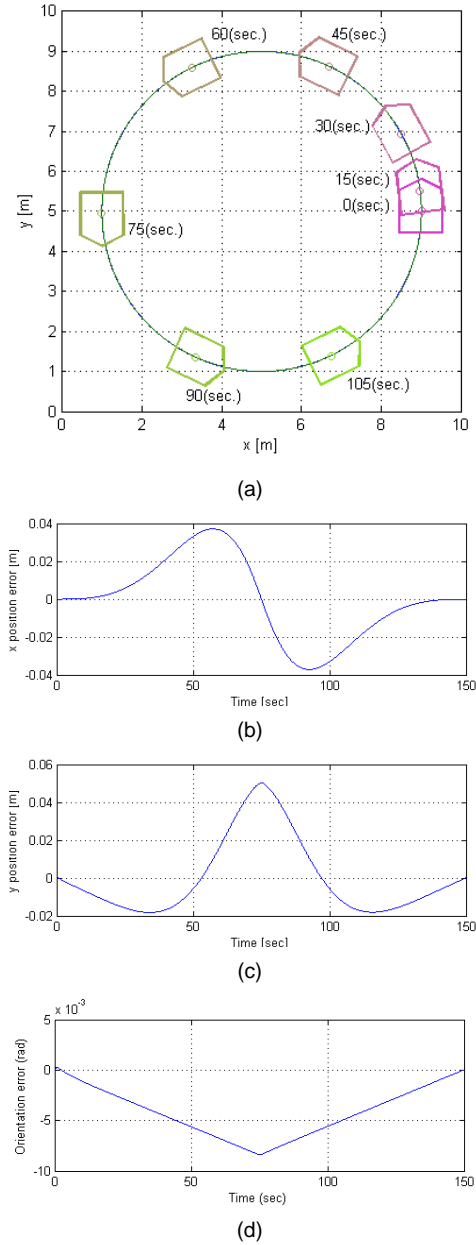
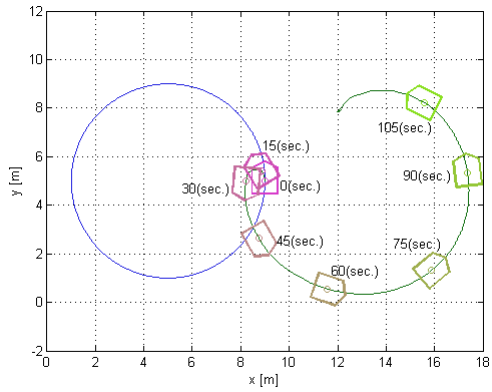
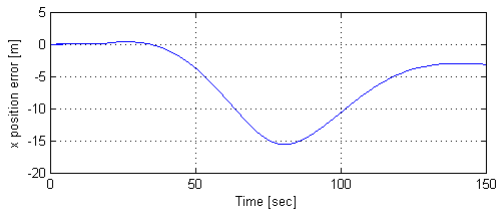


Fig. 5 Performance of the conventional controller with a payload of 30kg (a) Actual trajectory (b) Tracking error of x_c (c) Tracking error of y_c (d) Tracking error of ϕ

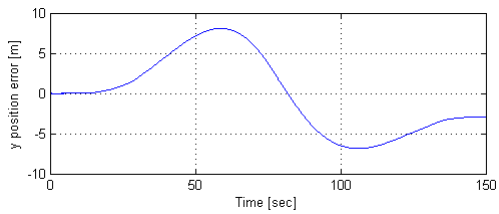
부하질량이 60kg에서 3kg으로 매우 크게 변동된 경우, 기존 제어기는 불안정하여 전혀 제어가 되지 않음을 알 수 있다.



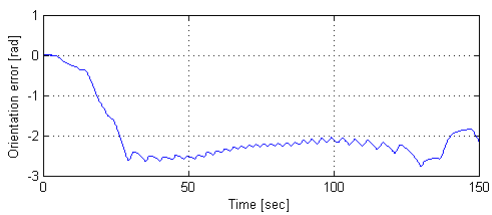
(a)



(b)



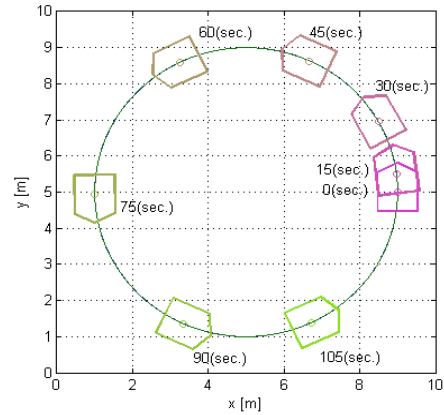
(c)



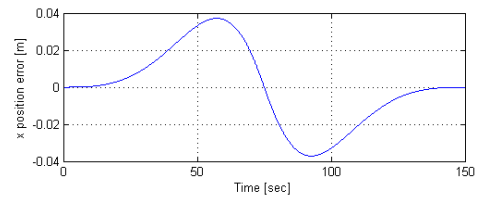
(d)

Fig. 6 Performance of the conventional controller with a payload of 3kg (a) Actual trajectory (b) Tracking error of x_e (c) Tracking error of y_e (d) Tracking error of ϕ

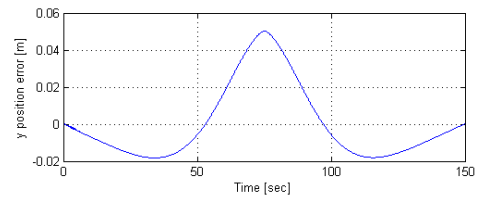
그러나 본 논문에서 제안한 적응 PD 제어를 적용한 결과 그림 7과 같이 불안정하지 않으며 적절한 제어 성능을 보여주고 있다.



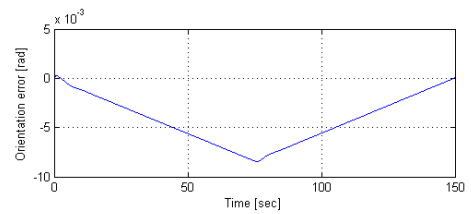
(a)



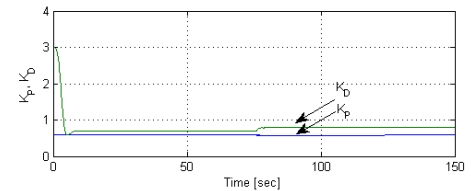
(b)



(c)



(d)



(e)

Fig. 7 Performance of the proposed adaptive PD controller with a payload of 3kg (a) Actual trajectory (b) Tracking error of x_e (c) Tracking error of y_e (d) Tracking error of ϕ (e) Change of K_p and K_D gains

Table 1. Comparison of performances of the digital acceleration controller and adaptive PD controller

variation error	Controller		Remarks
	Digital acceleration controller	Adaptive PD controller	
Mass error : \tilde{m}	Stable up to 52.1 kg	Stable up to 58.5 kg	When distance error of center of gravity and angle error of center of gravity are 0.
Distance error of center of gravity : \tilde{d}	Stable up to 7cm	Stable up to 9cm	When mass error and angle error of center of gravity are 0.
Angle error of center of gravity : $\tilde{\alpha}$	Stable up to -165°	Stable up to -173°	When mass error and distance error of center of gravity are 0.

부하질량이 많이 변화여도 적응 PD 제어기는 상황에 맞게 이득을 적절히 변화시켜서 안정하게 제어함을 확인할 수 있다. 여러 가지 경우에 대해 다양하게 시뮬레이션한 결과를 표 1에 나타내었다. 부하질량 오차: $\tilde{m} = \hat{m} - m$, 무게중심거리 오차: $\tilde{d} = \hat{d} - d$, 무게중심 각도 오차: $\tilde{\alpha} = \hat{\alpha} - \alpha$ 에 대해서 안정도 측면에서 정리한 결과이다.

본 논문에서 제안한 적응 PD 제어가 기존의 digital acceleration controller보다 더 다양한 부하 변동에 대해서 제어 가능함을 알 수 있다.

V. 결론

이동로봇의 부하 조건과 비선형 마찰 등을 고려한 기존의 동적제어 방법인 digital acceleration control method 의 단점을 보완하기 위해 경사감소학습방법을 이용한 적응 PD 제어 방법을 본 논문에서 제안하였다. 기존의 방법은 부하 변동이 있을 경우 정확한 부하 조건을 알 수 없기 때문에 그로 인해 제어오차가 발생하며, 부하 변동이 매우 크면 제어가 발산함을 확인할 수 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해서 기존 제어기의 일정이득 PD 제어구조를 가변이득 PD 제어구조로 확장하였으며, 가변 PD 제어 알고리즘을 경사감소학습 방법으로 유도하였다. 여러 가지 부하 변동 조건하에서 다양하게 시뮬레이션하였으며 그 결과, 본 논문의 적응 PD 제어 방법이 기존의 방법보다 넓은 수렴영역을 가지고 있음을 확인할 수 있었다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by Gyeongnam National University of Science and Technology Grant 2016

REFERENCES

- [1] F. Fahimi, *Autonomous Robots: Modeling, Path Planning, and Control*, New York, NY: Springer, 2010.
- [2] R. Siegwart, I. R. Nourbakhsh, and D. Scaramuzza, *Introduction to Autonomous Mobile Robots*, 2nd ed. Cambridge, MA: The MIT Press, 2011.
- [3] A. K. Das et. al., "A vision-based formation control framework," *IEEE Trans on Robotics and Automaton*, vol. 18, no. 5, pp. 813-825, Oct. 2002.
- [4] R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of a nonholonomic mobile robot: Backstepping kinematics into dynamics," *Proc. IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 3805-3810, 1995.
- [5] E. R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks," *IEEE Trans on Neural Networks*, vol. 9, no. 4, pp. 389-600, July 1998.
- [6] Y. Wang, S. Wang, R. Tan, and Y. Jiang, "Motion control of a wheeled mobile robot using digital acceleration control method," *International Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 9, no. 1, pp. 387-396, Jan. 2013.
- [7] F. L. Lewis, D. M. Dawson, and C. T. Abdallah, *Robot Manipulator Control: Theory and Practice*, New York-

Basel, NY: Marcel Dekker, Inc., 2004.
[8] V. Kecman, *Learning and Soft Computing*, The MIT Press, Cambridge, MA, 2001.

[9] C. T. Lin and C. S. G. Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1996.



최영규(Young-Kiu Choi)

1980년 2월 서울대학교 전기공학과 공학사
1982년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과 공학석사
1987년 2월 KAIST 전기 및 전자공학과 공학박사
1986년 ~ 현재 부산대학교 전기공학과 교수
※ 관심분야: 로봇제어, 지능제어, 신경회로망 등



박진현(Jin-Hyun Park)

1992년 2월 부산대학교 전기공학과 공학사
1994년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 공학석사
1997년 2월 부산대학교 대학원 전기공학과 공학박사
1997년 3월 ~ 1999년 2월 부산정보대학 전기전자계열 전임강사
2006년 7월 ~ 2007년 8월 Dept. of System Engineering, Arkansas Univ, at Little Rock, Visiting Scholar
1999년 3월 ~ 현재 경남과학기술대학교 메카트로닉스공학과 교수
※ 관심분야: 지능제어, 최적제어, 로봇틱스, 제어계측