

# 다개체 로봇 편대 제어를 위한 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘의 통계적 성능 분석<sup>+</sup>

(Statistical Analysis of Receding Horizon Particle Swarm  
Optimization for Multi-Robot Formation Control)

이 승 목<sup>1)\*</sup>  
(Seung-Mok Lee)

**요 약** 본 논문에서는 이동 구간 입자 군집 최적화 (Receding horizon particle swarm optimization; RHPSO) 알고리즘 기반 다개체 로봇 편대 제어 알고리즘의 통계적 성능 분석 결과를 제시한다. 다개체 로봇의 편대 제어 문제는 로봇 간 충돌 회피를 고려할 경우, 구속 조건이 있는 비선형 최적화 문제로 정의될 수 있다. 일반적으로 구속 조건이 있는 비선형 최적화 문제는 최적해를 찾는데 많은 시간이 걸리는 문제점이 있다. 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘은 로봇 편대 제어의 최적화 문제에 대한 준최적해를 빠르게 찾기 위해 제안된 알고리즘이다. 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘은 알고리즘에 사용되는 후보해의 개수와 세대 수가 증가함에 따라 계산 복잡도가 증가한다. 따라서 최소의 후보해와 세대 수만으로 실시간 제어에 사용될 수 있는 준최적해를 찾는 것이 중요하다. 본 논문에서는 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘의 후보해의 수와 세대 수에 따른 제어 오차를 비교하였다. 다양한 조건의 시뮬레이션 실험을 통해서 통계적으로 결과를 분석하고, 허용 가능한 편대 오차 범위 내에서 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘의 최소 후보해의 수와 세대 수를 도출한다.

**핵심주제어:** 다개체 로봇, 모델 예측 제어, 이동 구간 제어, 입자 군집 최적화, 충돌 회피, 편대 제어

**Abstract** In this paper, we present the results of the performance statistical analysis of the multi-robot formation control based on receding horizon particle swarm optimization (RHPSO). The formation control problem of multi-robot system can be defined as a constrained nonlinear optimization problem when considering collision avoidance between robots. In general, the constrained nonlinear optimization problem has a problem that it takes a long time to find the optimal solution. The RHPSO algorithm was proposed to quickly find a suboptimal solution to the optimization problem of multi-robot formation control. The computational complexity of the RHPSO increases as the number of candidate solutions and generations increases. Therefore, it is important to find a suboptimal solution that can be

## 1. 서 론

다개체 로봇 시스템은 넓은 지역에 대한 탐색 및 구조, 영역 커버리지, 지도 작성 등과 같은 임무에 있어서 단일 로봇에 비해 효율적으로 임무

\* Corresponding Author: seungmok@kmu.ac.kr

+ 본 논문은 2018년도 과학기술정보통신부의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음 (No. NRF-2018R1C1B5038763).

Manuscript received August 31, 2019 / accepted October 02, 2019

1) 계명대학교 기계자동차공학부, 제1저자, 교신저자

used for real-time control with minimal candidate solutions and generations. In this paper, we compared the formation error according to the number of candidate solutions and the number of generations. Through numerical simulations under various conditions, the results are analyzed statistically and the minimum number of candidate solutions and the minimum number of generations of the RHPSO algorithm are derived within the allowable control error.

**Keywords:** Collision avoidance, Model predictive control, Multi-robot, Formation control, Receding horizon control, Particle swarm optimization

를 수행할 수 있기 때문에 많은 연구자들에 의해 활발한 연구가 이루어지고 있다 (Kim et al., 2012a; Kim et al., 2012b). 다개체 로봇 시스템이 주어진 임무를 수행하기 위해서는 그룹 내 로봇들이 일정한 패턴을 유지 또는 전환하면서 이동하는 편대 제어 기술이 필수적으로 요구된다 (Fukushima et al., 2013; Turpin et al., 2012).

다개체 로봇 편대 제어 문제를 최적화 문제로 정의할 경우 편대 유지, 편대 전환, 로봇 간 충돌 회피 등의 문제를 효과적으로 다룰 수 있다. 따라서 다개체 로봇 편대 제어 문제를 최적 제어 기법 중 하나인 이동 구간 제어 (Receding horizon control; RHC) 기법 기반 내에서 다루고자 하는 시도가 활발히 이루어져 왔다 (Turpin et al., 2012; Fukushima et al., 2013). 이동 구간 제어 기법은 예측 구간을 정의하여 현재 시간부터 예측 구간 동안의 오차를 정의하고, 그 오차를 최소화 시키는 해를 찾는다. 하지만, 이동 구간 제어를 통해 다개체 로봇 편대 제어 문제를 정의하면 로봇 간 충돌 회피 문제가 최적화 문제 내의 구속 조건으로 표현이 되기 때문에 예측 구간이 증가하게 되면 최적화 문제의 복잡도가 증가하여 결국 계산 시간이 오래 걸린다는 문제점이 있다.

이러한 문제를 다루기 위해 Lee and Myung (2015) 은 이동 구간 입자 군집 최적화 (Receding horizon particle swarm optimization; RHPSO) 알고리즘을 제안하였다. 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘은 집단 후보 해 기반 메타 휴리스틱 기법 (Multiple candidate solutions-based metaheuristic method) 중의 하나인 입자 군집 최적화 (Particle swarm optimization; PSO) 알고리즘을 기반으로 설계 되었다. 즉, 다수의 후보해를 설정하고 매 세대 (Generation) 마다 단순 연산을 반복하여 준최적

해를 빠르게 찾는 방법이다. 최적화 문제의 구속 조건을 만족하는 준최적해를 빠르게 찾을 수 있으며, 예측 구간이 증가하더라도 충돌 회피 구속 조건을 만족시키기 위한 계산복잡도가 증가하지 않는다는 장점을 갖고 있다. 하지만, 입자 군집 최적화 알고리즘의 후보해의 수와 세대 수에 따라 계산량이 선형적으로 증가하기 때문에 허용 가능한 제어 오차 범위 내에서 후보해의 수와 세대 수를 적절히 제한하는 것이 필요하다.

본 논문에서는 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘의 다양한 조건의 시뮬레이션 연구를 통해 성능을 분석한다. 후보해의 수와 세대 수에 따른 성능을 통계적으로 비교 분석하고, 허용 가능한 제어 오차 범위 내에서 적절한 수의 후보해의 수와 세대 수를 도출한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 로봇 편대 제어를 이동 구간 제어 기법에서 다루기 위한 최적화 문제를 정의한다. 그리고 편대 제어를 위해 정의된 최적화 문제의 해를 구하기 위한 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘에 대하여 다룬다. 3장에서는 다양한 조건에서의 시뮬레이션을 수행하고 결과를 제시한다. 그리고 4장에서 결론을 통해 알고리즘의 성능을 요약한다.

## 2. 이동 구간 입자 군집 최적화 기반 다개체 로봇 편대제어

### 2.1 로봇 편대 제어 최적화 문제정의

본 논문에서는 차동 구동형 (Differential-drive) 이동 로봇으로 이루어진 다개체 로봇 시스템에 대한 편대 제어를 고려한다. 각 이동 로

봇의 운동 방정식은 식(1)과 같은 미분 방정식을 통해 표현할 수 있다 (Kim and Lee, 2018; Lee and Chung, 2014; Tack and Kwon 2014).

$$\begin{aligned}\dot{x}_j &= v_j \cos \theta_j, \\ \dot{y}_j &= v_j \sin \theta_j, \\ \dot{\theta}_j &= \omega_j.\end{aligned}\quad (1)$$

$x_j, y_j, \theta_j$  는 절대 좌표계에서의 이동 로봇의 위치와 방향(Heading angle)을 의미하며,  $v_j, \omega_j$  는 각 이동 로봇의 선속도 입력과 각속도 입력을 의미한다. 편대 제어를 위한 각 로봇  $j$  의 에러를  $e_j$ 라 할 때, 최소화시켜야 하는 비용함수  $J_j$ 는 식(2)와 같이 정의될 수 있다.

$$\begin{aligned}J_j(e_j(t), u_j(t)) \\ = \int_t^{t+T} (e_j^T(\tau) Q e_j(\tau) + u_j^T(\tau) R u_j(\tau)) d\tau\end{aligned}\quad (2)$$

행렬  $Q$ 와  $R$ 은 양정치 (Positive definite) 가중 행렬,  $T$ 는 예측 구간,  $u_j = [v_j, \omega_j]^T$  는 선속도 및 각속도에 대한 제어 입력을 나타낸다. 시간  $t$ 에서의 최적화 문제는 이동 구간 제어 기법 구조 내에서 식 (3)-(5)와 같이 정의될 수 있다.

$$\min_{u_j} J_j(e_j(t), u_j(t)) \quad (3)$$

$$\text{구속 조건: } \dot{e}_j(\tau) = f(e_j(\tau), u_j(\tau)), \quad (4)$$

$$d_{ij}(\tau) \geq d_{\text{safe}}, \forall i \in \eta_j. \quad (5)$$

이때,  $\tau \in [t, t+T]$  이며, 식 (4)는 식(1)의 이동 로봇 운동방정식을 고려하여 도출된 에러 상태방정식을 나타낸 함수이다 (Lee et al., 2013; Lee and Myung, 2014).  $d_{ij}$ 는 충돌 회피를 위해서로 유지해야 할 로봇  $i$  와 로봇  $j$  간 상대 거리를 나타내며,  $d_{\text{safe}}$ 는 로봇의 크기를 고려하여 로봇 간 충돌을 피하기 위해 유지해야하는 로봇 간 최소 거리이다. 즉, 식 (5)는 각 로봇 간 충돌을 회피하기 위해 일정한 거리를 유지하기 위한 구속 조건이며, 예측 구간  $T$  가 증가할수록 구속 조건의 수가 증가하는 형태로 정의가 된

것을 확인할 수 있다.

## 2.2 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘

다개체 로봇 시스템이 편대 유지 및 편대 전환을 위해서는 로봇 간 충돌 회피 고려가 필수적이다. 각 로봇들이 주변 로봇들과 충돌을 회피하기 위해서는 주변 로봇들과의 상대적인 거리를 안전거리  $d_{\text{safe}}$  이상으로 유지해야 한다. 이를 위해 기존 대부분의 모델 예측 제어 기법에서는 최적화 문제에 식 (5)와 같이 유도된 충돌 회피에 대한 구속 조건을 도입시켜 문제를 해결하려는 시도를 하고 있다. 구속 조건이 있는 비선형 최적화 문제를 다루는 기존의 최적화 기법들은 구속 조건의 수가 늘어날수록 계산 시간이 급격하게 증가하게 된다. 따라서 식 (5)와 같은 구속 조건을 도입할 경우 예측 구간  $T$  가 증가할수록 계산 시간이 증가하여 실시간 연산이 어렵다는 문제점이 있다.

이러한 문제점을 극복하기 위해 Lee and Myung (2015) 에 의해 제안된 입자 군집 최적화 알고리즘 기반의 이동 구간 입자 군집 최적화 기법을 제안하였다. 입자 군집 최적화 알고리즘은 Kennedy and Eberhart (2001) 에 의해 제안된 개체군 기반 메타 휴리스틱 연산 기법 중의 하나로, 각 입자들을 후보 해로 간주하여 매 세대마다 위치와 속도를 반복적으로 업데이트함으로써 최적해를 찾는다.

이동 구간 입자 군집 최적화 방법은 구속 조건 (5)를 효과적으로 다루기 위해 제안된 방법이다. 다수의 후보해를 갖고 있기 때문에, 매 세대마다 각 후보 해에 대하여 충돌 회피를 위한 구속 조건 (5)를 만족하는지 검사하고, 구속 조건 (5)를 만족하는 후보해 중에서만 업데이트 과정에 참여시킨다. 이러한 전략은 구속 조건 (5)를 만족하는 후보해 중에서 최적해가 결정되므로 로봇의 움직임은 항상 구속 조건 (5)를 만족하게 된다. 제시한 방법은 매우 간단하지만 계산 시간의 증가가 거의 없이 충돌 회피를 위한 구속 조건을 만족시키는 제어 입력을 계산할 수 있기 때문에 로봇 간 충돌 회피에 있어 매우 효과적이다.

### 3. 시뮬레이션 결과

#### 3.1 시뮬레이션 조건 설정

본 장에서는 제안된 알고리즘의 시뮬레이션 결과를 제시한다. 총 5대의 차동 구동형 이동 로봇들이 움직이면서 편대를 시간에 따라 그림 1(a) 패턴에서 Fig. 1(c) 패턴까지 100초 동안 2번 변환하도록 명령을 주었다. 각 로봇들은 주변 로봇들의 예측 구간에 대한 움직임 정보를 서로 교환할 수 있다고 가정하였다.

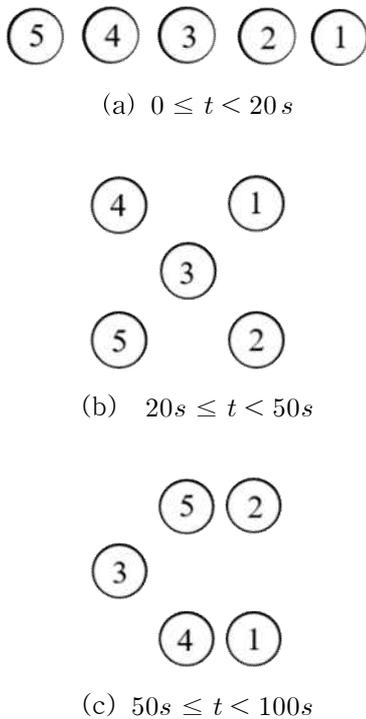


Fig. 1 Desired Formation Patterns at Time  $t$

#### 3.2 통계적 결과분석

이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘의 후보해의 수와 세대 수에 따른 성능을 비교하기 위하여 편대 제어 오차를 비교하였다. 편대 제어 오차는 식 (6)-(7)과 같이 정의되었다.

$$e(t) = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M e_j^T(t) Q e_j(t)} \quad (6)$$

$$E = \int_{t_0}^{t_f} e(t) dt \quad (7)$$

여기서  $e(t)$  는 시간  $t$  에서 계산된 편대 제어 오차이며,  $E$  는 시간  $t_0$  에서 시간  $t_f$  까지 로봇이 이동하는 동안 총 발생된 오차의 양을 나타낸 것이다.

각 경우에 대하여 식 (7)에서 정의된 오차의 양  $E$  는 Table 1 - Table 4 에 정리되어 있다. 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘은 랜덤함수에 기초하여 매번 실행할 때 마다 다른 결과를 내기 때문에 각 경우에 대해 총 30번씩 시행하여 편대 오차의 최소값 (Min), 최대값 (Max), 평균값 (Mean), 표준편차 (Std) 값을 계산하였다.

Lee and Myung (2015) 는 충분히 최적에 가까운 준최적해를 구하기 위해서 50개의 후보해와 100번의 세대 수를 사용할 것을 추천하였다. 따라서 Table 5는 가장 편대 오차가 적은 경우인 후보해의 수가 50, 세대 수가 100 일 때의 오차 8.86을 기준으로 상대오차 비율 (%)을 계산하였다. Table 5에서 상대오차 비율이 5% 이하인 경우는 회색으로 나타내었다. 결과를 보면

Table 1 Formation Error with 20 Candidate Solutions for 30 Runs

Num. of Generations	Min	Max	Mean	Std
20	9.26	16.62	10.29	1.59
40	8.98	13.21	9.45	0.95
60	8.87	13.01	9.53	1.24
80	8.78	10.25	8.98	0.25
100	8.85	9.26	8.92	0.07

Table 2 Formation Error with 30 Candidate Solutions for 30 Runs

Num. of Generations	Min	Max	Mean	Std
20	9.12	15.56	10.59	2.00
40	8.91	13.33	9.50	1.10
60	8.85	12.82	9.43	1.10
80	8.83	9.14	8.93	0.07
100	8.76	9.04	8.88	0.05

Table 3 Formation Error with 40 Candidate Solutions for 30 Runs

Num. of Generations	Min	Max	Mean	Std
20	9.05	13.41	9.72	1.10
40	8.92	12.29	9.20	0.72
60	8.84	11.55	9.07	0.48
80	8.82	11.97	9.02	0.57
100	8.81	10.33	8.93	0.29

Table 4 Formation Error with 50 Candidate Solutions for 30 Runs

Num. of Generations	Min	Max	Mean	Std
20	9.09	13.64	9.99	1.33
40	8.88	11.60	9.20	0.62
60	8.87	11.76	9.23	0.83
80	8.82	14.24	9.24	1.14
100	8.81	8.97	8.86	0.04

Table 5 Percentage of Relative Mean Formation Error Based on 50 Candidates and 100 Generations

Num. of Generations	Num. of Candidates			
	20	30	40	50
20	16.1	19.5	9.71	12.8
40	6.66	7.22	3.84	3.84
60	7.56	6.43	2.37	4.18
80	1.35	0.79	1.81	4.29
100	0.68	0.22	0.79	Ref.

후보해의 수와 세대 수 간의 적절한 Trade-off가 필요한 것을 확인할 수 있다. 즉, 후보 해의 수가 40 이상인 경우에는 40번의 세대 수가 필요하며, 20-30개의 후보해의 80번 이상의 세대 수를 필요로 한다.

#### 4. 결론

본 논문에서는 로봇 편대 제어를 위한 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘에 대하여 다양한 조건의 시뮬레이션을 수행하여 성능을 테스트 하였다. 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리

즘의 성능 및 계산 시간을 결정하는 주요 요인인 후보 해의 수와 세대 수를 변화시켜 가면서 테스트 하였다. 허용 가능한 편대 오차 범위 내에서 준최적해를 얻기 위한 각 후보 해의 수에 따라 필요로 하는 세대 수를 도출하였다. 테스트 결과, 후보 해의 수가 40-50개 이면 40번 이상의 세대 수를 필요로 하고 후보해의 수가 20-30개 이면 80번 이상의 세대 수가 필요한 것을 확인하였다.

본 결과는 이동 구간 입자 군집 최적화 알고리즘에 대한 후보 해의 수와 세대 수 선정에 대한 지침이 될 것으로 기대된다. 향후에는 알고리즘의 계산 복잡도를 수학적으로 분석하여 후보 해의 수와 세대 수 선택에 대한 근거를 제시할 수 있는 연구를 수행할 계획이다.

#### References

- Fukushima, H., Kon, K. and Matsuno, F. (2013). Model Predictive Formation Control using Branch-and Bound Compatible with Collision Avoidance Problems, *IEEE Transactions on Robotics*, 29(5), 1308-1317.
- Kennedy, J. and Eberhart, R. C. (2001). *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann Publishers.
- Kim, S., Cho, S., Cho, S.-B. and Park, C.-B. (2012a). Development of Operation Network System and Processor in the Loop Simulation for Swarm Flight of Small UAVs, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 18(5), 433-438, (in Korean)
- Kim, H., Shim, H. and Back, J. (2012b). Formation Control Algorithm for Coupled Unicycle-type Mobile Robots through Switching Interconnection Topology, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 18(5), 439-444, (in Korean).
- Kim, S. H. and Lee, H. G. (2018). Implementation of Pattern Recognition Algorithm using Line

Scan Camera for Recognition of Path and Location of AGV, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 23(1), 13-21.

Lee, J.-W. and Chung, J.-I. (2014). Comparative Analysis of the Performance of Robot Sensors in the MSRDS Platform, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 19(5), 57-68.

Lee, S.-M., Kim, H. and Myung, H. (2013). Cooperative Particle Swarm Optimization-based Model Predictive Control for Multi-Robot Formation, *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems (in Korean)*, 19(5), 429-434.

Lee, S.-M. and Myung, H. (2014). Multi-Robot Formation Control with Collision Avoidance using Evolutionary Algorithm, *Proceedings of ICROS Daejeon Chungcheong Section Annual Conference*, Nov., pp. 75-77.

Lee, S.-M. and Myung, H. (2015). Receding Horizon Particle Swarm Optimisation-based Formation Control with Collision Avoidance for Nonholonomic Mobile Robots, *IET Control Theory & Applications*, 9(14), 2075-2083.

Tack, H. H. and Kwon, S. G. (2014). Driving Control of Automated Guided Vehicle using Centroid of Gravity Method, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 19(2), 59-66.

Turpin, M., Michael, N. and Kumar, V. (2012). Trajectory Design and Control for Aggressive Formation Flight with Quadrotors, *Autonomous Robots*, 33(1-2), 143-156.



**이 승 목 (Seung-Mok Lee)**

- 정회원
- 2014년 8월: 한국과학기술원 건설 및 환경공학 로봇공학학제전공 공학박사
- 2014년 9월-2015년 8월: 한국과학기술원 응용과학연구소 미래도시로봇연구실 연수연구원
- 2015년 10월-2017년 8월: 현대자동차 책임연구원
- 2017년 9월-현재: 계명대학교 기계자동차공학부 조교수
- 관심분야: 군집 로봇, 자율주행, 위치인식, 내비게이션, SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)