

신경회로망과 유전알고리즘에 기초한 이동로봇의 제어 이득 최적화

최영규¹ · 박진현^{2*}

Control Gain Optimization for Mobile Robots Using Neural Networks and Genetic Algorithms

Young-kiu Choi¹ · Jin-hyun Park^{2*}

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

^{2*}Dep. of Mechatronics Engineering, Kyeongnam National University of Science and Technology, Jinju 52725, Korea

요 약

이동로봇을 원하는 위치로 최단시간 안에 이동시키기 위해 최적제어문제를 풀어야 하지만 비선형시스템이므로 해석적 접근이 매우 어렵다. 본 논문에서 유전알고리즘을 사용하여 이동로봇의 최적제어이득을 구한다. 로봇 방정식이 비선형식이므로 초기치에 따라 최적제어이득은 다르게 결정된다. 따라서 초기치 범위를 적절한 개수의 격자점으로 이산화시킨 뒤 해당 격자점에서 유전알고리즘으로 최적제어이득을 구한다. 일반적인 초기치에 대한 제어이득은 신경회로망으로 구하며 해당 격자점의 초기치와 그에 대한 최적제어이득을 신경회로망 학습데이터로 사용하고 학습시킨다. 이산화된 격자점이 아닌 다른 초기치에 대한 제어이득은 신경회로망으로부터 구한다. 마지막으로 본 논문의 제어방법의 유용성을 시뮬레이션 연구로 확인하고자 한다.

ABSTRACT

In order to move mobile robots to desired locations in a minimum time, optimal control problems have to be solved; however, their analytic solutions are almost impossible to obtain due to robot nonlinear equations. This paper presents a method to get optimal control gains of mobile robots using genetic algorithms. Since the optimal control gains of mobile robots depend on the initial conditions, the initial condition range is discretized to form some grid points, and genetic algorithms are applied to provide the optimal control gains for the corresponding grid points. The optimal control gains for general initial conditions may be obtained by use of neural networks. So the optimal control gains and the corresponding grid points are used to train neural networks. The trained neural networks can supply pseudo-optimal control gains. Finally simulation studies have been conducted to verify the effectiveness of the method presented in this paper.

키워드 : 신경회로망, 유전알고리즘, 이동로봇, 최단시간, 최적제어이득

Key word : Neural Network, Genetic Algorithm, Mobile Robot, Minimum-time, Optimal Control Gain

Received 08 January 2016, Revised 24 January 2016, Accepted 14 February 2016

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

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

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.4.698>

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. 서론

컴퓨터의 출현에 따라 현대문명은 매우 발전하고 있으며 인터넷과 같은 통신혁명에 의해 수많은 사람들이 문명의 혜택을 누리고 있다. 최근에 인간의 노동과 지능을 대체할 수 있는 로봇과 인공지능의 시대가 본격적으로 도래하고 있다. 로봇은 처음에 단순히 프로그래밍이 가능한 위치제어기 즉, 로봇 매니플레이터로 개발되었으며 고정된 위치에서 인간이 지정한 작업만 반복적으로 수행할 수 있었다. 이러한 로봇 매니플레이터는 자동화 라인에 설치되어 단순 노동자의 업무를 대체 혹은 보조하여 왔다. 로봇이 특정장소에 고정되어 특정작업만 반복하는 것을 넘어서 인간과 같이 자유롭게 이동하며 여러 가지 다양한 일들을 하기 위해 이동로봇이 개발되었다[1]. 외부환경을 이해하고 이동로봇 자신의 위치를 파악하기 위해 카메라를 비롯한 여러 센서와 계산알고리즘이 개발되어 왔으며 부분적으로 AGV와 같이 실제 산업현장에서 유용하게 이용되고 있다. 이동로봇의 운동제어에 기본적으로 기구학적 제어방법이 많이 사용되고 있으며 로봇 바퀴 속도제어를 통해 로봇 몸체의 이동속도와 회전속도를 제어할 수 있다. 이러한 이동로봇이 임의의 위치에서 원점과 같은 특정위치로 이동하기 위한 제어가 연구되었으며 안정하기 위한 제어이득의 범위도 구해졌다[2]. 그러나 이동로봇이 특정위치로 가장 빨리 이동해야 하는 경우 최소시간으로 이동할 수 있는 최적의 제어이득을 구해야 하는데 비선형시스템에 대한 최적제어문제이므로 해석적 접근은 매우 어렵게 된다[3-5]. 본 논문에서 전역탐색알고리즘으로 알려진 유전알고리즘[6,7]을 사용하여 이동로봇이 목표점에 가장 빨리 도착하게 하는 최적제어이득을 구한다. 로봇의 기구학적 방정식이 비선형시스템이므로 초기자세에 의한 초기치에 따라 최적제어이득은 다르게 결정된다. 그런데 무한히 많은 초기자세에 대해 최적제어이득을 모두 구할 수 없으므로 초기자세에 의한 초기치를 적절한 개수의 격자점으로 이산화 시킨 뒤 해당 격자점에서 유전알고리즘으로 최적제어이득을 구한다. 일반적인 초기치에 대한 제어이득은 보간기능이 뛰어난 신경회로망[8-11]으로 구할 수 있다. 이를 위해 이산화된 격자점의 초기치와 그에 의한 최적제어이득을 신경회로망 학습데이터로 사용하고 학습시킨다. 이산화된 격자점이 아닌 다른 초기치에 대한 제어이득은 신

경회로망으로부터 구할 수 있으며 해당 초기치에서 유전알고리즘으로 구한 최적제어이득과 큰 차이가 없음을 보여 주고, 마지막으로 본 논문의 제어방법의 유용성을 시뮬레이션 연구로 확인하고자 한다.

II. 이동로봇의 기구학 제어

이동로봇의 자세(pose)가 그림 1과 같이 기준좌표계 $X_I - Y_I$ 에서 $[x, y, \theta]^T$ 로 주어진다 하자. x, y 는 이동로봇 바퀴 축의 중심좌표이며, θ 는 로봇의 진행방향과 수평축 간의 각도이다. 편의상 목표좌표계 $X_G - Y_G$ 가 기준좌표계 $X_I - Y_I$ 와 일치하도록 한다.

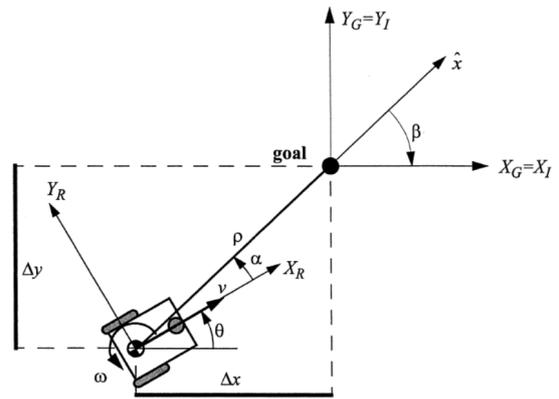


Fig. 1 Robot kinematics and its frames of interest

목표 자세는 $[0, 0, 0]^T$ 이다. 이동로봇의 기구학식은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (1)$$

단, v 는 이동로봇의 선속도이고 ω 는 회전각속도이다.

그림 1에서 이동로봇의 바퀴축 중심과 목표점을 잇는 직선의 길이는 ρ , 그 직선과 수평축 X_I 가 이루는 각도는 β , 그 직선과 진행방향 속도 v 간의 각도는 α 라고 하면 아래 식이 성립한다.

$$\rho = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\alpha = -\theta + \text{atan2}(\Delta y, \Delta x) \quad (4)$$

$$\beta = -\theta - \alpha \quad (5)$$

그림 1에서 이동로봇이 정방향으로만 이동한다면 $\alpha \in (-\pi/2, \pi/2]$ 이고 $\beta \in (-\pi, \pi]$ 의 조건을 만족한다. 이동로봇의 기구학식 (1)을 위의 ρ, β, α 에 대해서 변환하면 다음과 같다[2].

$$\begin{bmatrix} \dot{\rho} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos \alpha & 0 \\ \frac{\sin \alpha}{\rho} & -1 \\ -\frac{\sin \alpha}{\rho} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} \quad (6)$$

선형제어기를 다음과 같이 선택하면 페루프 시스템은 식 (8)과 같다.

$$\begin{bmatrix} v \\ \omega \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_\rho \rho \\ K_\alpha \alpha + K_\beta \beta \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\rho} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -K_\rho \rho \cos \alpha \\ K_\rho \sin \alpha - K_\alpha \alpha - K_\beta \beta \\ -K_\rho \sin \alpha \end{bmatrix} \quad (8)$$

위의 페루프 시스템의 안정조건은 다음과 같다[2].

$$K_\rho > 0; K_\beta < 0; K_\alpha + \frac{5}{3}K_\beta - \frac{2}{\pi}K_\rho > 0 \quad (9)$$

III. 유전알고리즘에 의한 최적제어이득

이동로봇 제어이득을 식 (9)와 같은 범위에서 선택하면 이동로봇이 목표점에 도달할 수 있지만, 어떤 제어이득에서 가장 빨리 목표점에 도달하는지 알 수 없다. 이러한 문제는 매우 복잡한 비선형제어에 관한 것으로 일반적인 최적제어이론으로 해결하기 어렵다[4]. 본 논

문에서는 전역탐색알고리즘으로 널리 알려진 유전알고리즘[6]을 사용하여, 이동로봇이 목표점에 가장 빨리 도착하게 하는 제어이득을 구하고자 한다.

유전 알고리즘은 자연선택과 자연 유전학에 근거한 병렬적이고 전역적인 최적화 알고리즘으로서 확률적인 방법과 개체간의 체계적인 정보교환을 통해 탐색공간을 조사해 나감으로써 주위환경에 가장 적합한 해를 찾아가는 최적화 기법중 하나이다. 유전 알고리즘은 “모든 생물은 주어진 다양한 환경에 적응함으로써 살아남는다.”는 Darwin의 적자생존이론을 기본개념으로 하여 1960년대 John Holland에 의해 발표되었으며, 자연 진화의 패러다임으로는 첫 번째로 개발되고 적용되어 왔다[7]. John Holland에 의해 기본적 개념 및 수학적 기초가 확립되었으며, 그 후 이미지 프로세싱, 시스템 식별, 퍼지 제어기의 설계 등 여러 분야에 적용되어 그 유효성을 입증하였다. 유전 알고리즘은 설계자가 원하는 방향에서 그 값이 증가하도록 적합도 함수를 결정한 후 단지 이 함수 값만을 계산하여 그 결과로부터 최적화를 행하므로 기존의 방법들과는 달리 목적함수에 대한 연속미분가능과 같은 제약조건이 없고 적합도 이외의 기타 정보가 필요치 않아 실제의 시스템에 비교적 쉽게 적용할 수 있다는 장점이 있다. 또한 유전 알고리즘은 기존의 방법들이 어떤 결정규칙에 의해 한 점을 탐색하는 것과 달리 주어진 탐색 공간 내에서 해 집단을 만들어 여러 점들을 동시에 평가하고 결과적으로는 병렬연산을 행하므로 전역 해를 찾을 가능성이 높다. 그리고 유전 알고리즘은 근본적으로 결정론적 방법이 아닌 확률적 방법에 의해 탐색을 행하므로 지역 극소점에 빠질 가능성이 적다. 유전 알고리즘은 이진 스트링으로 코딩된 파라미터 공간에서 해 집단을 구성하여 이들을 모의진화 시키므로 많은 점들을 동시에 다루게 되고 매 세대마다 다른 영역을 탐색하기 때문에 많은 지역적 극값을 탐색할 수 있고 결과적으로 전역 해로 수렴할 높은 가능성을 가지고 있다.

식 (8)에서 초기치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$ 가 주어지면 식 (9)를 만족하는 제어이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 에 따라 $[\rho(t), \alpha(t), \beta(t)]^T$ 가 $[0, 0, 0]^T$ 으로 수렴한다. 식 (8)은 비선형 미분방정식이므로 동일한 제어이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 하에서 초기치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$ 가 변경되면 수렴궤적 $[\rho(t), \alpha(t), \beta(t)]^T$ 의 형태가 아주

다르게 되고 이에 따라 수렴속도 역시 달라진다[1]. 즉 초기치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$ 에 따라 해당 초기치에 대한 최소시간 제어이득이 결정된다. $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 를 유전알고리즘의 염색체(chromosome), 즉 탐색변수로 놓고 그 탐색변수 값에 따라 비선형 미분방정식 (8)을 수치해석적으로 풀어 목표점인 $[0, 0, 0]^T$ 로 수렴하는 시간 T_f 를 구한다. 단 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 가 안정조건식 (9)를 만족해야 한다. 이 T_f 가 유전알고리즘의 적합도(fitness)가 된다. 식 (8)의 두 번째, 세 번째 성분 식은 ρ 와 무관하게 α 와 β 에 대한 비선형미분방정식이고 초기치 $\alpha(0), \beta(0)$ 가 주어지면 수치해석적 방법으로 $\alpha(t), \beta(t)$ 를 구할 수 있다. 식 (8)의 첫 번째 성분 식은 ρ 에 관계된 선형시변미분방정식이며 $\alpha(t)$ 가 시변요소이다. 선형미분방정식에서 시변이거나 시변에 상관없이 초기치 $\rho(0)$ 와 무관하게 일정한 패턴의 해를 보여준다. 따라서 편의상 $\rho(0) = 1$ 로 놓는다. 이를 수식적으로 부연하면 다음과 같다. 식 (8)의 첫 번째 성분 식 $\dot{\rho} = -K_\rho \rho \cos \alpha$ 에서 $\rho(0) = 1$ 로 놓고 $\rho(t)$ 를 구했다고 하자. 양변에 상수 K 를 곱하면 $(K\dot{\rho}) = -K_\rho (K\rho) \cos \alpha$ 가 되므로 변수 $(K\rho)$ 에 대해 초기치가 K 인 경우의 미분방정식이 된다. 그리고 이때의 해는 $K\rho(t)$ 가 된다. 따라서 임의의 초기치 K 에 대한 해는 $\rho(0) = 1$ 인 경우의 해에 단순히 K 를 곱한 것과 같다. 즉 초기치의 크기와 무관하게 미분방정식 해의 패턴은 일정함을 보여준다.

식 (8)은 $\alpha(t)$ 와 $\beta(t)$ 에 대한 비선형미분방정식이므로 초기치 $\alpha(0), \beta(0)$ 의 크기에 따라 전혀 다른 패턴의 해를 보여주므로, $\rho(0) = 1$ 로 놓고 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 를 $(-\pi/2, \pi/2]$ 와 $(-\pi, \pi]$ 의 구간에서 무한히 많은 구간으로 세분화하고 각각의 초기치 $\alpha(0), \beta(0)$ 에 대해 가장 짧은 수렴시간 T_f 를 얻게 하는 이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 를 구할 수 있지만 무한히 많은 구간으로 세분화할 경우 무한히 많은 계산량을 실제적으로 해결할 수 없다. 따라서 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 구간들을 적절하게 N_α, N_β 개의 점들로 이산화하여 격자점들을 만든다. 즉

$$\alpha(0) \in \left\{ -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{N_\alpha}, -\frac{\pi}{2} + \frac{2\pi}{N_\alpha}, \dots, -\frac{\pi}{2} + \frac{N_\alpha \pi}{N_\alpha} \right\},$$

$$\beta(0) \in \left\{ -\pi + \frac{2\pi}{N_\beta}, -\pi + \frac{2(2\pi)}{N_\beta}, \dots, -\pi + \frac{N_\beta (2\pi)}{N_\beta} \right\}$$

각 격자점에서 미분방정식의 수치해석적 해법과 유전알고리즘을 통해 최소수렴시간 T_f 를 갖는 이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 를 구한다. 이때에 안정조건식 (9)가 만족되도록 유전알고리즘을 실행시킨다. 이러한 과정을 알고리즘 형태로 표현하면 다음과 같다.

- 1) $\rho(0) = 1$
- 2) $\alpha(0) = -\frac{\pi}{2} + \frac{\pi}{N_\alpha}$
- 3) $\beta(0) = -\pi + \frac{2\pi}{N_\beta}$
- 4) 유전알고리즘에서 이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 를 탐색 파라미터로 놓고 안정조건 (9)가 만족되도록 설정.
- 5) 초기치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$ 에서 단계 4)의 이득에 대해 비선형미분방정식 (8)을 수치해석적 방법으로 풀며, 수렴시간 T_f 를 구하는 조건은 $\rho(t) \leq \epsilon_\rho, \alpha(t) \leq \epsilon_\alpha, \beta(t) \leq \epsilon_\beta$ 이다. 단, $\epsilon_\rho, \epsilon_\alpha, \epsilon_\beta$ 는 미리 지정된 매우 작은 값이다. 수렴시간 T_f 는 유전알고리즘의 적합도가 된다.
- 6) 수렴시간 T_f 가 최소로 될 때까지 유전알고리즘을 구동하여 초기치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$ 에서의 최적 이득 $[K_\rho, K_\alpha, K_\beta]^T$ 를 구한다.
- 7) $\beta(0) = \pi$ 이면 단계 8)로 가고, 그렇지 않으면 $\beta(0) = \beta(0) + \frac{2\pi}{N_\beta}$ 로 놓고 단계 4)로 간다.
- 8) $\alpha(0) = \frac{\pi}{2}$ 이면 종료하고, 그렇지 않으면 $\alpha(0) = \alpha(0) + \frac{\pi}{N_\alpha}$ 로 놓고 단계 3)으로 간다.

IV. 신경회로망에 의한 제어이득 보간

인공신경회로망은 생물체의 뇌 신경세포들의 연결 관계를 단순화시켜 이를 수학적으로 표현하여 인간의 두뇌가 가지는 기능을 구현하고자 하는 시스템이다. 본 논문에서는 가장 일반적으로 사용되는 앞먹임 신경회로망(feedforward neural networks) 구조를 취하고, 역전파 학습 알고리즘(back propagation learning algorithm)을 사용하여 신경회로망을 학습하였다[9].

이 방법은 실제 출력값과 원하는 값의 오차를 구하여 오차 정보를 신경회로망에 전달하는 과정을 반복함으로써 실제 출력값의 오차를 최대한 줄이는 방법이다. 그 밖에도 학습의 방법에 따라 강화학습법(reinforcement learning)을 이용한 알고리즘과 비지도 학습법(unsupervised learning)을 이용한 알고리즘들이 있다.

앞에서 $\alpha(0)$ 를 $(-\pi/2, \pi/2]$ 구간에서 N_α 개로 이산화하고 $\beta(0)$ 를 $(-\pi, \pi]$ 구간에서 N_β 개로 이산화하여 최적제어이득 $K_\rho, K_\alpha, K_\beta$ 를 유전알고리즘으로 구하였다. 그런데 N_α 와 N_β 를 무한히 크게 하면 제어성능을 높일 수 있지만 무한히 많은 계산량을 감당할 수 없으므로 적절한 개수의 N_α 와 N_β 를 선택하여야 한다. 그렇게 되면 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 가 이산화 되지 않은 점에서 최적제어이득 값을 구할 수 없으므로 본 논문에서 보간 기능이 탁월한 신경회로망을 사용하여 적절한 제어이득을 구한다. 이산화 된 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 들을 신경회로망 입력데이터로 놓고 해당 최적제어이득 $K_\rho, K_\alpha, K_\beta$ 를 신경회로망 출력데이터 즉, 학습데이터로 삼는다. 그림 2는 제어이득 보간을 위한 신경회로망의 입출력관계를 표시하였다.

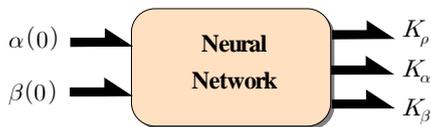


Fig. 2 Neural network for control gain interpolation

$\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 을 이산화 하여 각각 N_α 개, N_β 개의 격자점들로 나누었으므로 총 $N_\alpha \times N_\beta$ 개의 2차원 공간 격자점들이 발생하고, 각 격자점에서 $K_\rho, K_\alpha, K_\beta$ 값들이 학습데이터로 제공되어 신경회로망이 학습되어진다. 실제 이동로봇이 동작할 때에 초기 자세로부터 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 가 구해지게 되는데 이 값들이 격자점에 놓이지 않을 경우 신경회로망에 의해 보간되는 제어이득 $K_\rho, K_\alpha, K_\beta$ 가 얻어지며, 이 제어이득에 의해 적절한 제어성능을 기대할 수 있다.

V. 시뮬레이션 및 결과

5.1. 유전알고리즘에 의한 최적제어이득

$\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 을 각각 $N_\alpha = 6, N_\beta = 12$ 개의 격자점들로 나누었고 그에 따라 총 $N_\alpha \times N_\beta = 72$ 개의 2차원 공간 격자점들이 발생하였다. 각기 다른 초기조건에 대한 최적제어이득 $K_\rho, K_\alpha, K_\beta$ 를 구하기 위해 유전알고리즘의 수렴 조건 $\epsilon_\rho, \epsilon_\alpha, \epsilon_\beta$ 는 각각 0.01, $1^\circ, 1^\circ$ 로 설정하였다. 또한 유전 알고리즘의 학습 조건은 세대수 200, 개체 수 100, 돌연변이 비율 0.2, 교차 비율은 0.8로 설정하여 최적제어이득을 구하였다.

그림 3에서 유전알고리즘에 의한 최적제어 결과를 보여주고 있다.

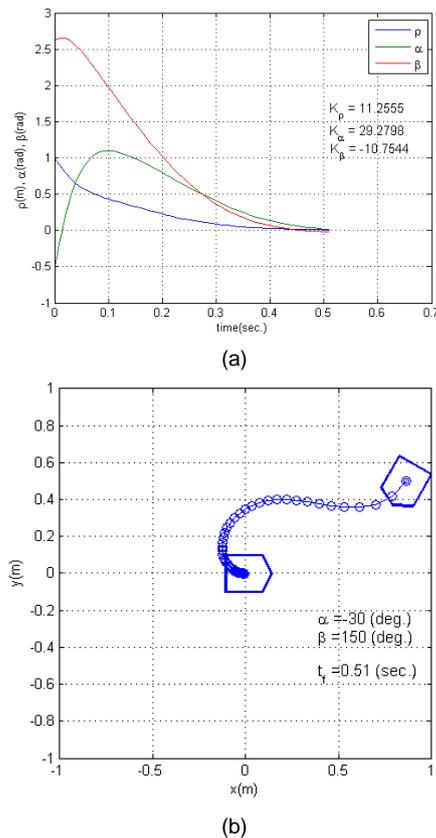
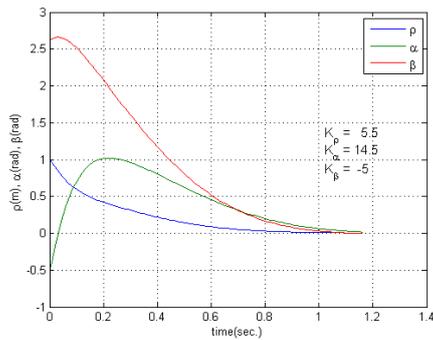


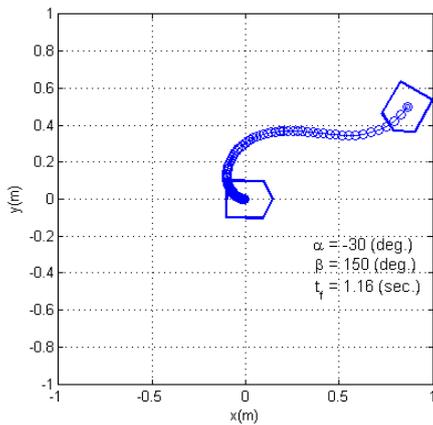
Fig. 3 Optimal control performance using the genetic algorithm for the case of $\alpha(0) = -30^\circ$ and $\beta(0) = 150^\circ$ (a) Optimal trajectories of mobile robot (b) Optimal path of mobile robot

초기치 $\alpha(0) = -30^\circ$, $\beta(0) = 150^\circ$ 에 대한 경우이며, 그림 3 (a)는 이동로봇의 최적궤적을 보여 주고 있으며 이때의 최적제어이득은 $K_\rho = 11.2555$, $K_\alpha = 29.2798$, $K_\beta = -10.7544$ 이다. 그림 3 (b)는 이동로봇의 최적경로를 보여 주고 있으며 이때의 이동시간은 0.51초이다.

동일한 초기치 $\alpha(0)$ 와 $\beta(0)$ 에 대해서 임의로 선택한 제어이득과 성능을 그림 4에 나타내었으며 앞의 최적제어이득의 경우와 비교할 수 있다. 그림 4에서 제어이득을 $K_\rho = 5.5$, $K_\alpha = 14.5$, $K_\beta = -5$ 로 임의로 선택하면 이동로봇의 경로는 유사하나 이동시간은 1.16초로 두배 이상 증가하였다. 따라서 유전알고리즘에 의해 제어이득을 최적화시키는 것이 이동시간을 최소화하는데 매우 중요함을 알 수 있다.



(a)



(b)

Fig. 4 Control performance based on a randomly selected gains for the case of $\alpha(0) = -30^\circ$ and $\beta(0) = 150^\circ$ (a) Trajectories of mobile robot (b) Path of mobile robot

다른 초기치 $\alpha(0) = -60^\circ$, $\beta(0) = -120^\circ$ 에 대해서 유전알고리즘으로 최적제어이득을 구해보면 최적제어이득은 $K_\rho = 8.5431$, $K_\alpha = 20.6657$, $K_\beta = -6.3059$ 이며 이동시간은 0.62초이다. 그런데 제어이득을 $K_\rho = 4$, $K_\alpha = 10$, $K_\beta = -3$ 로 임의로 선택하면 이동로봇의 경로는 유사하나 이동시간은 1.43초로 매우 증가함을 알 수 있다. 다른 여러 초기치에 대해서도 비슷한 결과를 확인할 수 있었다. 아래 표 1은 72 격자점에 대해 유전알고리즘으로 구한 최적제어이득과 이동시간을 간단히 축약하여 나타내었다.

Table. 1 Optimal control gains from the genetic algorithm

case	Initial Position	Optimal control gains and traveling time			
	(α_0, β_0)	K_ρ	K_α	K_β	T_f (초)
1	$(-60^\circ, -150^\circ)$	8.6083	20.4824	-6.0251	0.686
2	$(-60^\circ, -120^\circ)$	8.5431	20.6657	-6.3059	0.618
3	$(-60^\circ, -90^\circ)$	10.2280	22.8302	-5.3744	0.488
	:	:	:	:	:
70	$(90^\circ, 120^\circ)$	7.6037	17.5687	-4.6866	0.709
71	$(90^\circ, 150^\circ)$	7.3231	17.6135	-5.3462	0.789
72	$(90^\circ, 180^\circ)$	8.5284	18.4135	-4.1025	0.832

5.2. 신경회로망에 의한 제어이득 보간

유전알고리즘으로 $N_\alpha \times N_\beta = 72$ 개의 2차원 공간 격자점들에서 구한 최적제어이득을 신경회로망을 보간하여 K_ρ , K_α , K_β 각각에 대해서 3차원 그래프로 표시하면 그림 5와 같다.

$\alpha(0) = -52^\circ$, $\beta(0) = -137^\circ$ 인 경우는 격자점에 포함되어 있지 않으므로 신경회로망으로 보간된 제어이득을 구하면 $K_\rho = 9.1015$, $K_\alpha = 23.1667$, $K_\beta = -6.8313$ 이고 이동시간은 0.68초이며 이동로봇의 궤적과 경로는 그림 6과 같다.

앞에서 신경회로망의 보간기능으로 구한 제어이득이 적절한지 여부를 확인하기 위해 $\alpha(0) = -52^\circ$, $\beta(0) = -137^\circ$ 인 경우의 최적제어이득을 유전알고리즘으로 구해보면 $K_\rho = 9.3503$, $K_\alpha = 22.8972$, $K_\beta = -7.1568$ 이므로 신경회로망에 의한 제어이득과 비슷함을 알 수 있다. 이동로봇의 궤적과 경로는 그림 7과 같다.

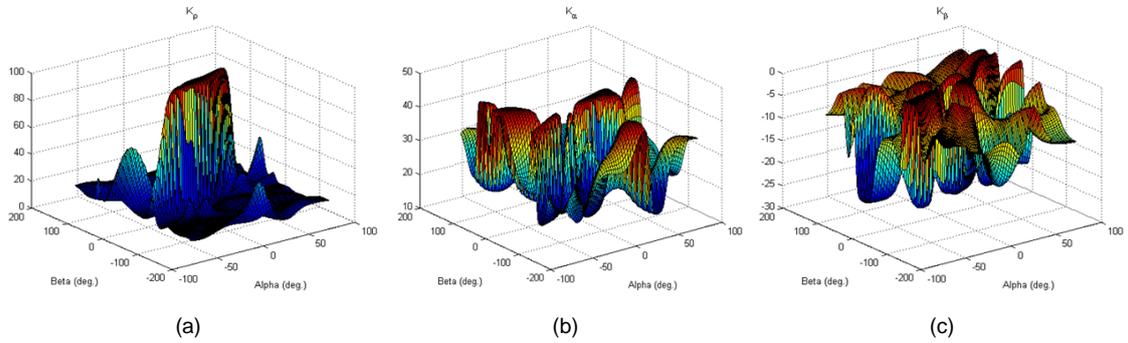


Fig. 5 Control gain shape interpolated with the neural network (a) K_p (b) K_α (c) K_β

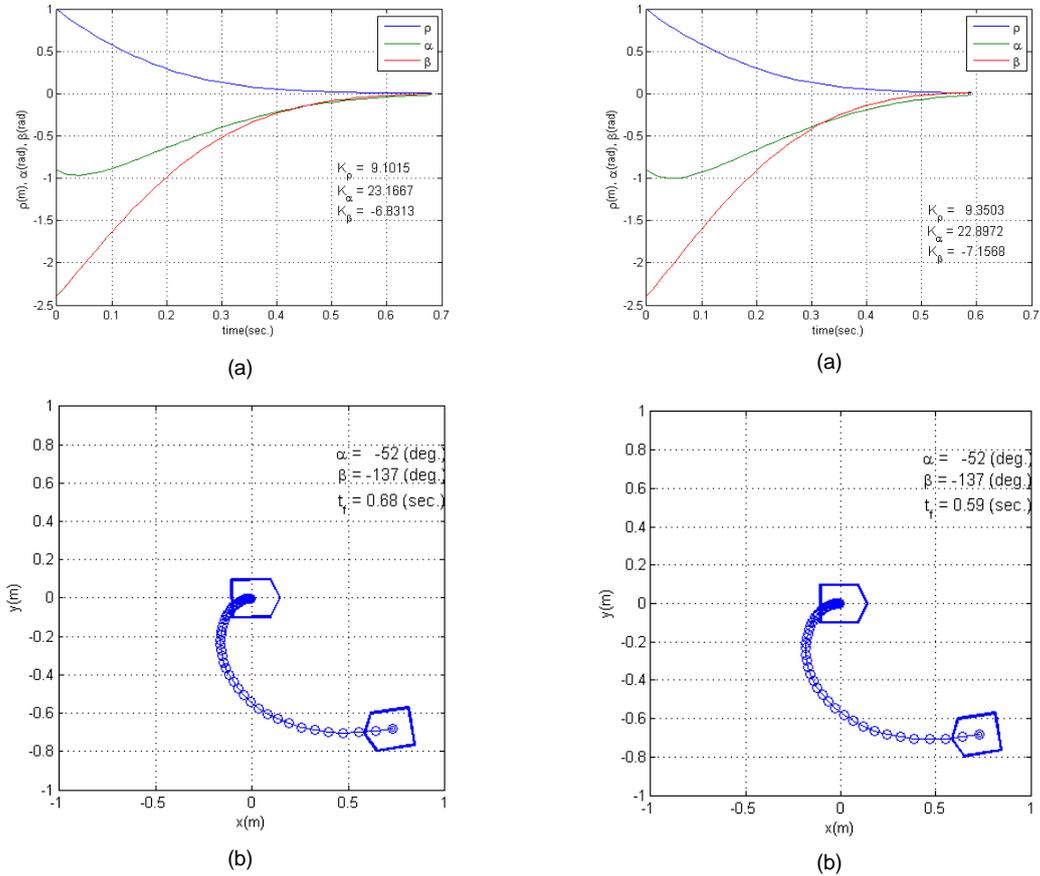


Fig. 6 Control performance based on the neural network for the case of $\alpha(0) = -52^\circ$ and $\beta(0) = -137^\circ$ (a) Trajectories of mobile robot (b) Path of mobile robot

Fig. 7 Optimal control performance using the genetic algorithm for the case of $\alpha(0) = -52^\circ$ and $\beta(0) = -137^\circ$ (a) Optimal trajectories of mobile robot (b) Optimal path of mobile robot

Table. 2 Comparison between control gains from the neural network and optimal control gains from the genetic algorithm for the same initial conditions

Case	Initial Positon (α_0, β_0)	Neural Networks				Genetic Algorithm			
		K_p	K_α	K_β	T_f (sec.)	K_p	K_α	K_α	T_f (sec.)
1	(-52°, -137°)	9.1015	23.1667	-6.8313	0.68	9.3506	22.8972	-7.1568	0.59
2	(13°, 92°)	8.6010	20.9550	-7.1202	0.76	7.8509	19.3066	-6.3378	0.65
3	(52°, -137°)	10.0854	27.8430	-10.0575	0.61	10.5242	27.2939	-10.0195	0.54
4	(78°, 42°)	16.8244	40.2265	-20.5147	0.32	17.5319	40.9038	-18.3947	0.27

표 2에 여러 가지 경우의 초기치에 대해서 신경회로망에 의한 제어이득과 유전알고리즘에 의한 최적제어이득을 비교하였다. 약간의 차이가 있지만 전체적으로 볼 때에 비슷하며 따라서 신경회로망에 의해 제어이득을 근사시켜 사용할 수 있음을 알 수 있다. 초기치를 이산화 시켜 얻는 격자점을 현재보다 더 많이 증가시키면 신경회로망으로 근사된 제어이득이 최적제어이득과 더 같아지게 될 것이다. 표 2의 내용을 그래프형태로 나타내면 그림 8과 같다.

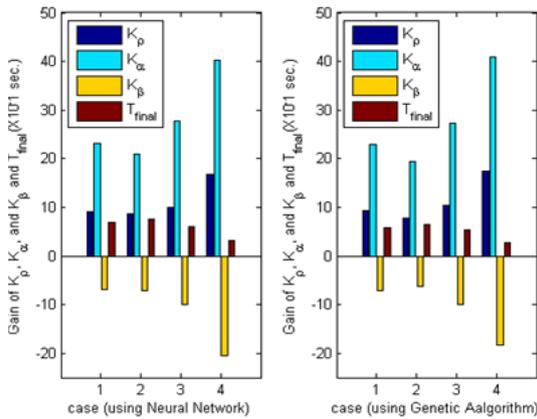


Fig. 8 Comparison of control gains and performance from the neural network and genetic algorithm

구하였다. 이때에 최적제어이득은 이동로봇의 초기자세로부터 결정되어지는데 무한히 많은 초기자세에 대해서 최적제어이득을 구할 수 없으므로 초기자세에 따른 초기치를 적절한 개수의 격자점으로 이산화 시킨 뒤 해당 격자점에서 유전알고리즘으로 최적제어이득을 구하였다. 일반적인 초기치에 대한 제어이득은 보간기능이 뛰어난 신경회로망으로 구할 수 있다. 이를 위해 이산화된 격자점의 초기치와 그에 의한 최적제어이득을 신경회로망 학습데이터로 사용하고 학습시킨다. 이산화된 격자점이 아닌 다른 초기치에 대한 제어이득은 신경회로망으로부터 구할 수 있으며 해당 초기치에서 유전알고리즘으로 구한 최적제어이득과 큰 차이가 없음을 확인할 수 있었다. 이산화된 격자점의 개수를 증가시키면 이러한 차이는 더욱 감소하게 된다. 본 논문의 결과는 AGV와 같은 이동로봇의 빠른 운전 적용될 수 있다.

ACKNOWLEDGEMENTS

This work was supported by a 2-Year Research Grant of Pusan National University

VI. 결 론

본 논문에서 이동로봇의 기구학적제어에 이동시간을 최소화시키는 최적제어 개념을 도입하였다. 그런데 이러한 최적제어이득을 해석적으로 구하기 어려워 전역적 최적화기법으로 알려진 유전알고리즘을 사용하여

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] D.E. Kirk, *Optimal Control Theory: An Introduction*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, Inc., 2004.
- [4] F.L. Lewis, D. Vrabie and V.L. Syrmos, *Optimal Control: 3rd ED*, Hoboken, NJ: John Wiley & Sons Inc., 2012.
- [5] Y.K. Choi and J.H. Park, "Minimum-time trajectory control of ships using neural networks," *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 17, no. 1, pp 117-126, Jan. 2013.
- [6] M. Mitchell, *An Introduction to Genetic Algorithms*, Cambridge, MA: The MIT Press, 1998.
- [7] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures= Evolution Programs*, Berlin, Heidelberg: Springer, 1996.
- [8] V. Kecman, *Learning and Soft Computing*, Cambridge, MA: The MIT Press, 2001.
- [9] C.T. Lin and C.S.G. Lee, *Neural Fuzzy Systems*, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1996.
- [10] 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, July 1998.
- [11] Y.K. Choi, M.J. Lee and S.S. Kim, "Design and Implementation of an adaptive neural network compensator for control systems," *IEEE Trans. on Industrial Electronics*, vol. 48, no. 2, April 2001.



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
1996년 7월 ~ 1997년 8월 Dept. of System Engineering, Arkansas Univ. at Little Rock, Visiting Scholar
1999년 3월 ~ 현재 경남과학기술대학교 메카트로닉스공학과 교수
※ 관심분야: 지능제어, 로봇틱스, 제어계측