

국소 경로 계획법을 위한 APF 기반의 무정형 장애물 회피 연구

Amorphous Obstacle Avoidance Based on APF Methods for Local Path Planning

이종연¹ · 정하민² · 김동현^{3*}

JongYeon Lee, Hahmin Jung and Dong Hun Kim

1 한국과학기술원

2 경남대학교대학원 첨단공학과

3 경남대학교 전기공학과

요 약

본 논문은 국소 경로 계획법을 위한 2차원 센서 환경에서 무정형의 장애물의 회피에 대한 연구를 다루었다. 본 연구는 인공 포텐셜 함수(Artificial Potential Function, APF)를 사용하는 기존의 연구에서 점 형태의 장애물을 다루는 방법을 응용 및 확장한 것으로, 다양한 형태의 크기와 모양을 지니는 장애물에 대해서 두 가지 새로운 형태의 반발 포텐셜 함수를 제안한다. 제안된 방법에 의한 곡률 판단법은 장애물을 단순하게 파악하여, 경로계획에 효율적으로 사용되었다. 실제적인 국소 경로 계획법에 맞게 직선 시야(Line of Sight, LOS)와 로봇의 인지범위(Range)등을 고려하는 알고리즘을 사용하였다. 여러 장애물 세트(Set)에 대하여 시뮬레이션 결과를 통하여 제안한 방법과 기존 연구의 차이점을 알아보았으며, 제안한 방법의 장점에 대하여 확인하였다.

키워드 : 국소경로계획, 포텐셜 함수, 격자 포텐셜, 반발 포텐셜, 무정형 장애물

Abstract

This paper presents a method about amorphous obstacles avoidance for local path planning in the two-dimensional sensor environment. In particular, the proposed method is extended from some of the recent studies about a point obstacle avoidance. In the paper, repulsive forces of two types are proposed in order that the robot avoids from the amorphous obstacle with various size and form. A judgment of curvatures in the proposed method simplifies the recognition of obstacles to make the path-planning efficient. In addition, the line of sight(LOS) and the range of recognition are considered in the environment. By simulation results, the proposed method for amorphous obstacle avoidance shows better performance than the related existing method and we confirmed advantages of proposed method.

Key Words : Local-Path Planning, Potential Function, Repulsive Potential, Amorphous Obstacle

1. 서 론

로봇은 크게 자율로봇(autonomous robot)과 비자율로봇(non-autonomous robot)으로 구분된다. 스스로 움직이고 목적지를 향해 찾아가는 자율로봇의 능력은 작업을 수행하는 데에 있어서 매우 중요하다. 이를 경로계획(Path planning)이라 하는데, 경로계획의 목적은 로봇이 주위의 장애물에 충돌하지 않고 회피하면서 혼자, 혹은 다른 로봇들과 함께 협동하면서 효율적으로 목표물(goal)을 향하여 이동하는 것이다. 경로계획은 크게 전역 경로 계획(Global Path

planning)과 국소 경로 계획(Local path planning)으로 구성된다. 전역 경로 계획은 정적인 환경에서 모든 장애물의 위치와 목표물의 위치정보가 있을 때 사용되며, 국소 경로 계획은 동적인 환경(Dynamic environment)에서 주어진 시야를 가지고 자율적으로 움직이는 로봇의 설계에 사용된다. 그렇기 때문에 일반적으로 자율적인 로봇의 군집 이동(Swarm path planning)에는 국소 경로 계획법이 적합하다.

지금까지 경로계획을 위하여 퍼지, 신경회로망 기법, CREEP(Concentric Ripple Edge Evaluation and Progression) Method, 분할법(decomposition method), 인공 포텐셜장 방법(artificial potential field method) 등이 사용되어 왔다. 분할법에는 격자분할법(cell decomposition method)[1], 동일한 공간에 대한 고정된 분할법(Fixed decomposition) 그리고 적응 분할법(adaptive decomposition)이 있고 더 나아가 그리드 맵 표현법[2]이 있다. 스웜 로봇들의 군집 이동(Swarm formation) 및 자기조직화

접수일자 : 2010년 7월 13일

완료일자 : 2010년 10월 8일

본 연구는 2010학년도 경남대학교 학술연구 장려금 지원으로 이루어졌음

* 교신저자

(Self-organization)를 위하여 포텐셜 함수[3]와 스트림 함수[4]가 이용되었다. 포텐셜(Potential)이란 공간상에서 정의된 스칼라량으로 목표물, 장애물, 동료로봇에 사용한다. 목표물에는 음의 포텐셜 값을, 장애물에는 양의 포텐셜 값을 주고 로봇이 낮은 포텐셜을 향해 나아간다. 로봇은 목표물을 향해 가며, 장애물 근처에 다가가면 양의 포텐셜로 인해 장애물을 피해서 다른 경로를 택해 목표물을 향해 나아간다. 이 방법은 단순히 포텐셜을 부여한다는 점에서, 다른 많은 경로계획법들보다 직관적이고 간단한 방법을 제공한다. 또한 이런 포텐셜 방법은 군집 경로계획(Swarm path planning)에서 더욱 효율적인 방법을 제시한다. 군집경로계획은 로봇들의 군집 이동과 자기조직화를 필요로 하는데, 이를 구현하기 위해서는 로봇간의 상호작용 알고리즘이 필요하다. 그런데 각 로봇이 장(Field)을 형성한다는 개념과 방법은 이를 구현하는데 있어서 매우 적합하다. 포텐셜 이론의 기본은 다음과 같다. 로봇의 속도는 포텐셜의 기울기에 해당한다. 설계된 식에 의해서 로봇은 포텐셜이 높은 곳에서 낮은 곳으로 나아가게 된다. 따라서 로봇은 매 스텝에서 언제나 그 위치에 맞는 포텐셜의 기울기를 계산하고 속도를 바꿀 수 있어야 한다. 하지만 실제로 빠르게 움직이면서 속도를 빠르게 변경시키기란 지향이 매우 강한 경우(예: 물 속)가 아니라면 힘들다는 것을 알 수 있으며, 로봇의 역학을 고려하는 수식 설계가 필요하다.

본 연구에서는 일반적으로 연구되어 왔던 인공 포텐셜 방법과는 다르게 격자포텐셜(grid potential) 방법을 다룬다. 이론적으로 로봇은 연속적으로 움직일 수 있어서, 연속적으로 포텐셜을 따라 움직이며 지속적으로 센서를 통해 장애물, 목표 등의 위치변화를 감지하고 그에 맞게 움직인다. 이와 다르게 격자에서 로봇은 자신 주위의 격자에서의 포텐셜을 각각 계산하고, 갈 수 있는 격자 중 가장 낮은 포텐셜을 지니고 있는 격자를 향해 나아간다. 포텐셜을 미분한 값을 사용하여 움직이는 방법과 낮은 포텐셜로 나아가는 방법은 원리상으로 격자를 극한까지 세밀하게 나눈다면 거의 동일하지만, 하드웨어에 부담을 덜 줄 수 있다는 장점을 지니고 있다. 여기서 사용된 로봇 모델은 논홀로노믹 제한(nonholonomic constraints)이 없는 전방향 로봇(omni-directional robot)으로 고려한다. 그래서 일종의 점 로봇(point robot)으로 표현된다[9, 10].

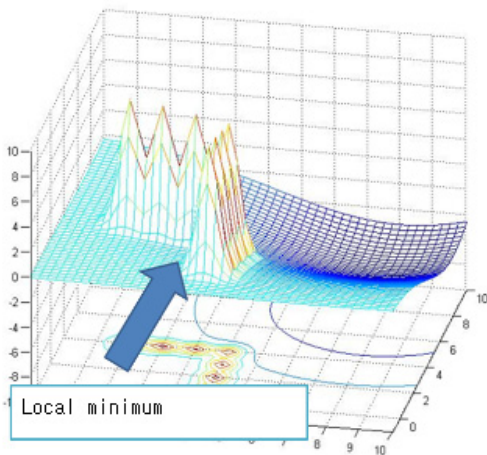


그림 1. U자형 장애물 앞에 형성된 국소적 최소점
Fig. 1. Local minima in an U-shaped obstacle

기존의 포텐셜 방법은 다양한 장점들도 존재하지만, 논문 [5]에서 지적하듯이 크게 4가지 문제점이 존재한다. 이 중 가장 문제가 되는 것은 최소 국소점(local minimum point)[6]에 빠질 수 있다는 단점이다. 그림 1은 U자형 장애물 앞에 형성된 최소 국소점을 보여준다. 이러한 최소 국소점에 대한 연구는 [7]에서 점 형태의 장애물에 대하여 다루어졌었다. 그러나 이러한 최소 국소점 문제는 무정형화된 장애물 환경 하에서 더욱 대두된다. 단순히 장애물 표면을 격자로 나누어 각각의 점 장애물로 다룰 경우, 요면(凹)형태를 띠는 장애물이 있을 때 그 가운데 공간이 주변부보다 포텐셜이 낮아서 극소점이 되어 로봇은 그 점에서 정지하거나 극소점 주변을 맴돌게 되는 문제가 발생하는 것이다. 지금까지 인공 포텐셜장 방법을 유지하면서 무정형화된 장애물 환경에 대한 국소적 최소점 문제를 해결하는 연구는 많이 이루어지지 않았다. 본 논문에서는 인공 포텐셜장 방법을 이용하면서 이러한 문제점을 해결하고 더 효율적인 무정형 장애물의 반발 포텐셜 설계를 하려고 한다. 기존의 방법과 동일하게 단순히 점 형태의 장애물(Point obstacle)로 장애물을 다루는 것이 아니라, 크기와 형태를 가지는 무정형 장애물의 반발 포텐셜을 새롭게 설계하는 두 가지 방법을 제시한다. 그리고 제안된 방법들의 장단점을 보여주기 위해 기존의 방법과 제안된 방법들을 시뮬레이션 한 결과를 제시하여 그 결과에 대한 해석을 한다. 포텐셜 함수 기반의 국소 경로계획에서 제안된 방법은 로봇이 점, 원 형태의 장애물이 아닌 무정형 장애물에서도 회피를 위한 방법으로 사용된다.

2. 인공 포텐셜함수 방법(APF)의 기본

2장에서 기존의 인공 포텐셜 함수를 이용한 경로계획법에 대해 간단히 설명하고, 그 단점들에 대하여 살펴본다.

2.1 기존의 APF 경로계획법

기존의 연구[7]에서는 점 형태의 장애물(Point obstacle)만을 다루었다. 이러한 점 형태의 장애물을 다루는 방법을 기본으로 하여, 크기와 형태를 지니는 장애물에 대하여 가상의 역장(virtual force field, VFF) 방법[5]에서는 다음과 같은 방법을 사용한다. 먼저 로봇은 크기를 가지는 장애물을 발견하고, 발견된 장애물은 그 표면이 인식되어 다음과 같이 로봇의 C-공간(configuration space)에서 활성화된다.

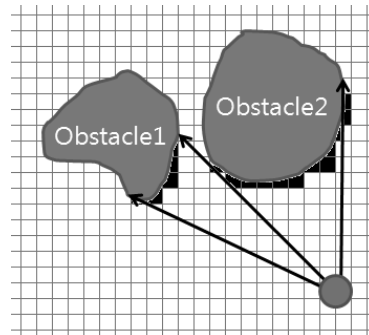


그림 2. 동적 환경에서 로봇의 장애물 인식
Fig. 2. Obstacle recognition of a robot in dynamic environment

그림 2에서 검정색으로 체크된 각각의 활성 격자(Active cell)는 점 형태의 장애물(Point obstacle)처럼 작동하여 각각의 반발 포텐셜을 만들어 낸다. 이 반발 포텐셜에는 가우시안 함수 형태의 포텐셜, 이차함수 형태의 포텐셜 등 다양한 형태가 있지만, 본 논문에서는 기본적으로 다음과 같은 가우시안 함수를 사용한다[7].

$$U_{obs} = C_o e^{-\left(\frac{\psi_o}{l_o}\right)^2} \quad (1)$$

$$\psi_o = |P_{obs} - P| \quad (2)$$

C_o 는 반발 포텐셜의 세기를, l_o 는 반발 포텐셜의 범위를, ψ_o 는 장애물(P_{obs})과 포텐셜을 계산할 점(P)사이의 거리를 나타낸다. 이러한 반발 포텐셜은 장애물에 가까이 갈수록 급속도로 커지기 때문에, 로봇은 이를 인지하고, 장애물을 피해서 움직이게 된다. 또한 목적지의 인력 포텐셜은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$U_{goal} = -C_g e^{-\left(\frac{\psi_g}{l_g}\right)^2} \quad (3)$$

$$\psi_g = |P_{goal} - P| \quad (4)$$

위와 같은 목적지의 인력 포텐셜 정의는 목적지에 가까울수록 더 낮은 포텐셜을 부여하여 로봇이 목적지로 나아가게 한다. 인지된 격자에 대해서, 로봇중심의 극좌표 계 기준으로 각 격자가 어떤 r 값과 θ 값을 가지고 있는지 알 수 있다. (실제로 센서 기반의 2D 환경에서는 r, θ 값을 읽어낸다) 인지한 장애물이 N 개의 점 형태의 장애물로 나뉘어졌을 때, 이를 θ 값에 따라 오름차순 배열을 할 수 있고, 이렇게 배열된 각 점 형태의 장애물을 $a[1].....a[N]$ 으로 정한다. 이에 대한 격자점 (i, j)에서 포텐셜은 다음과 같다.

$$U_{tot} = U_{goal} + U_{obs} = -C_g e^{-\left(\frac{\psi_g}{l_g}\right)^2} + \sum_{k=1}^N C_o e^{-\left(\frac{\psi_{ok}}{l_o}\right)^2} \quad (5)$$

격자 포텐셜 방법에서, 로봇은 다음의 규칙에 따라서 움직이게 된다.

- 1 단계 : 장애물의 표면을 인식하고 격자점으로 분할한다. 분할된 격자점은 점 형태의 장애물의 반발 포텐셜을 형성하게 된다.
- 2 단계 : 로봇 주변의 8개의 격자에 대해서 각각 포텐셜을 계산한다.
- 3 단계 : 현재 위치와 8개의 격자를 포함한 9개의 격자에 대해서 최소의 포텐셜을 지나는 격자를 통해 나아간다. 현재 위치가 목표물의 위치라는 것은(혹은 포텐셜의 최소점이라는 것은), 목적지에 도착한 것을 의미하므로, 정지하게 되며, 이는 목적의 달성을 의미한다.

2.2 기존의 APF 경로계획법

단순히 장애물의 표면의 점을 각 격자점으로 나누어서 점 장애물의 반발 포텐셜을 만들게 하는 방법[5]은 많은 단점을 지니고 있다. 그 중 대표적인 것이 불록한 형태의 장애물에 대해서 최소 국소점이 생기는 것이다. 이런 형태의 장애물에 대해서, 기존의 방법은 로봇을 최소 국소점에 빠지게 한다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 기존의 장애물에 대한 포텐셜을 수정하여 제시한다.

3. 제안하는 반발 포텐셜 함수

3.1 장애물의 인식

본장에서는 2가지 종류의 포텐셜이 제시된다. 이 방법에서 로봇이 장애물을 인식하는 과정은 다음과 같다. 그림 2에서와 같이 로봇은 각도에 따라서 장애물의 표면을 인식하고, 자신의 C-공간에 인식된 표면의 각 점을 저장한다. 각 점은 로봇중심 극 좌표계에서의 위치정보인 거리(r)와 각도(θ)를 지니고 있다. 이러한 인식과정 속에서 한 장애물에 속하는 연속된 표면위의 점들은 간격이 격자단위이지만, 서로 다른 장애물의 표면에 속하는 점들은 간격이 그보다 크다. 이러한 조건을 활용하여, 각각의 장애물을 구분하여 장애물에 속하는 점들끼리 하나의 배열에 저장하거나, 다른 장애물에 속하는 점들은 다른 배열명으로써 다음과 같이 구분 한다.

$$\begin{aligned} S_1 &= \{a_1[\theta_1, r_1], a_1[\theta_2, r_2], \dots, a_1[\theta_{N_1}, r_{N_1}]\} \\ S_2 &= \{a_2[\theta_1, r_1], a_2[\theta_2, r_2], \dots, a_2[\theta_{N_2}, r_{N_2}]\} \\ &\vdots \\ S_m &= \{a_m[\theta_1, r_1], a_m[\theta_2, r_2], \dots, a_m[\theta_{N_m}, r_{N_m}]\} \end{aligned} \quad (6)$$

여기서, m 은 로봇이 인식하는 최대 장애물 세트의 수이다.

장애물 표면을 인식한 뒤, 개개의 장애물에 속하는 점들을 하나의 배열로 묶어 저장하여 배열에 속한 요소들의 정보를 이용한다. 이는 수정된 방법을 사용하는 형태의 포텐셜 함수를 설계 가능하게 한다.

3.2 가상의 점 형태의 장애물 방법

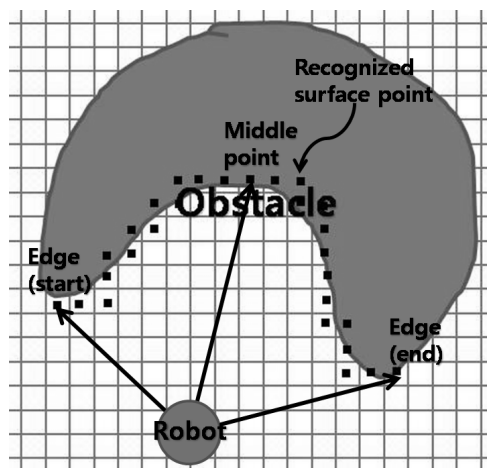


그림 3. 가상의 점 형태의 장애물 방법에 대한 도해
Fig. 3. Representation of an obstacle by artificial points

그림 3과 같이 가상의 점 형태의 장애물을 만드는 방법은 다음과 같다. 장애물로 인식되는 위치를 배열로 구성하여 장애물의 양 끝점(End point)과 가운데 점(Mid-point)으로 표현한다. 이 세 점을 가지고 다음과 같이 무게중심(Center of mass)을 결정한다.

$$[x_{vir}, y_{vir}] = \left[\frac{x_{sta} + x_{mid} + x_{end}}{3}, \frac{y_{sta} + y_{mid} + y_{end}}{3} \right] \quad (7)$$

위치가 결정된 가상의 장애물은 무정형의 장애물을 대표하며, 기존의 방해물의 반발포텐셜 형태에 세기와 범위를 장애물의 모양과 크기에 맞게 조정된 값을 사용하게 된다. 범위를 결정하는 l_o' 은 다음과 같이 결정된다.

$$l_o' = \sqrt{\max\{l_0, d_{sta}, d_{mid}, d_{end}\}} \quad (8)$$

여기서 d_{sta}, d_{end} 는 점 $[x_{vir}, y_{vir}]$ 에서 각 무정형 장애물의 양끝 점까지의 거리를 의미하고, d_{mid} 는 무정형 장애물의 중심점까지의 거리를 의미한다. l_o 는 기본적인 거리 상수로서, 매우 작은 장애물의 경우(격자크기>장애물 크기) 무정형의 장애물은 단일 격자점이 되어 버린다는 점을 고려하기 위하여 지정해주어야 한다. 제공근을 사용한 것은 포텐셜 함수가 가우시안이란 것을 고려할 때, 포텐셜 범위의 크기에 따른 단조적인 증가는 매우 큰 영향을 주기 때문에 비효율적 경로를 보여줄 것이라고 생각했기 때문이다. 실제로도 본 논문에는 기재 하지 않았으나 시뮬레이션 결과에 따르면 제공근을 취했을 때가 제공근을 취하지 않았을 때에 비하여 다양한 크기의 장애물에 대해서 현실적이고 효율적인 경로를 보여주었다. 식(7), (8)에서 구한 파라미터 값은 식(9)에 적용된다.

장애물의 포텐셜은 다음과 같다.

$$U_{obs} = C_0 e^{-\left(\frac{\psi_{ok}}{l_o'}\right)^2} \quad (9)$$

$$(\psi_{ok} = |\overrightarrow{[x_{agent}, y_{agent}]} - \overrightarrow{[x_{vir}, y_{vir}]}|)$$

식(9)의 장애물에 대한 표현은 요면(凹)형태의 장애물을 부드럽게 피해서 지나갈 수 있다. 하지만 이 방법은 장애물의 옆면을 지나갈 때에도 영향을 주어 경로를 우회하게 만드는 단점이 있다. 이를 위한 해결책으로 [8]에서 제시되었던 형태의 각 분배 가중치(Angle distribution weight)가 고려될 수 있지만, [8]에서 제시된 각 분배 가중치는 '점'형태의 장애물의 경우에 대해서만 고려하였다. 따라서 각 분배 가중치를 주는 방법을 제안된 방법에 사용할 경우 장애물을 뚫고 지나가게 되는 경우가 생기게 된다. 이를 보완하여 각 분배 가중치의 상수를 물체의 크기에 대한 함수로 관련지어 적당히 조절한다면 물체를 통과하지 않게 된다. 하지만, 각 분배 가중치를 주는 의미가 사라지게 된다. 여기서 각 분배 가중치는 로봇이 우회하는 비효율적 경로를 택하는 것을 막아준다. 또한 적절한 함수관계를 찾아내는 것은 경험적 방법이 필요하다.

3.3 각 격자에 대하여 함수형태의 새로운 점 포텐셜을 준 방법

3.2장에서 제시한 방법과 같이 각 표면위의 점들을 각각의 장애물로 다루면서도 포텐셜함수를 조작하는 방식을 통해 요면(凹)형태의 장애물을 피해갈 수 있다. 하지만 이 방법을 적용하면 옆을 지나갈 때 강한 장이 발생되어 경로를 매우 돌아서 가야한다는 단점이 발생하기 때문에 각 분배 가중치(Angle distribution weight)를 주었다. 이는 논문[8]에서 장애물사이의 좁을 경로를 통과하지 못하는 문제를 비롯한 다른 문제점을 해결하기 위해 사용된 방법이다. 크기를 지니는 방해물에 대해서 인식된 격자들에 대해 각각 θ 값에 대한 오름차순으로 $a[1], a[2], \dots, a[k], \dots, a[N]$ 정한다. 포

텐셜 함수의 세기와 범위에 특별한 점 포텐셜을 생성하게 하여, 그 함수를 $S_{a[i]}$ 라 정하고, $a[i]$ 의 특성에 따라 다른 값을 가지게 한다. 이 때, $S_{a[i]}$ 의 값은 다음과 같다. 여기서, θ 는 로봇을 기준으로 점 장애물과 목적지 사이의 각도이며, $\theta = \cos^{-1}\left(\frac{\psi_{ok}^2 - x_{vir}^2 - y_{vir}^2}{-2x_{vir}y_{vir}}\right)$ 이다.

$$S_{a[i]} = -C_0 f(\theta) e^{\left(\frac{\sqrt{(i-i_{a[i]})^2 + (j-j_{a[i]})^2}}{l(k)}\right)^2} \quad (10)$$

여기서

$$f(\theta) = \begin{cases} e^{-C_1|\theta|} & \text{if } \theta \leq \theta_c \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

$$l(k) = \frac{\sqrt{r_{avg}(\theta_{a[N]} - \theta_{a[1]})/2}}{1 + C_2 \left[\frac{\theta_{a[N]} + \theta_{a[1]} - 2\theta_{a[k]}}{\theta_{a[N]} - \theta_{a[1]}} \right]^2} + \sqrt{D(k)} \quad (12)$$

$$r_{avg} = \frac{\sum_{i=1}^N r_{a[i]}}{N} \quad (13)$$

θ_c, C_0, C_1, C_2 는 양의 상수이고, $D(k)$ 는 장애물 양끝을 이은 선분과 장애물 위의 격자점 사이의 거리로서, $r_{a[i]}$ 가 r_{avg} 보다 큰 경우에만 가중치 값이 적용되도록 하여, 불룩한 경우의 문제점을 없앴다. 결과적으로 총 장애물의 포텐셜은 다음과 같이 주어진다.

$$U_{bos} = \sum S_{a[i]} \quad (14)$$

위의 형태의 APF는 반발 포텐셜의 범위를 의미하는 가중치인 $l(k)$ 가, 크기가 있는 장애물 내에서 가운데에 있는 격자일수록 더 넓은 범위의 포텐셜을 만들도록 한다. 또한 이 가중치 값은 가우시안 함수에서 제공이 되는데, 그 경우 $l(k)$ 가 선형적이라면 너무 커져서 문제점이 발생하므로, 그 전에 제공근을 씌웠다. 이러한 형태의 설계는 중앙 부분에 더 강한 포텐셜을 부여하여 쉘기형태의 포텐셜 등고선을 만들고, 그로인해 요면(凹)의 가운데를 피해갈 수 있도록 하는 장점을 지고 있다. 또한 각 가중치 방법을 사용하여, 비효율적 경로를 택하는 단점을 없앴다. 각 가중치는 어떠한 임계각도 θ_c 에 이를 때까지 지수 함수적으로 상수 C_1 에 의존하여 감소하며, θ_c 에 이른 후에는 0이 되어 아무런 영향을 주지 않도록 된다. 이런 상수 C_0, C_1, C_2 의 값들은 경험적인 방법에 의해 범위가 결정된다. 다음장은 동일한 상황에 대한 기존의 방법과 제안된 두 가지 방법의 시뮬레이션 결과에 대하여 비교 설명한다.

4. 시뮬레이션

4장은 기존의 방법과 제안된 두 가지 방법에 대한 시뮬레이션 결과를 제시한다. 3가지 경우에 대해 로봇에게 주어지는 환경은 동일하고, 로봇이 출발하는 지점은 좌측 하단이다. 그리고 목표물은 우측 상단의 작은 삼각형이다.

4.1 기존의 방법

기존의 방법을 통해 네개의 장애물 세트에 대해 시뮬레이션 한 결과이다. [150, 150]의 평균 격자에서 설계 파라미터는 $C_g = 1, l_g = 100, C_o = 100, l_o = 1$ 을 사용했다.

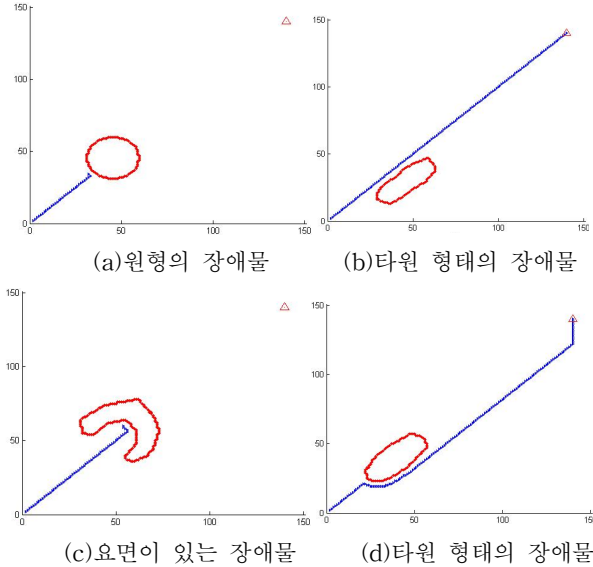


그림 4. 기존 방법에 대한 시뮬레이션 결과
Fig. 4. Simulation results of an existing method

그림 4의 (a)와 (c)에서 로봇은 목표물에 도착하지 못하고 어느 일정한 공간에 멈춰있음을 볼 수 있다. (c)의 요면에 대한 장애물에 대해서는 최소 국소점이 있기 때문에 로봇은 골에 도착할 수 없었다. 하지만, (a)의 경우 최소 국소점이 존재 하지 않는 것처럼 보이지만, (d)의 경우에 대하여 알 수 있듯이 장애물의 곡률이 어느 정도 이상이면 최소 국소점에 빠짐을 알려준다. 여기서 곡률이란 몇 개의 대표적 점들을 통해 알아내는 장애물의 표면이다.

4.2 제안된 방법 1 - 가상의 점 형태의 장애물 방법

가상의 점 장애물 방법을 통해 네개의 장애물 세트에 대해 시뮬레이션 한 결과이다. $C_g = 1, l_g = 100, C_o = 100$ 의 설계 파라미터가 사용 되었다.

가상의 점 형태의 장애물 방법은 그림 4의 기존의 방법에 대한 시뮬레이션 결과와 비교를 하였을 때, 모든 방법에 대해 목적지에 도착할 수 있음을 보여준다. 하지만 로봇이 장애물과 너무 멀리 떨어져 회피하므로 효율적이지 못하다.

각 격자에 대하여 함수형태의 새로운 점 포텐셜을 준 방법 역시 기존의 방법과 다르게 목표물에 도착하는 모습을 보여준다. 표 1의 결과를 참고하면, 제안된 방법 2는 각각의 장애물에 대하여 전체적으로 빠른 스텝시간을 보여준다.

시뮬레이션들의 결과를 보면, 기존의 방법은 큰 곡률을 지닌 장애물의 정면을 지나가거나, 장애물의 옆면을 지나갈 때 경로가 가장 효율적임을 알 수 있지만, 작은 곡률을 지닌 장애물 근처나 요면에서 최소 국소점에 빠지게 된다. 제안된 방법1과 방법2에서는 요면이나 곡률이 작은 장애물 표면을 지나갈 수 있었다. 제안된 방법1의 경우, 알고리즘이 간단하지만 장애물의 옆면을 지나갈 때에도 크게 우회해서 지나가는 비효율적 경로를 보여주었다. 제안된 방법2의 경우, 2의 방법에 비해 알고리즘이 상대적으로 복잡하지만 효율적 경

로를 보여준다. 그리고 기존의 방법들[3, 5, 7, 8]보다 그리드 방식의 경로계획은 로봇이 대각선 방향으로 움직일 때와 상하좌우 방향으로 움직일 때 거리 이득이 $\sqrt{2}$ 만큼 차이 나기 때문에 딱딱하고 직선적인 형태의 경로를 보여준다.

4.3 제안된 방법 2 - 각 격자에 대하여 함수형태의 새로운 점 포텐셜을 준 방법

가상의 점 장애물 방법을 통해 네개의 장애물 세트에 대해 시뮬레이션 한 결과이다. $C_g = 1, l_g = 100, C_o = 100, C_1 = 5, C_2 = 10$ 의 설계 파라미터가 사용 되었다.

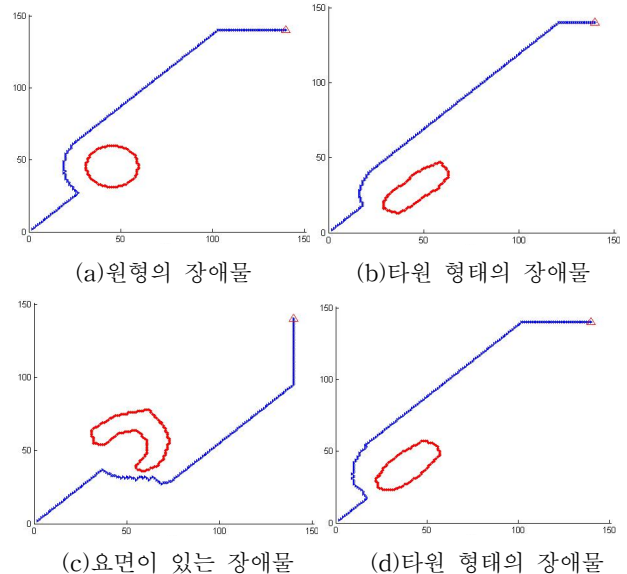


그림 5. 제안된 방법 1에 대한 시뮬레이션 결과
Fig. 5. Simulation results of the proposed method 1

표 1. 각 방법에 대한 최종 도착 스텝

Table 1. Arrival time steps by the use of each methods

	(a)	(b)
기존의 방법	통과하지 못함	138 스텝
제안된 방법 1	175 스텝	157 스텝
제안된 방법 2	170 스텝	151 스텝
	(c)	(d)
기존의 방법	통과하지 못함	156 스텝
제안된 방법 1	183 스텝	176 스텝
제안된 방법 2	180 스텝	160 스텝

5. 결 론

본 논문에서 제안하는 포텐셜 함수는 기본적으로 로봇을 향하여 곡률을 주는 방법이다. 로봇의 경로 계획시, 포텐셜 함수를 사용할 때 요면(凹)형태의 장애물에는 쉽게 최소 국소점이 나타나게 된다. 따라서 로봇은 목적지에 도달할 수 없고 최소 국소점에 머무르게 되는 문제점이 생기게 된다. 제안된 방법은 무정형 장애물들을 곡률 판단법에 의해 쉽게 인식하여 로봇이 최소 국소점이 있는 요면에 정지하지 않고 장애물과의 충돌을 효율적으로 회피하기 위하여 사용하였다.

기존의 방법과 제안된 두 가지 방법에 대해서는 시뮬레이션의 비교 결과를 통해 제안된 방법이 기존의 방법에서 보이는 문제점을 효과적으로 할 수 있음을 보여 주었다. 따라서, 제안된 방법에 의한 곡률 판단법은 로봇의 경로계획 알고리즘에 적합하다는 것을 알 수 있다. 추후 연구 과제는 제안된 두 가지 방법을 실제 하드웨어에 적용하여 검증하는 것이다.

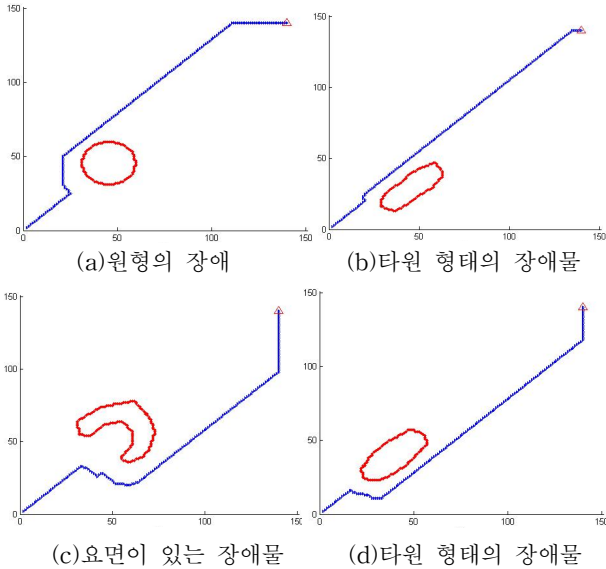


그림 6. 제안된 방법 2에 대한 시뮬레이션 결과.
Fig. 6. Simulation results of the proposed method 2

참 고 문 헌

[1] J. -C. Latombe, *Robot Motion Planning*. Norwood, Ma, Kluwer Academic Publishers, 1991.
 [2] S. Thrum, J. -S. gutmann, D. Fox, W. Burgard, and B. Kuipers "Integrating Topological and Metric Maps for Mobile Robot Navigation: A Statistical Approach," *Proc. of the National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, 1998.
 [3] N. E. Leonard and E. Fiorelli, "Virtual Leaders, Artificial Potentials and Coordinated Control of Groups," *40th IEEE Conf. Decision and Control*, pp. 2968-2973, Dec., 2001.
 [4] G. Ye, H. O. Wang and K. Tanaka, "Coordinated motion control of swarms with dynamic connectivity in potential flows," *Proc. of the 16th International Federation of Automatic Control World Congress, Prague, Czech Republic*, 2005.
 [5] Y. Koren, and J. Borenstein, "Potential field methods and their inherent limitations for mobile robot navigation," *Proc. of the IEEE int. Conf. on Robotics & Automation*, pp. 1398-1404, 1991.
 [6] M. H. Mabrouk, C. R. McInnes, "Solving the potential field local minimum problem using internal agent states", *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, Dec. 2008.
 [7] D. H. Kim, H. O. Wang, and S. Shin, "Decentralized control of autonomous swarm sys-

tems using artificial potential functions : Analytical Design Guidelines," *Int. Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 45, no. 4, pp. 369-394, 2006.

[8] Dong Hun Kim and Seiichi Shin, "New Repulsive Potential Function with an Angle Distribution for Local Path Planning," *Advanced Robotics*, vol. 20, no. 1, pp. 25-47, Jan. 2006.
 [9] Dong Hun Kim, Seiichi Shin, and Hua O. Wang, "Decentralized Control of Autonomous Swarm Systems, Using Artificial Potential Functions : Analytical Design Guidelines," *Int. Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 45, no. 4, pp. 369-394, Apr. 2006.
 [10] S. S. Ge, and Y. J. Cui, "Dynamic motion planning for mobile robots using potential field method," *Autonomous Robots*, vol. 13, no.3, pp. 207-222, 2002.

저 자 소 개



이종연(JongYeon Lee)
2010년 : 한국과학영재학교 재학중

관심분야 : 이동로봇 경로계획, 스웜 시스템
 Phone : 010-8845-8247
 E-mail : dlwhddus9999@naver.com



정하민(Hahmin Jung)
2009년 : 경남대학교 전기전자 공학부 (공학사)
2009년~현재 : 동 대학원 첨단공학과 석사 과정

관심분야 : 스웜 시스템, 지능제어&로봇
 Phone : 010-6483-5345
 E-mail : zerofull@naver.com

김동헌(Dong Hun KIM)

경남대학교 전기공학과 교수
 한국지능시스템학회 논문지 19권 3호 참조