

로봇 전역경로계획을 위한 신경망 기반 위협맵 생성 기법

곽휘권*, 김형준¹
¹삼성탈레스 지휘통제그룹

Threat Map Generation Scheme based on Neural Network for Robot Path Planning

Hwy-Kuen Kwak^{1*}, Hyung-Jun Kim¹
¹Command and Control Group, Samsung Thales

요약 본 논문은 로봇 전역경로계획을 위하여 위협맵을 생성하는 기법을 제안한다. 로봇의 무장 정보와 적 또는 장애물의 위협정보를 비교하고 신경망 이론 기반의 학습을 수행하여 절대적인 수치로 정량화한 위협맵을 생성한다. 또한 로봇이 제안된 기법으로 생성된 위협맵을 기반으로 경로를 이동한 결과와 기존의 결과를 비교하여 로봇의 위협정도를 파악하여 성능을 검증한다.

Abstract This paper proposes the creation scheme of a threat map for robot global path planning. The threat map was generated using neural network theory by analyzing the robot's armament state and the menace information of an enemy or obstacle. In addition, the performance of the suggested method was verified using the compared result of the damage amount and existing robot path data.

Key Words : Artificial neural network, Global path planning, Threat map

1. 서론

미래 지상 전장상황에서는 전투력과 생존성을 극대화시키기 위하여 무인 체계의 중요성이 부각되고 있다. 특히 무인로봇은 인명구조, 재난극복과 같이 극한 상황에서 인간을 대신하여 해당 임무를 수행함으로써 활용성이 점차 증대되고 있다. 그리고 로봇이 임무를 수행하기 위해서는 출발점부터 임무지점까지 효과적이고 안전하게 이동하는 자율주행 기술이 필수적이다.

로봇이 임무지점까지 이동하기 위해서는 경로계획이 필요하며, 이러한 경로계획은 Fig. 1과 같이 전역경로계획과 지역경로계획으로 구분된다[1]. 전역경로계획은 작전지역에 대하여 지형정보와 전장정보가 반영된 상황도 기반의 비교적 넓은 지역을 대상으로 출발점부터 목표점까지 경로를 생성하는 것이며, 지역경로계획은 전역경로

계획 결과로 얻어지는 경로지점들을 로봇에 탑재된 센서와 항법정보 등을 이용하여 자율적으로 주행하는 것이다. 전역경로를 계획하기 위해서는 일반적으로 로봇의 목적 또는 모드에 따라 이동성을 고려한 속도맵이 사용되며, 이 외에 적의 위협도를 나타낸 위협맵과 통신가능성을 고려한 통신맵 등과 같이 각 격자를 수치적으로 표현된 격자지도 형태의 지원맵을 사용한다. 그리고 이러한 지원맵을 가공하거나 조합하여 A*, Dijkstra와 같은 탐색알고리즘을 통하여 최종 경로가 생성된다. 그러나 이와 같이 전역경로계획을 위한 지원맵 중에서 위협맵은 일반적으로 적의 상대적인 위협도를 사용자가 판단하여 주관적이고 수동적으로 부여한다. 따라서 급박하게 변화되는 극한 전장상황에서 객관적이면서도 즉각적인 로봇 경로계획을 위한 위협맵을 생성하는 것이 필요하다. 이를 위하여 본 논문에서는 적의 규모, 종류 등 들을 분석하여

*Corresponding Author : Hwy-Kuen Kwak(Samsung Thales)

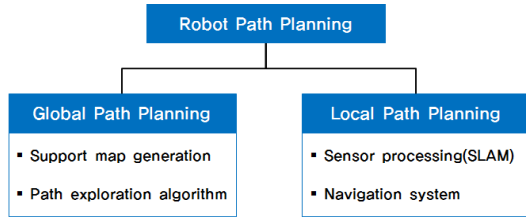
Tel: +82-31-601-5226 email: hk79.kwak@samsung.com

Received April 14, 2014

Revised (1st June 26, 2014, 2nd July 2, 2014)

Accepted July 10, 2014

적의 위협도를 나타내는 위협맵을 신경망을 이용하여 정량적이면서 자동적으로 생성하는 방법에 대하여 연구하였다.



[Fig. 1] Robot Path Planning classification

2. 위협도 분석

로봇의 전역경로계획을 생성하기 위해서는 이동 지역에 대하여 사전 정보가 반영된 지원맵을 만드는 것이 선행되어야 하며, 일반적으로 이동 지역을 격자화하고 각 격자를 수치적으로 정량화하여 로봇이 이동할 수 있는 가중치를 부여한다. 이러한 격자지도는 사용자의 목적 또는 가공 가능한 정보량, 하드웨어의 처리 능력 등에 따라 격자 크기가 결정된다. 가장 대표적인 지원맵은 작전지역의 지형정보를 반영하여 로봇의 이동성을 수치적으로 표현한 속도맵이며, 이 외에도 로봇과 통제소간 통신 가능성을 고려한 통신맵, 그리고 적과 아군의 무장, 생존성 등을 고려한 위협맵 등이 있으며, 이러한 지원맵은 로봇의 임무나 목적, 또는 사용자의 선택에 따라 이용된다[2,3].

2.1 A* 알고리즘

격자지도를 통하여 경로를 생성할 수 있는 대표적인 탐색 알고리즘으로 A*가 주로 사용된다[4,5]. A*는 출발 지점 부터 목표지점 까지 최소 비용의 경로를 탐색하며, 이 때 각 격자에 해당되는 비용 $f(n)$ 은 식 (1)과 같이 누적비용 $g(n)$ 과 예상비용(휴리스틱, Heuristic) $h(n)$ 의 합으로 계산된다.

$$f_v(n) = g(n) + h(n) \tag{1}$$

실제 작전 상 부여된 임무를 효과적으로 수행하기 위한 목적으로 로봇의 경로 생성을 위해 주행성 정보 외에 적의 위협도, 통신가능성을 등을 함께 고려하여 비용을

계산한다. 각 정보들은 사용자의 목적 또는 제약조건에 따라 선택적으로 사용될 수 있으며, 식 (2)와 같이 각 격자의 비용들을 비율적으로 적용할 수 있다.

$$f(n) = \alpha f_v(n) + \beta f_t(n) + \gamma f_c(n) \tag{2}$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

여기서, α 는 주행성, β 는 위협도, γ 는 통신가능성을 고려하여 격자에 적용하고자 하는 비율, f_v, f_t, f_c 는 각각의 비용함수이며 각 비율의 합은 다른 격자와 동등한 조건에서 객관적인 수치를 표현하기 위하여 합이 1이어야 한다.

이러한 진장환경을 고려한 격자지도 생성은 사용자가 수동으로 생성할 경우, 신속하고 정확하며 객관성을 유지해야 하는 목적을 달성하기 어려우므로 자동화가 요구된다. 따라서 실시간 격자지도를 생성하기 위하여 지형 정보, 진장정보를 분석하여 주행성, 위협도, 통신가능성에 대한 비용함수를 계산하는 방법이 필요하다.

2.2 위협맵 생성절차

본 논문은 로봇 전역경로계획을 위하여 필요한 정보 중 아군과 적군의 무장정보를 활용하여 각 지역에 해당되는 위협도를 나타내는 위협맵의 생성기법에 대하여 연구하였다. 위협맵의 생성절차는 Fig. 2와 같이 아군의 로봇정보와 작전형태를 기반으로 적 정보와 우선순위를 분석하여 위협도를 자동으로 생성하는 순서로 진행된다.

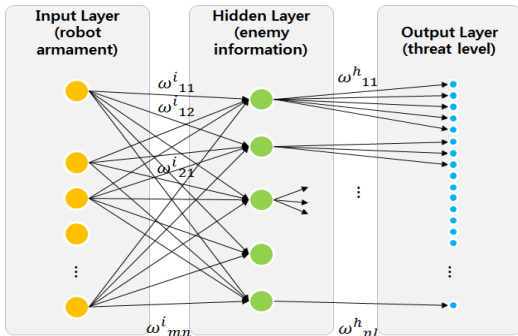


[Fig. 2] Threat map generation process

위협맵을 생성하기 위하여 사전 정보인 아군 로봇의 화력을 입력층으로, 상위 제대로부터 획득되는 적 정보를 은닉층으로, 위협도 결과를 출력층으로 하여 Fig. 3과

같이 신경망 이론을 적용하였다. 작전형태와 각 작전형태에 따른 우선순위를 ω_{mn}^i , ω_{nl}^h 와 같이 가중치를 두어 학습하고 아군 로봇의 화력과 작전형태 및 적 정보를 입력하여 자동으로 위협도를 추정하도록 한다.

여기서 ω^i 는 입력층에서 은닉층으로의 가중치, ω^h 는 은닉층에서 출력층으로의 가중치이며, 각 m, n, l 은 각 층에서의 요소(element)가 대응되는 관계이다.



[Fig. 3] Threat level estimation using neural network

2.3 위협정도 자료 구조 및 데이터 분석

격자지도의 주행성을 고려한 속도맵은 육군에서 사용되고 있는 디지털 지형정보인 FDB(Feature DataBase)를 기반으로 강과 다리, 도로 등의 속성 정보를 이용하여 자동화가 구현된다[6]. 그러나 작전지역에 대한 적 위협도는 위치에 따라 정해져 있는 확정 정보가 존재하지 않으므로 속도맵 생성과 같은 방법으로 사전에 생성될 수 없다. 따라서 본 논문에서는 상급제대나 항공 영상 등으로부터 획득되는 적 정보를 기반으로 아군의 로봇 무장 정보에 대한 상대적인 적 위협도를 정량화하였다. 여기서 적의 정보는 상위제대를 통해 획득된다고 가정하였으며 적, 아군, 미식별 등 피아정보 뿐만 아니라 적의 위치, 유형, 활동, 규모, 이동방향과 함께 지뢰와 같은 장애물도 고려하여 위협도를 구분하였다.

Table 1은 상위제대로부터 획득되는 피아정보의 예로서 각각의 정보가 명시되어 있으며, 로봇이 실제 이동하는 경로의 작전지역 상황도 상에 군대표준부호로 나타내어질 수 있다. Table 2는 아군 로봇의 무장정보를 나타내며 Table 1의 피아정보가 적군이나 장애물을 나타낼 경우 Table 2의 로봇 구분에 따라 위협도에 위협정보를 표시할 수 있다. 또한, Fig. 4에서 나타내는 작전형태별 우선순위에 따라 구분된 로봇의 위협정도가 각각 다른 가

중치를 부여받게 된다. 예를 들어 작전지역 어느 한 지점에서 적군의 정보와 방어작전의 형태를 획득한 경우 로봇 3의 경우 경찰의 무장정보가 없기 때문에 그 지점에서 우선순위가 높은 약 10.0%의 경찰에 대한 가중치가 더욱 낮게 부여됨에 따라 위협도가 증가하게 된다.

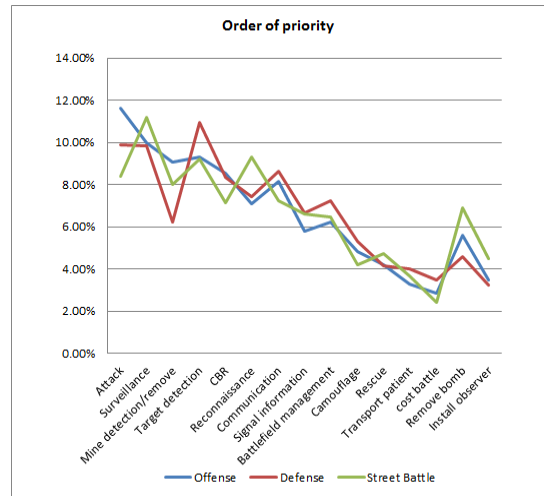
[Table 1] Friend or foe information

Division	Contents
IFF*	Foe, Friend, Obstacle
Position	Coordinate(latitude, longitude)
Type	Tank, soldier, truck, etc
Scale	Platoon, battalion, number of population
Activity	move stop, surveillance, etc.
Direction	Direction of movement

*IFF : Identification of Friend or Foe

[Table 2] friend robot information

Division	Arm information
Robot 1	light machine gun, surveillance patrol
Robot 2	light machine gun, heavy machine gun
Robot 3	light machine gun, missile
Robot 4	light machine gun, mine detection
Robot 5	light machine gun, CBR detection



[Fig. 4] Order of priority per plan type

Fig. 4는 각 작전에 우선시 되는 임무형태에 대하여 중요도를 표시한 것이며 각 중요도는 신경망의 가중치 ω_{mn}^i 에 해당된다.

[Table 3] Foe weapon/unit classification

Classification	Weapon	ω_r	Activity	ω_s	scale	ω_t
Soldier	Infantry	03	Offense	100	Squad	10
	Gunner	04	Defense	80	Platoon	30
	Armored	05	Combat	90	Company	90
	Engineer	02	Retreat	40	Battalion	300
	Air defense	01	Detour	80	Regiment	1000
	CBR	01			Division	5000
Armor	Tank	10	Move	60	number of population (0~16383)	10000
	Armored vehicle	8	Search	80		
	Motar	65	Organize	20		
	Howitzer	85	Collo-cation	60		
	Antitank gun	95	Destruction	100		
	Truck	1	Cross	30		
Unknown						

* ω : weight of each layer

[Table 4] Obstacle classification

Classification	Unit/weapon	c_λ	Range	c_v
Mine	Anti-soldier	20	Point	5
	Anti-tank	80		
	Booby trap	40		
	mine area	100		
CBR	Chemical	30	Area	50
	Biological	30		
Unknown				

Table 3은 지상 로봇에 적용되어지는 활용 가능한 적의 정보로서 13종을 식별하여 분류하였으며, 이 외의 장애물 정보로 지뢰와 화생방 정보를 Table 4에 정리하였다. 또한, 이 정보들을 정량화하기 위하여 위협 가중치(ω , c)를 무장에 비례하여 부여하였다. 표에 나타난 레이어들은 일부 주관적인 해석 결과로 여겨질 수 있으나, 아군 로봇 무장 및 적 정보의 추가적인 식별로 우선순위를 변경할 수 있다.

2.4 위협맵 생성

위협도에 대한 각 가중치 ω_{nm}^i , ω_{nl}^h 를 정하기 위하여 BP(Back Propagation) 알고리즘을 이용하고 LMS(Least Mean Square) 학습규칙을 적용하였다. 각 가중치의 보정은 식 (3), (4)와 같이 오차가 최소화되도록 학습하였다.

$$\Delta\omega_{nm}^i(k+1) = \eta\delta_{pm}O_{pm} + \alpha\Delta\omega_{nm}^i(k) \quad (3)$$

$$\Delta\omega_{ln}^h(k+1) = \eta\delta_{pl}O_{pl} + \alpha\Delta\omega_{ln}^h(k) \quad (4)$$

여기서, η 는 학습률로써 $0 < \eta \leq 1$ 의 값을 가지며 α 는 모멘텀이다. 그리고 O_{pm}, O_{pl} 은 각각 은닉층과 출력층의 n, l 번째 노드의 출력이고, $k+1$ 번째 가중치의 오차가 목적 패턴함수에 최소화되도록 수렴한다. 학습변수 ω 의 변수 $\Delta\omega$ 는 본 연구에서는 13회에 수렴하였으며 ($k=13$), Table 2, 3, 4, 그리고 Table 5로부터 $m=1 \sim 5, n=1 \sim 19, l=1 \sim 7$ 로 설정하였다.

식 (2)의 위협맵 생성을 위한 위협도 레벨 $f_t(x)$ 는 학습을 통해 획득된 신경망에 적용하여 획득된 적 위협수준의 평균과 분포를 반영하여 해당지점의 격자 x 를 기준으로 가우시안 분포를 갖도록 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$f_t(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\bar{m})^2}{2\sigma^2}} \quad (5)$$

여기서, 평균 \bar{m} 은 각 레이어의 가중치를 선형적으로 곱한 수치를 정규화하여 나타낸 값으로, 다음 식 (6)으로 표현된다.

$$\bar{m} = \prod_{\tau=r}^t \omega_\tau + c_\lambda \quad (\tau=r, s, t) \quad (6)$$

그리고 편차 σ 는 장애물인 경우 Table 4의 c_v 로 지점이나 지역의 범위를 가정하였고, 적 무기/부대의 경우 사거리에 비례하다는 가정 하에 식 (7)과 같이 계산하였다.

$$\sigma = \epsilon(\omega_r + c_v) \quad (7)$$

여기서 ϵ 은 각 무기들에 대한 사거리 및 정확도를 분석하여 임의적으로 결정된 상수이다.

위와 같이 획득된 $f_t(x)$ 는 각 격자에 대한 위협도 레벨이며 경로계획을 위해 비용을 결정할 수 있다. 본 연구는 비용을 단계화하여 구간별로 위협도와 매칭하는 방법을 적용하였으며 Table 5에 나타냈다. 이러한 계산방법은 적 무장 종류와 화력, 규모들을 사용자가 직관적으로 분석하고 수동으로 계산하는 것보다 신속하고 객관적으로 적 위협을 구분할 수 있도록 한다.

각 레이어가 갖고 있는 가중치 정보, 즉 수치를 직접적으로 위협도와 연계하여 비용을 계산하고 위협맵을 생성하는 것은 쉽지 않다. 따라서 위협도에 대한 레벨을 계산

후 비용으로 매칭하는 방법을 이용하였다. Table 5에 표시된 비용(cost)은 위협맵 생성을 위해 각 셀에 해당되는 위협도 레벨을 0부터 1까지 정량적인 수치로 매칭되도록 하였다.

[Table 5] Matching between threat cost and level

Cost	Threat level
1(driving impossible)	$10^7 >$
0.8	$10^6 \sim 10^7$
0.6	$10^5 \sim 10^6$
0.4	$10^4 \sim 10^5$
0.2	$10^3 \sim 10^4$
0.1	$10^2 \sim 10^3$
0	$10^1 \sim 10^2$

3. 시나리오 및 실험

본 논문에서 제시한 방법으로 위협맵 작성에 대한 실험을 수행하였다. 위협맵 작성을 위하여 로봇 경로계획에 필요한 전장상황과 시나리오는 Table 6과 같으며 적 정보는 Table 7과 같다.

[Table 6] Scenario for threat map creation

Stage	Scenario	Note
1	Operation area is the diameter 3X4 km area with Daejeon station as the center.	Daejeon station 127.42947, 36.33299
2	Foe information received from upper unit is table 7.	
3	Departure point of robot is A.	127.41280, 36.33897
4	Destination of robot is B.	127.43560, 36.32574
5	Robot path planning is performed by minimizing the enemy threat.	

[Table 7] Foe information under given scenario

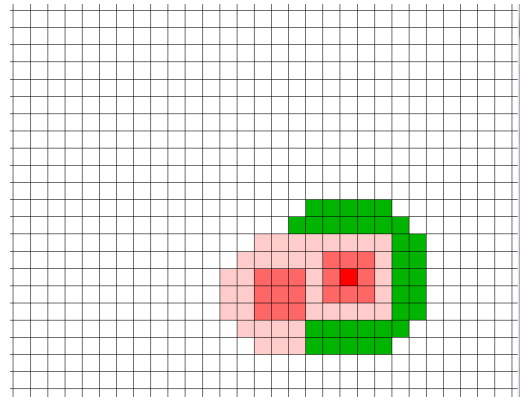
Division	Type	Position	activity	Quantity/ scale/ range
Weapon	Tank T-62	127.42632 36.32762	move	2
Mine	Anti -tank	127.42190 36.32654		area

위와 같은 시나리오를 기준으로 작전지역과 해당되는 적의 정보를 표시하면 Fig. 5와 같이 나타낼 수 있으며 이러한 지도 정보는 사용자가 로봇의 임무나 경로를 계획하고 수행하는 것을 직접 확인할 수 있다.



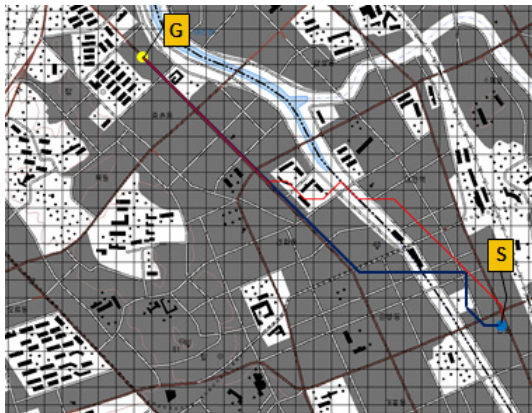
[Fig. 5] Operation map including foe information

Fig. 6은 생성된 위협맵으로서 격자에 적용되는 위협도 비용을 Table 5를 반영하여 가장 높은 부분에 대하여 붉은색 1을 기준으로 약간 붉은색(cost : 0.6~0.8), 분홍색(0.2~0.4), 초록색(0.2), 흰색(0)으로 구분하여 나타내었다.



[Fig. 6] Grid map for operation map

생성된 위협맵 기반으로 전투로봇의 경로를 Fig. 7에 나타내었으며, 파란색 점은 로봇의 출발점, 노란색 점은 로봇의 목적지인 도착위치, 빨간선(A)은 로봇의 무장정보와 적정보에 대한 위협도를 반영하여 생성된 경로 결과이며 파란선(B)은 위협도를 반영하지 않고 지형정보만을 고려하여 생성된 로봇 경로이다.



[Fig. 7] Global path planning result based on threat map

생성된 각 경로에 대하여 로봇이 위협지역을 이동시 위협도에 노출되는 양을 위협 가중치에 대한 격자 개수로 나타내었다. 이것은 위협도가 높은 격자를 이동 시 로봇은 위협받을 확률이 더욱 높다는 것이고 격자의 개수가 적을수록 로봇은 위협에 대한 피해를 최소화하여 안전한 경로를 이동할 수 있다는 것과 같다. 시험결과 제시된 방법으로 작성된 위협맵을 기반으로 경로를 생성 시, 로봇은 위협을 최소화하여 목적지까지 이동할 수 있음을 보여준다.

[Table 8] Path planning result based on threat map and not applied

Path	Threat cell number					weight sum
	1	0.6~0.8	0.2~0.4	0.1	0	
A (red line)	0	0	2	4	16	1
B (blue line)	1	6	4	2	10	6.2

4. 결론

로봇의 전역경로계획을 위한 지원맵 생성방법 중 적의 위협도를 고려한 위협맵 작성 방법에 대해 연구하였다. 한국군 군대부호에 명시되는 정보 중 로봇 경로계획에 대한 정보들을 분류하고, 이에 대해 각 무장에 대해 가정된 가중치를 부여하여 위협맵을 작성할 수 있도록 하였다. 그러나 적 정보체계에 대한 정보가 부족하고 가중치에 대한 수치를 주관적으로 부여하였기 때문에 더욱

정확한 위협맵을 작성하기 위해서는 추가적인 자료들을 조사하고 지속적으로 수정 및 보완 작업을 통하여 더욱 객관적인 지표를 구할 필요가 있다.

References

- [1] Kramer, T. A., Laird, R. T., Dinh, M., Barngrover, C. M., Cruickshanks, J. R and Gilbreath, G. A., SPIE Unmanned Systems Technology VIII, 2006.
- [2] Y. I. Lee, H. J. Lee and Y. W. Park, "Real time Generation of Grid Map for Autonomous Navigation Using the Digitalized Geographic Information", *Journal of KIMST*, vol. 14, no. 4, pp. 539-547, 2011.
- [3] Mission Oriented Global Path Generation for Unmanned Combat Vehicle Based on the Mission Type and Multiple Grid Maps", *Journal of KIMST*, vol. 13, no. 24, pp. 180-187, 2010.
- [4] Stentz, A., "Optimal and Efficient Path Planning for Partially Known Environments", Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1994.
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ROBOT.1994.351061>
- [5] Thorpe, C., Hebert, M, Pomerleau, D., Stentz, A. and Kanade. T., "Unmanned Ground Vehicle System Perception for Outdoor Navigation", *Technical Report TEC-0114*, 1995.
- [6] Y. I. Lee, H. J. Lee and Y. W. Park, "Real time Generation of Grid Map for Autonomous Navigation Using the Digitalized Geographic Information", *Journal of KIMST*, vol. 14, no. 4, pp. 539-547, 2011.

곽 휘 권(Hwy-Kuen Kwak)

[정회원]



- 2005년 2월 : 충남대학교 전자공학과 (공학학사)
- 2007년 2월 : 충남대학교 전자공학과 (공학석사)
- 2011년 2월 : 충남대학교 전자공학과 (공학박사)
- 2010년 12월 ~ 현재 : 삼성탈레스 C4I 연구소 지휘통제그룹 전문연구원

<관심분야>
항법시스템, 로봇제어

김 형 준(Hyung-Jun Kim)

[정회원]



- 2003년 2월 : 광운대학교 전자공학부(공학학사)
- 2013년 3월 ~ 현재 : 아주대학교 IT융합공학과(공학석사)
- 2002년 11월 ~ 현재 : 삼성탈레스 C4I 연구소 지휘통제그룹 전문연구원

<관심분야>

무인시스템, 로봇제어