JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지(J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.) Vol. 21, No. 4 : 688~697 Apr. 2017

유전알고리즘을 이용한 이동로봇의 시간 및 에너지 최적제어

박현재[1] · 박진현[2] · 최영규[3*]

Optimal Control of Time and Energy for Mobile Robots Using Genetic Algorithm

Hyeon-jae Park[1] · Jin-hyun Park[2] · Young-kiu Choi[3*]

[1]Department of Electrical and Computer Engineering, Pusan National University, Busan 46241, Korea
[2]Dep. of Mechatronics Engineering, Kyeongnam National University of Science and Technology, Jinju 52725, Korea
[3*]Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Busan 46241, Korea

요 약

비선형 시스템의 이동 로봇을 원하는 목표점으로 속도, 가속도 그리고 각속도 관련 에너지를 최소한으로 사용하여 최단시간 안에 이동시키는 최적의 제어 문제를 수학적으로 푸는 것이 매우 어렵다. 본 논문에서는 유전알고리즘을 이용하여 이동 로봇의 속도, 각속도 관련 에너지를 최소화하면서 최단시간 안에 이동할 수 있는 최적제어이득을 구한다. 이동 로봇은 비선형시스템이므로 초기위치에 따라 최적제어이득이 다르게 결정된다. 따라서 초기위치 분할 점들을 설정하고 각 분할 점에서 유전알고리즘을 이용하여 최적제어이득을 구한다. 각 분할 점에서 구한 최적제어이득으로 신경회로망을 학습시켜서 임의의 초기위치에 대한 제어이득을 구할 수 있다. 마지막으로 본 연구의 유용성을 컴퓨터 시뮬레이션 연구로 확인한다.

ABSTRACT

It is very difficult to solve mathematically the optimal control problem for non - linear mobile robots to move to target points with minimum energy related to velocity, acceleration and angular velocity in minimum time. This paper proposes a method to obtain optimal control gains with which mobile robots move with minimum energy related to velocity, acceleration and angular velocity in minimum time using genetic algorithms. Mobile robots are non - linear systems so that their optimal control gains depend on initial positions. Hence initial positions are divided into some partition points and optimal control gains are obtained at each partition point with genetical algorithms. These optimal control gains are used to train neural networks that generate proper control gains at arbitrary initial position. Finally computer simulation studies have been conducted to verify the effectiveness of the method proposed in this paper.

키워드 : 이동 로봇, 유전알고리즘, 신경회로망, 최적제어이득, 최소 에너지

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

Received 29 November 2016, **Revised** 01 December 2016, **Accepted** 19 December 2016

* **Corresponding Author** Young-kiu Choi(E-mail:ykichoi@pusan.ac.kr, Tel:+82-51-510-1445)
Department of Electrical Engineering, Pusan National University, Busan 46241, Korea

Open Access https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.4.688 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/li-censes/ 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

컴퓨터 관련기술이 발달함에 따라 컴퓨터를 이용하여 로봇을 제어하여 사람이 직접 하기 위험한 일과 편의성을 향상시킬 수 있는 로봇에 컴퓨터 제어를 접목시켜 대신 수행하도록 명령하는 것도 가능하다. 대표적으로 화재 현장이나 군사지역의 정찰로봇, 로봇청소기 등을 들 수 있다. 이렇게 로봇이 발전함에 따라 로봇의 에너지 즉, 연료를 무시할 수 없다. 연료는 이동로봇을 이용하는데 있어 필수적인 요소이다. 만약 작업도중 연료가 모두 소모되어 버리면 로봇은 더 이상 작업을 진행할 수 없게 된다. 따라서 연료를 모두 소비하기 전에 충전스테이션으로 스스로 이동하여 충전할 수 있어야 한다. 이때 충전 스테이션으로 이동할 때 최소한의 에너지를 소모하여 최대한 빠르게 이동한다면 에너지소비를 효율적으로 잘 하는 로봇일 것이다[1]. 이동로봇의 환경적인 요소와 초기위치와 같은 물리적인 요소를 파악하기 위해 각종 센서와 카메라를 이용해 알고리즘화 되어왔고 AGV(Automatic Guided Vehicle)나 로봇청소기처럼 실제로도 유용하게 사용되어지고 있다. 이동로봇은 기구학적으로 접근하여 바퀴의 속도와 각속도를 제어하여 로봇의 이동방향과 소모되는 에너지 량을 결정하고 제어할 수 있다. 그러나 원활한 제어를 하기 위해서는 로봇의 초기치 즉, 초기위치의 정보를 알고, 안정하기 위한 제어이득의 범위 내에 들어와야지만 원활한 제어를 할 수 있다. 따라서 이러한 경우에 대해 임의의 위치에서 목표점으로 설정된 위치로 이동하기 위해 제어기에 대해 수없이 연구되어 왔고 그 결과 이동로봇이 안정화 될 수 있는 제어이득 값의 범위도 구해져 있다[2]. 그러나 에너지를 가장 적게 소모하는 동시에 이동시간을 최소화하도록 하는 제어이득을 구하여야 하는데 이러한 시스템은 비선형 시스템이므로 수치해석으로 풀어내기가 어렵다[3-5]. 따라서 본 연구에서 유전알고리즘[6-8]을 이용하여 시간만을 고려했을 때의 소모된 에너지 량과 속도와 각속도, 시간을 동시에 고려했을 때의 소모된 에너지 량을 비교하여 본다. 이동로봇의 기구학적 모델이 비선형 시스템이므로 초기위치에 따라 최적의 제어이득은 모두 다르게 결정된다. 그러나 무수히 많은 초기위치에 대한 최적의 제어이득을 구하기에는 현실적으로 불가능하다. 따라서 초기위치를 일정한 개수로 분할하여 그 해당 점에 대한 최적의 제어이득을 유전알고리즘을 이용해 구한다. 더 나아가 임의의 점에서 최적의 제어이득과 에너지 소모량을 구하기 위해 신경회로망[8-12]의 보간 기능을 이용한다. 유전알고리즘을 이용해 구한 일정한 개수로 분할된 제어이득의 값을 신경회로망에 학습시켜 임의의 점에서의 일반화된 제어이득을 구할 수 있다. 일반화된 제어이득의 정확도를 확인하기 위해 유전알고리즘으로 구한 제어이득과 신경회로망 보간 기능을 이용하여 구한 제어이득을 서로 비교해 본다. 끝으로 본 연구의 유용성 및 실현가능성을 가상의 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 소모된 에너지 량을 비교하여 확인해 보고자 한다.

Ⅱ. 이동 로봇의 기구학 및 안정조건

이동 로봇이 그림 1과 같이 기준좌표계 $X_I - Y_I$에서 $[x, y, \theta]^T$로 주어진다고 가정한다면, x, y는 이동로봇 바퀴의 중심좌표이고, θ는 이동로봇의 이동방향과 수평축 사이의 각도를 나타낸다. 고려하기 쉽도록 목표좌표계 $X_G - Y_G$와 기준좌표계 $X_I - Y_I$를 동일하게 설정한다.

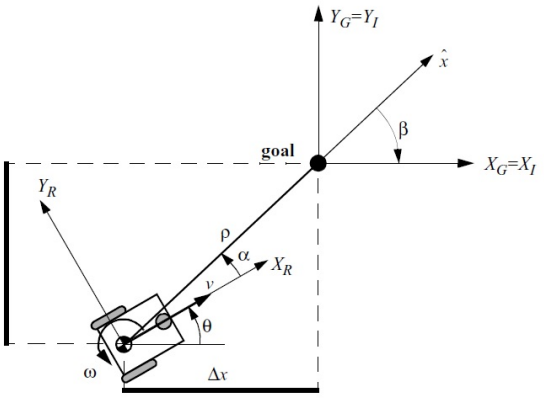


Fig. 1 Robot kinematics and its frames

목표점은 $[0, 0, 0]^T$이고, 이동 로봇의 기구학식은 아래와 같다.

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 \\ \sin\theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \tag{1}$$

여기서, v는 이동 로봇의 선속도이고, w는 이동로봇의 각속도이다.

그림1에서 이동로봇의 바퀴 중심점과 목표점 사이의 직선거리는 ρ, 그 직선과 수평축 사이의 각도를 β, 그 직선과 로봇의 이동방향 사이의 각도를 α라고 설정하면 다음과 같은 식이 성립한다.

$$\rho = \sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2} \tag{2}$$

$$\alpha = -\theta + atan2(\Delta y, \Delta x) \tag{3}$$

$$\beta = -\theta - \alpha \tag{4}$$

그림 1의 이동 로봇이 정방향으로만 이동한다고 가정하면 아래의 조건에 만족한다.

$$\alpha \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]; \quad \beta \in (-\pi, \pi] \tag{5}$$

식(1)을 ρ, α, β에 대해 변환하면 아래의 식(6)과 같다[2].

$$\begin{bmatrix} \dot{\rho} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\cos\alpha & 0 \\ \frac{\sin\alpha}{\rho} & -1 \\ -\frac{\sin\alpha}{\rho} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \tag{6}$$

아래의 식(7, 8)과 같은 선형제어기법을 선정하면 폐루프 시스템은 식(9)와 같다.

$$v = k_\rho \rho \tag{7}$$

$$w = k_\alpha \alpha + k_\beta \beta \tag{8}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{\rho} \\ \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -k_\rho \rho \cos\alpha \\ k_\rho \sin\alpha - k_\alpha \alpha - k_\beta \beta \\ -k_\rho \sin\alpha \end{bmatrix} \tag{9}$$

위의 폐루프 시스템이 안정하기 위한 조건은 다음과 같다[2].

$$k_\rho > 0;\ k_\beta < 0;\ k_\alpha + \frac{5}{3}k_\beta - \frac{2}{\pi}k_\rho > 0 \tag{10}$$

Ⅲ. 유전알고리즘과 신경회로망

3.1. 유전알고리즘

식(10)과 같은 안정조건 범위 내에서 제어이득을 구하면 이동로봇은 목표점에 도달할 수 있다. 하지만 어떤 제어이득 값이 최적의 제어이득 값인지는 알 수 없다. 이것은 비선형시스템에 관련된 문제로 일반적인 최적제어이론으로 해결하기 매우 어렵다[4]. 본 연구에서는 유전알고리즘[6-8]을 이용하여 이동 로봇이 목표점에 가장 빠르게 도착할 때의 제어이득을 구해본다.

유전알고리즘은 설계자가 원하는 방향에서 그 값이 증가하도록 적합도 함수를 결정한 후 오직 이 함수 값만을 계산하여 그 결과를 바탕으로 최적화를 수행하므로 기존의 방법과는 다르게 제약조건이 없고 적합도 외 기타정보 없이도 실제의 시스템에 적용할 수 있는 장점이 있다. 또, 기존의 방법들이 어떤 결정 규칙에 의해 한 점만을 탐색하지 않고 설정된 탐색 공간 내의 해 집단을 만들어 여러 점들을 동시에 평가하여 병렬 연산하므로 전역적인 해를 찾아낼 가능성이 높다. 그리고 유전알고리즘은 확률적 방법에 의해 탐색을 행하므로 지역적 극소점에 빠질 가능성이 낮다는 장점을 가지고 있다. 유전알고리즘은 이진 스트링으로 코딩된 파라미터 공간에서 해 집단을 구성하여 이들은 모의 진화시켜 많은 점들을 동시에 다루게 되고 매 세대마다 다른 영역을 탐색하기 때문에 많은 지역적인 극값을 탐색할 수 있고 그 결과 전역적인 해로 수렴할 가능성이 높다.

이동 로봇의 초기위치 $[\rho(0), \alpha(0), \beta(0)]^T$가 주어지면 식(9)와 폐루프 시스템의 안정조건 식(10)을 만족하는 제어이득 $[k_\rho, k_\alpha, k_\beta]^T$에 따라 $[\rho(t), \alpha(t), \beta(t)]^T$가 $[0, 0, 0]^T$로 수렴한다. 비선형 미분방정식(9)는 똑같은 제어이득이 주어졌다고 가정할 때 초기위치가 변경되면 궤적 $[\rho(t), \alpha(t), \beta(t)]^T$는 복잡하게 수렴하게 되고 수렴속도 역시 최적의 상태로 될 수 없다[1]. 또한 실제 실험적으로 이동로봇의 최소시간만을 고려해 최대한 빨리 움직이다 보면 이동로봇이 미끄러질 수 있고 실제 구현에 어려움이 있다. 다시 말해 이러한 문제를 감안하여 각각의 초기위치에 의한 이동시간과 에너지를 동

시에 최소화하도록 제어이득을 구해야 한다. 이동시간과 에너지를 동시에 최소화하도록 하는 에너지 식은 아래와 같다.

$$E_f = \int_0^{T_f} \left(1 + r_v v^2 + r_w w^2\right) dt \tag{11}$$

여기서 속도와 각속도의 제한조건은 아래와 같다.

$$|v| \le C_v,\ |w| \le C_w \tag{12}$$

단, r_v, r_w는 가중치이고 C_v, C_w는 제한 값이다.

유전알고리즘을 이용해 최적의 제어이득을 구하기 위해 제어이득$[k_\rho, k_\alpha, k_\beta]^T$를 탐색변수로 설정하고 탐색변수의 수치에 따라 식(12)의 조건이 잘 지켜지면서 식(9)를 이용하여 목표점 $[0,0,0]^T$으로 수렴하고 이동시간과 에너지를 동시에 최소화하는 값 E_f를 식(11)에 의해 구한다. 단, 여기서 E_f는 유전알고리즘의 적합도가 되며 폐루프 시스템 안정조건 식(10)이 항상 만족할 때 이동로봇은 목표점에 도달할 수 있다. 폐루프 시스템 식(9)에서 $\dot{\alpha}, \dot{\beta}$는 ρ값과는 무관하고 α, β의 계수를 가지는 비선형 미분방정식이다. 따라서 초기위치 $\alpha(0), \beta(0)$만 주어진다면 수치해석으로 궤적 $\alpha(t)$, $\beta(t)$를 구할 수 있다. 여기서 첫 번째 항의 $\dot{\rho}$은 ρ에 의한 시변선형미분방정식이고 $\alpha(t)$가 시간에 따라 변화한다. 선형미분방정식에서 시간의 변화에 상관없이 초기치 $\rho(0)$와 상관없이 일정한 해를 가진다. 따라서 $\rho(0)=1$로 가정한다. 이것을 수식으로 표현하면 다음과 같다. 식(9)의 첫 번째 항 $\dot{\rho}(t) = -k_\rho \rho(t)\cos\alpha$에서 $\rho(0)=1$로 가정하고 $\rho(t)$를 구했다면, 양변에 상수 C를 곱하면 $C\dot{\rho}(t) = -k_\rho C\rho(t)\cos\alpha$가 되고 변수 $C\rho(t)$에 대해 초기치가 C인 경우의 미분방정식이 된다. 따라서 임의의 상수 C에 대한 해는 $\rho(0)=1$인 경우 해에 상수 C를 곱해준 것과 같은 의미이다. 따라서 초기치의 크기와는 상관없이 미분방정식의 해는 일정하므로 $\rho(0)=1$로 가정한다[8].

폐루프 시스템 식(9)는 $\alpha(t)$와 $\beta(t)$에 대한 비선형 미분방정식이므로 초기위치 $\alpha(0)$, $\beta(0)$에 따라 해가 달라진다. 따라서 $\rho(0)=1$로 가정하고 $\alpha(0)$, $\beta(0)$를 $-90^\circ < \alpha(0) \le 90^\circ$, $-180^\circ < \beta(0) \le 180^\circ$의 범위에서 각각의 초기위치에 대해 이동시간과 에너지를 최소화하는 값 E_f를 구하기 위해 최적의 제어이득 $[k_\rho, k_\alpha, k_\beta]^T$를 구한다. 하지만 위의 범위 전체에서 제어이득을 구하려면 무수한 데이터 양으로 인해 계산해내기란 결코 쉽지 않다. 따라서 위의 범위를 각각 A, B 개의 점들로 분할하여 그 해당 점들에 대해 제어이득을 구한다.

즉,

$$\alpha(0) \in \left\{-90^\circ + \frac{180^\circ}{A}, -90^\circ + \frac{2\times 180^\circ}{A}, \cdots, -90^\circ + \frac{A\times 180^\circ}{A}\right\}$$

$$\beta(0) \in \left\{-180^\circ + \frac{360^\circ}{B}, -180^\circ + \frac{2\times 360^\circ}{B}, \cdots, -180^\circ + \frac{B\times 360^\circ}{B}\right\}$$

임의로 선정된 각 점에서 비선형미분방정식을 수치해석으로 풀고 유전알고리즘을 이용하여 이동시간과 에너지를 최소화하는 값 E_f를 가지는 최적제어이득 $[k_\rho, k_\alpha, k_\beta]^T$를 구한다.

이때, 폐루프 시스템 안정조건 식(10)과 속도, 각속도 제한조건 식(12)는 항상 만족되어야 한다. 구체적 과정을 표현하면 아래와 같다.

Step 1) $\rho(0)=1$
$\alpha(0) = -90^\circ + \dfrac{180^\circ}{A}$

Step 1-1) $\beta(0) = -180^\circ + \dfrac{360^\circ}{B}$

Step 2) 유전알고리즘의 탐색변수를 제어이득 k_ρ, k_α, k_β으로 두고 안정조건 식(10)이 만족하도록 설정한다. 유전알고리즘 수렴조건은 $[\rho(t), \alpha(t), \beta(t)]^T \le [\epsilon_\rho, \epsilon_\alpha, \epsilon_\beta]^T$이고, ϵ_ρ, ϵ_α, ϵ_β는 미리 지정한 아주 작은 값이다.

Step 3) 초기위치 $\rho(0)$, $\alpha(0)$, $\beta(0)$에서 Step 2)의 제어이득에 대해 비선형 미분방정식(9)를 수치해석으로 풀고 이동시간과 에너지를 최소화한 값 E_f를 구한다. 이때 E_f는 유전알고리즘의 적합도가 된다.

Step 4) E_f가 최소로 될 때까지 유전알고리즘을 구동하여 각 초기위치$\rho(0)$, $\alpha(0)$, $\beta(0)$에서의 최적제어이득 $[k_\rho, k_\alpha, k_\beta]^T$를 구한다.

Step 5) $\beta(0)=180^\circ$ 이면 Step 6)으로 가고, 그렇지 않다면 $\beta(0)=\beta(0)+\frac{360^\circ}{B}$ 로 두고 Step 2)로 간다.

Step 6) $\alpha(0)=90^\circ$ 이면 종료하고, 그렇지 않다면 $\alpha(0)=\alpha(0)+\frac{180^\circ}{A}$ 로 두고 Step 1-1)로 간다.

3.2. 신경회로망

신경회로망은 생물체의 세포와 세포간의 연결 구조를 단순화시켜 이것을 수학적으로 표현하여 문제를 해결하는 방법이며 대표적으로 인간의 두뇌가 가지는 뇌 신경세포들의 연결 관계를 구현하고자 하는 시스템이다. 본 연구에서 feedforward neural networks(앞 먹임 신경회로망)구조로 일반적으로 사용되는 방법이다. 여기에 back propagation learning algorithm(역 전파 학습 알고리즘)을 이용하여 신경회로망을 학습시킨다[10].

Feedforward neural networks구조의 back propagation learning algorithm학습법은 실제의 출력 값을 신경회로망을 통해 학습시켜 설계자가 원하는 값의 오차를 구하여 오차 정보를 신경회로망에 계속해서 전달하여 실제 원하는 값의 오차를 최대한 줄이는 방법이다. 유전알고리즘에서 $\alpha(0)$의 범위 $-90^\circ < \alpha(0) \le 90^\circ$ 에서 A개로 분할하고 $\beta(0)$의 범위 $-180^\circ < \beta(0) \le 180^\circ$ 에서 B개로 분할하여 해당 초기위치에서 최적의 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$를 구하였다. 여기서 A와 B의 개수 즉, 초기위치를 무한하게 설정하면 원하는 초기위치에서 최적의 제어이득 오차는 줄어들겠지만 무한한 계산 량으로 원하는 값을 얻기란 결코 쉽지 않을 것이다. 따라서 적절한 A개와 B개로 설정하고 구한 제어이득 데이터를 신경회로망에 학습시켜 신경회로망의 보간 기능을 이용하여 임의의 초기위치에서의 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$를 구할 수 있다.

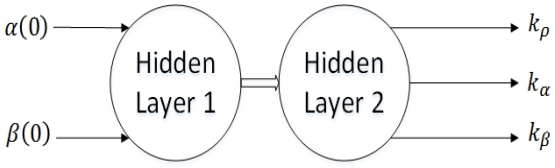


Fig. 2 Block diagram of neural network for structure and control gain interpolation

분할시킨 초기위치 $\alpha(0)$와 $\beta(0)$를 신경회로망 입력으로 두고 그에 맞는 최적의 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$를 신경회로망 출력으로 놓는다. 이때 출력데이터는 신경회로망의 학습데이터가 된다. 그림 2는 신경회로망의 구조 및 입·출력 관계를 보여준다.

초기위치 $\alpha(0)$와 $\beta(0)$를 분할하여 각각 A개, B개의 점으로 나누었으며 총 A×B개의 2차원 공간에 초기위치가 설정되고, 각각의 해당 위치에서 최적의 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$가 학습데이터로 신경회로망을 학습시킨다. 실제의 이동 로봇이 동작 할 때는 $\alpha(0)$와 $\beta(0)$가 구해지게 되는데 임의의 $\alpha(0)$와 $\beta(0)$에서는 신경회로망의 보간 기능에 의해 해당 위치에서 일반화된 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$가 얻어지게 되며, 이 제어이득을 통해 적절한 제어 성능을 확인할 수 있다.

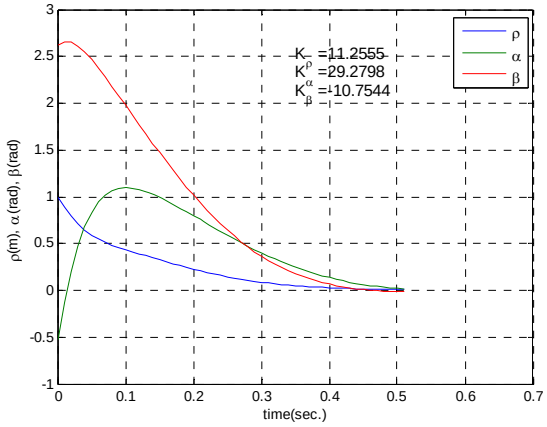
Ⅳ. 시뮬레이션 및 결과

4.1. 유전알고리즘을 이용한 제어이득과 에너지

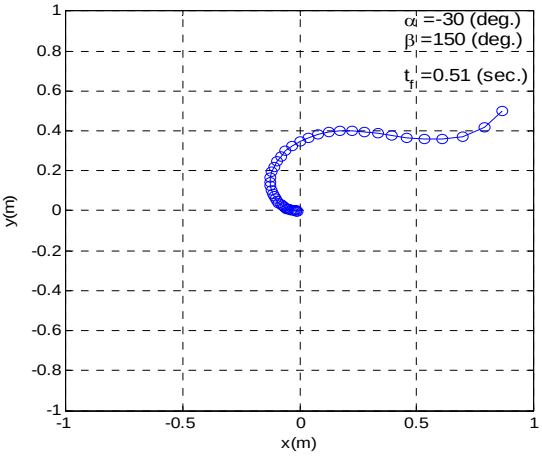
$\alpha(0)$, $\beta(0)$를 각각 A=12개, B=6개의 점으로 나누면 총 A×B=12×6=72개의 점이 2차원 공간에서 초기위치로 나타내어진다.

각각의 72개의 초기위치에서 이동시간과 에너지를 동시에 최소화하는 최적의 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$를 구하기 위해 속도와 각속도의 가중치 r_v, r_w는 0.0005, 0.0002로 설정하였고 제한 값 C_v, C_w는 $3\,[m/s]$, $9\,[rad/s]$로 설정하였다. 그리고 유전알고리즘의 수렴조건 $\epsilon_\rho, \epsilon_\alpha, \epsilon_\beta$는 각각 0.01, 1°, 1°로 설정하고 유전알고리즘의 학습조건은 세대수 200, 개체 수 200, 돌연변이율 0.2, 교차율 0.8로 지정하여 이동시간과 에너지를 동시에 최소화하는 최적의 제어이득을 구했다. 그림 3은 이동시간만을 고려했을 때 유전알고리즘을 이용하여 구한 최적의 제어이득의 결과를 그래프로 보여준다.

초기위치 $\alpha(0)=-30^\circ$, $\beta(0)=150^\circ$ 에 대한 경우로 그림 3(a)는 이동로봇의 최적제어이득 궤적을 보여주며 이때의 최적제어이득은 $k_\rho=11.2555$, $k_\alpha=29.2798$, $k_\beta=-10.7544$이다. 그림 3(b)는 이동로봇의 최적경로를 나타내며 이동시간은 0.51초이다[8].

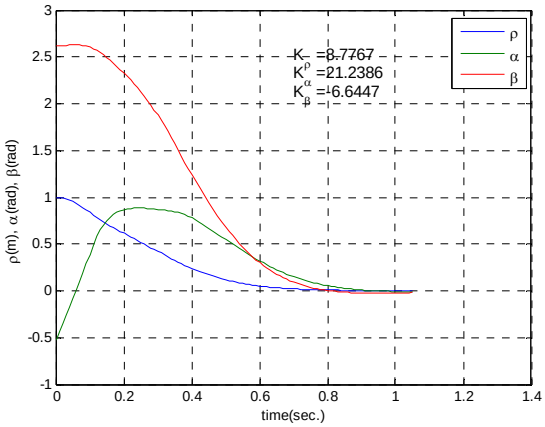


(a)

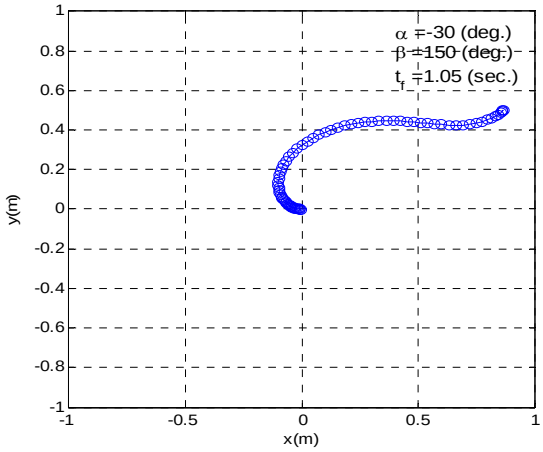


(b)

Fig. 3 Time-optimal control performance for $\alpha(0)=-30^\circ$ and $\beta(0)=150^\circ$ (a) Robot trajectory (b) Robot path



(a)



(b)

Fig. 4 Time-energy-optimal control performance for $\alpha(0)=-30^\circ$ and $\beta(0)=150^\circ$ (a) Robot trajectory (b) Robot path

다음으로 그림 4는 이동시간과 에너지의 최소화를 동시에 고려하여 유전알고리즘을 이용해 구한 최적제어이득의 결과를 그래프로 보여준다.

초기위치 $\alpha(0)=-30^\circ$, $\beta(0)=150^\circ$ 에 대한 경우로 그림 4 (a)는 이동로봇의 최적제어이득 궤적을 보여주며 이때의 최적제어이득은 $k_\rho=8.7767$, $k_\alpha=21.2386$, $k_\beta=-6.6447$이다. 그림4 (b)는 이동로봇의 최적경로를 나타내며 이동시간은 1.05초이다.

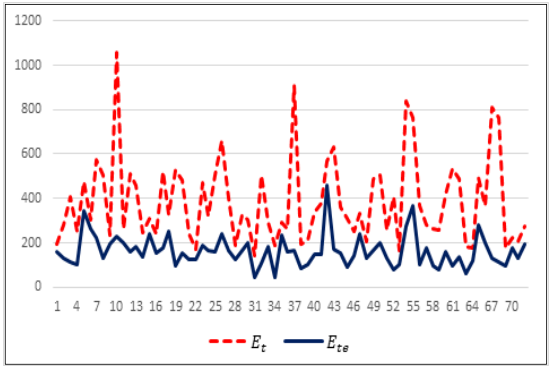
그림 3과 그림 4를 비교하면 그림 3에서 시간만을 고려하므로 선속도 및 각속도에 대한 제어가 이루어지지 않는다.

그림 3 (b)를 보면 시작과 동시에 아주 높은 선속도와 각속도가 필요하고 휠 스핀이 발생하여 미끄러짐 현상이 일어날 수 있다. 반면, 그림 4에서는 에너지와 이동시간을 동시에 고려하면 이동시간은 늘어나지만 속도와 각속도를 제어하여 미끄러짐 없이 자연스럽게 가·감속하는 것을 그림 4 (b)를 통해 확인할 수 있다.

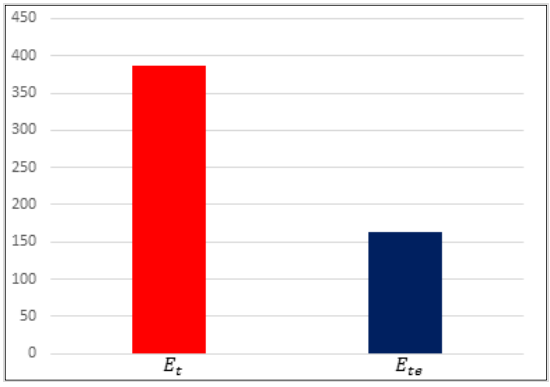
그림 5는 각각의 초기위치에 대한 에너지 량과 그 값들의 평균을 비교한 그래프이다. 그림 5 (a)에서 각각의 초기위치에서 목표점까지 이동하는데 소비한 에너지 량을 비교하면 각각의 초기위치에서 소모된 에너지의 량이 감소하는 것을 확인할 수 있다.

Table.1 Performance comparison between the time-optimal control and time-energy-optimal control

Initial point case	Initial points	Time-optimal control					Time-energy-optimal control				
	(α_0, β_0)	k_ρ	k_α	k_β	T_t	E_t	k_ρ	k_α	k_β	T_{te}	E_{te}
1	$(-60^\circ, -150^\circ)$	8.608	20.482	-6.025	0.68	192.51	7.116	17.561	-5.394	1.04	158.67
2	$(-60^\circ, -120^\circ)$	8.543	20.665	-6.305	0.61	279.19	5.914	14.475	-4.708	1.03	130.36
3	$(-60^\circ, -90^\circ)$	10.228	22.830	-5.374	0.48	409.32	5.462	13.274	-4.262	0.71	111.05
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
70	$(90^\circ, 120^\circ)$	7.604	17.568	-4.686	0.70	223.77	6.922	17.229	5.903	1.12	176.19
71	$(90^\circ, 150^\circ)$	7.323	17.613	-5.346	0.78	204.11	5.885	14.165	-4.388	1.19	130.21
72	$(90^\circ, 180^\circ)$	8.528	18.413	-4.102	0.83	277.54	6.744	17.552	-5.445	1.23	192.05



(a)



(b)

Fig. 5 Consumed energy comparison between the time-optimal control and time-energy-optimal control (a) Comparison for each case (b) Comparison for average point

그림 5 (b)는 그 에너지 값들의 평균을 비교한 그래프이다. 시간만을 고려했을 때는 에너지를 고려했을 때에 비해 약 2.3배정도 과소비를 하는 것을 알 수 있다. 따라서 에너지소모를 최소화하는 동시에 빠르게 목표지점까지 도달하는 것이 시간만을 고려한 것보다 더욱 효율적이라는 것을 알 수 있다.

표 1은 72개의 초기위치에 대한 유전알고리즘을 이용하여 구한 최적의 제어이득과 에너지 량을 간단하게 비교한 것이다. 각각의 위치에서 이동시간과 소모된 에너지량이 다르다는 것을 확인 할 수 있다.

4.2. 신경망 보간법을 이용한 제어이득과 에너지

앞서 유전알고리즘으로 구한 데이터를 신경회로망에 학습시켜 신경회로망의 보간 기능을 이용하여 임의의 초기위치에 대한 데이터를 얻을 수 있다. 신경회로망의 보간 기능을 이용하기 위해 입력은 초기위치 $\alpha(0)$, $\beta(0)$로 설정하고 출력은 제어이득 $k_\rho, k_\alpha, k_\beta$로 설정하였다. Feedforward구조로 이루어진 2개의 hidden layer를 사용하였고 각각을 50개의 층으로 나누었으며 오차율은 0.2로 설정하였다.

그림 6은 유전알고리즘으로 구한 임의의 초기위치에 대한 궤적과 경로이다. 그림 7은 보간 기능을 이용하여 구한 데이터를 통한 궤적과 경로이다. 이 두 그림에서 볼 때 제어이득은 거의 유사하게 나오는 것을 확인할 수 있다. 소비된 에너지는 표 2에서 약간의 차이가 있을 뿐 거의 동일하다는 것을 알 수 있다. 따라서 보간 기능으로 구한 데이터의 신뢰성이 높다고 할 수 있다. 임의의 점에 대한 제어이득은 신경회로망의 보간 기능으로 구하여 사용할 수 있다는 것을 알 수 있다. 여기서 더 많은 구간의 초기위치를 학습시키면 더욱 더 정확한 제어이득 값을 구할 수 있을 것이다.

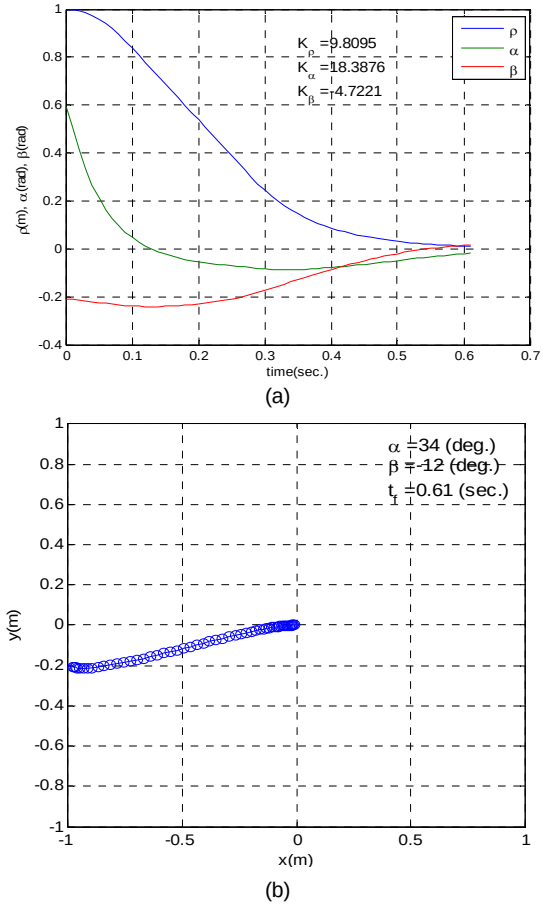


Fig. 6 Time-energy-optimal control performance for $\alpha(0)=34^\circ$ and $\beta(0)=-12^\circ$ using the G.A. (a) Robot trajectory (b) Robot path

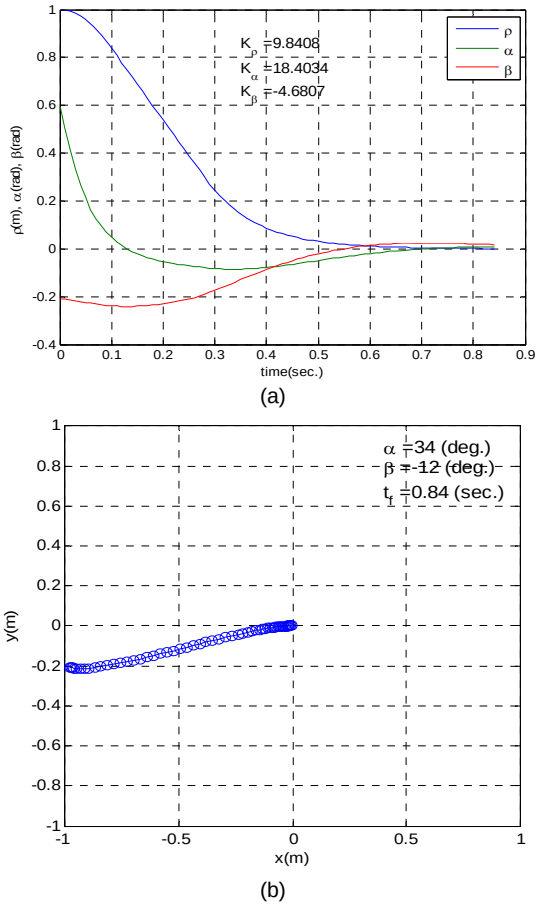


Fig. 7 Time-energy-optimal control performance for $\alpha(0)=34^\circ$ and $\beta(0)=-12^\circ$ using the neural networks (a) Robot trajectory (b) Robot path

표 2는 4개의 임의의 초기위치에 대한 유전알고리즘을 이용하여 구한 최적의 제어이득과 에너지 량, 신경회로망을 이용하여 구한 최적의 제어이득과 에너지 량을 각각 비교한 것이다.

수치를 보면 약간의 오차만 있을 뿐 거의 동일한 이득 값을 얻을 수 있는 것을 확인 할 수 있다. 따라서 신경회로망의 제어이득 보간 기능은 신뢰성이 높다고 할 수 있다.

Table. 2 Comparison between using the G.A. energy and using the neural network energy

Initial point case	Initial points	Control gains from neural network					Control gains from genetic algorithm				
	(α_0, β_0)	k_ρ	k_α	k_β	T_{te}	E_{te}	k_ρ	k_α	k_β	T_{te}	E_{te}
1	$(-37^\circ, -165^\circ)$	8.304	19.018	-4.099	1.16	291.52	8.403	18.964	-4.032	1.14	293.59
2	$(-38^\circ, 99^\circ)$	8.291	20.107	-6.194	0.82	262.31	8.272	20.081	-6.191	0.83	261.35
3	$(25^\circ, 25^\circ)$	7.966	15.539	-3.586	0.71	206.32	7.889	15.447	-3.613	0.70	202.31
4	$(34^\circ, -12^\circ)$	9.841	18.403	-4.681	0.84	285.15	9.809	18.387	-4.722	0.61	282.97

Ⅴ. 결 론

본 연구는 이동로봇의 기구학적 제어를 통해 로봇의 이동시간과 선속도 및 각속도를 제어하여 에너지를 최소화하는데 목적이 있다. 최적의 제어를 하기 위해 최적의 제어이득이 필요하고 제어이득을 구하기 위해 전역탐색 알고리즘으로 널리 쓰이는 유전알고리즘을 이용하여 구하였다.

이때 최적제어이득은 로봇의 초기위치에 따라 달라지는데 무한히 많은 초기위치에 대한 제어이득을 구하기란 많은 어려움이 따른다. 따라서 적절한 초기위치점을 선정하여 분할시키고 그 해당 초기위치에 대한 최적의 제어이득을 구하였다. 이때 시간만을 고려하면 높은 속도 및 가속도에 의해 휠 스핀과 같은 미끄러짐 현상이 일어나 에너지가 많이 소모되므로 적절한 가중치와 제한 값을 설정하고 속도 및 각속도를 제어하여 이동시간과 에너지를 최소화시키는 최적제어이득을 구하였다. 임의의 초기위치에 대한 제어이득은 신경회로망의 보간 기능을 이용하여 구할 수 있다.

유전알고리즘으로 구한 임의의 초기위치에 대한 제어이득의 소모 에너지와 보간 기능으로 구한 제어이득의 소모 에너지가 약간의 차이가 날 뿐 거의 비슷한 것을 확인할 수 있었다. 다만 시뮬레이션을 통해 진행한 연구이므로 실제 로봇을 구동할 때는 환경적 요인과 물리적 요인을 잘 고려한다면 실제 로봇구동에도 큰 어려움 없이 구동될 것으로 예상된다. 본 연구의 결과는 로봇청소기와 같은 이동 로봇의 작업도중 배터리가 방전되기 직전에 충전 스테이션으로 이동할 때 효율적인 이동에 적용될 수 있다.

ACKNOWLEDGMENTS

This work was supported by BK21PLUS, Creative Human Resource Development Program for IT Convergence.

REFERENCES

[1] A. Kelly, *Mobile Robotics: Mathematics, Models, and Methods*, Cambridge University Press, New York, 2013.

[2] R. Siegwart, I. R. Nourbakhsh, and D. Scaramuzza, *Introduction to Autonomous Mobile Robots, Second Edition*, Cambridge, MA: The MIT Press, 2011.

[3] D. Liberzon, *Calculus of Variations and Optimal Control Theory: A Concise Introduction*, Princeton University Press, Princeton, 2012.

[4] F. L. Lewis, D. Vrabie and V. L. Syrmos, *Optimal Control: 3rd Edition*, 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] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*, Addison-Wesley Professional, Boston, 1989.

[7] Z. Michalewicz, *Genetic Algorithms+Data Structures= Evolution Programs*, Berlin, Heidelberg: Springer, 1996.

[8] Y. K. Choi and J. H. Park, "Control gain optimization for mobile robots using neural networks and genetic algorithms," J*ournal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 20, no. 4, pp 698-706, Apr. 2016.

[9] N. Siddique and H. Adeli, *Computational Intelligence: Synergies of Fuzzy Logic, Neural Networks and Evolutionary Computing*, Wiley, New Delhi, 2013.

[10] J. R. Jang, C. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Pearson, U.S., 1997.

[11] E. R. Fierro and F. L. Lewis, "Control of a nonholonomic mobile robot using neural networks," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 9, no. 4, pp 589-600, July 1998.

[12] Y. K. Choi, M. J. Lee and S. S. Kim, "Design and Implementation of an adaptive neural network compensator for control system," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 48, no. 2, pp 416-423, April 2001.

박현재(Hyeon-Jae Park)

2015년 2월 창원대학교 전기공학사
2017년 2월 부산대학교 대학원 전기전자컴퓨터공학과 공학석사
2017년 3월~현재 한국폴리텍대학 부산캠퍼스 전기과 시간강사
※관심분야 : 이동로봇, 유전알고리즘, 신경회로망, 최적제어이득, 최소에너지 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, 로보틱스, 제어계측 등

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