

CBBA와 Lyapunov 최적화 기반 탄소 제약 다중 드론 물류 시스템

신민규, 김준영, *정소이

아주대학교 AI융합네트워크학과, *아주대학교 전자공학과

saycode99@ajou.ac.kr, junzero0615@ajou.ac.kr, *sjung@ajou.ac.kr

Carbon-constrained Multi-Drone Logistics System based on CBBA and Lyapunov Optimization

Mingyu Shin, Junyoung Kim, *Soyi Jung

Dept. of Artificial Intelligence Convergence Network, Ajou University

*Dept. of Electrical and Computer Engineering, Ajou University

요약

본 연구에서는 글로벌 탄소 제약 조건 하에서 다중 드론 물류 시스템의 임무 할당 및 충전 전략을 제안한다. 임무 할당에는 분산 경매 기반의 consensus-based bundle algorithm (CBBA)를 적용하여 드론 간 합의를 통해 효율적인 임무 배정을 수행한다. 충전소 선택에는 Lyapunov drift-plus-penalty 기법을 적용하여 누적 탄소량에 따라 grid 충전소와 renewable 충전소를 동적으로 선택한다. 서울시 서초구의 실제 도시 환경(4,825개 건물, OSM/DEM 데이터)을 기반으로 시뮬레이션을 수행한 결과, 제안 기법은 91.5%의 임무 완료율을 달성하면서 탄소 배출을 효과적으로 관리함을 확인하였다.

I. 서론

전 세계적으로 전자상거래의 급성장으로 라스트마일 배송 수요가 급증하고 있으며, 드론은 교통 혼잡을 회피하면서 배송 시간을 단축할 수 있는 대안으로 주목받고 있다 [1]. 그러나 대규모 드론 합대 운영은 높은 에너지 소비를 수반하고, 충전 전원의 탄소 집약도에 따라 온실가스 배출을 증가시킬 수 있다. 2050 탄소중립 목표 달성을 위해 물류 산업에서도 탄소 배출 관리가 필수 과제로 부상하고 있다.

다중 드론 물류 시스템에서는 개별 드론이 분산적으로 의사결정을 수행하면서도 시스템 전체의 탄소 제약을 만족해야 하므로, 전역 제약 하의 분산 제약 최적화 문제가 발생한다. 중앙 집중식 방식은 규모 확장에 한계가 있으며, 단순 휴리스틱(예: 특정 전원만 고정 선택)은 완료율과 탄소 제약 간의 균형을 안정적으로 달성하기 어렵다.

본 연구는 이러한 문제를 해결하기 위해 임무 할당과 충전 의사결정을 결합한 휴리스틱 접근을 제안한다. 첫째, 임무 할당에는 consensus-based bundle algorithm (CBBA)를 적용하여 드론 간 정보 교환과 합의를 통해 충돌 없는 임무 배정을 수행한다 [2]. 둘째, 충전소 선택에는 Lyapunov drift-plus-penalty 기법을 적용하여 누적 탄소 상태에 따라 충전 전략을 동적으로 조정한다. 이 접근법은 추가 학습 없이도 탄소 제약을 준수하면서 운영 안정성과 서비스 품질을 동시에 고려한다 [3].

II. 시스템 모델

2.1 운영 환경

시뮬레이션 환경은 그림 1과 같이 서울시 서초구를 대상으로 구축하였다. OpenStreetMap(OSM)에서 4,825개의 건물 데이터를 추출하고, digital elevation model(DEM)을 활용하여 100 x 100 격자의 지형 고도를 반영하였다. 드론 합대는 $N=10$ 대로 구성되며, 각 드론은 상태 충전량 $SoC(t)$ 과 운영 모드(Idle, Flying, Waiting, Charging)를 유지한다.

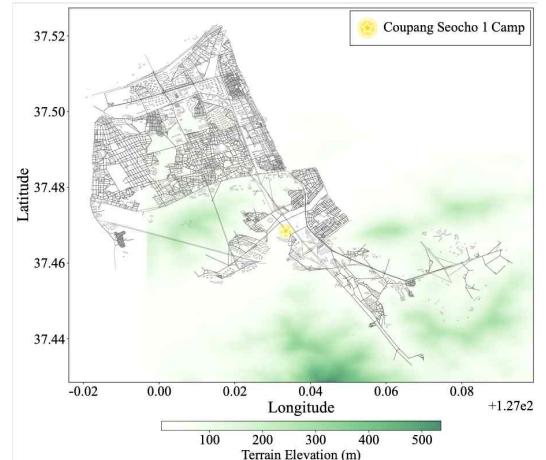


그림 1. 서울시 서초구 시뮬레이션 환경

2.2 충전소 모델

충전소 인프라는 두 유형으로 구성된다. grid 충전소(F)는 7개 포트, 0.5C 충전율, 90% 효율을 가지며 탄소 배출 계수 $\lambda F = 0.384 \text{ kg CO}_2/\text{k Wh}$ 로 충전 시 탄소를 배출한다. renewable 충전소(R)는 3개 포트, 0.4C 충전율, 80% 효율을 가지며 $\lambda R = 0.05 \text{ kg CO}_2/\text{k Wh}$ 의 탄소 상쇄 효과를 제공한다. 시스템의 누적 탄소량 $Q(t)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$Q(t+1) = \{\max Q(t) + A(t) - D(\alpha(t)), 0\}, \quad (1)$$

여기서 $A(t)$ 는 grid 충전으로 인한 탄소 발생량, $D(\alpha(t))$ 는 renewable 충전으로 인한 탄소 상쇄량이다. 글로벌 탄소 제약은 $Q(t) \leq C_{\max}$ 로 정의되며, 본 실험에서는 $C_{\max} = 1.37 \text{ kg CO}_2$ 로 설정하였다. $\alpha(t)$ 는 시간 t 에서 선택된 충전 액션으로, 3.2절에서 상세히 기술한다.

III. 제안 알고리즘

3.1 CBBA 기반 임무 할당

CBBA는 중앙 조정자 없이 드론 간 합의를 통해 충돌 없는 할당을 달성한다. 알고리즘은 (1) 번들 생성과 (2) 합의 두 단계로 구성된다. (1) 단계에서 각 드론 i 는 임무 j 에 대한 입찰가 c_{ij} 를 계산한다.

$$c_{ij} = S_j - (\tau_{ij} + E_{ij} \times p_e), \quad (2)$$

여기서 S_j 는 임무 j 의 보상(긴급도 기반: urgent 100, normal 50, flexible 20), τ_{ij} 는 드론 i 가 임무 j 를 수행하는 데 소요되는 시간, E_{ij} 는 예상 에너지 소비량, p_e 는 에너지 단가이다. 각 드론은 입찰가가 가장 높은 임무를 자신의 번들에 추가한다. (2) 단계에서 드론들은 입찰 정보를 교환하고, 각 임무에 대해 최고 입찰자를 결정한다. 드론 i 가 임무 j 의 승자 정보 w_{ij} 와 최고 입찰가 y_{ij} 를 이웃 드론 k 로부터 받은 정보와 비교하여 갱신한다.

$$\text{if } y_{kj} > y_{ij} \text{ then } w_{ij} \leftarrow w_{kj}, y_{ij} \leftarrow y_{kj}. \quad (3)$$

이 과정을 모든 드론이 동일한 승자 정보에 수렴할 때까지 반복한다. CBBA는 충돌 없는 할당을 보장하며, 중앙 집중식 할당 대비 50% 이내의 최적성을 보장한다.

3.2 Lyapunov 기반 충전소 선택

충전소 선택에는 Lyapunov drift-plus-penalty 기법을 적용한다. 이 기법의 아이디어는 시스템 상태(누적 탄소량)의 안정성을 유지하면서 서비스 품질을 최적화하는 것이다. 먼저 탄소 상태 $Q(t)$ 에 대한 Lyapunov 함수를 다음과 같이 정의한다.

$$L(Q(t)) = Q(t)^2/2. \quad (4)$$

$\Delta(Q(t))$ 는 한 시간 단계에서의 Lyapunov 함수 변화량의 기댓값으로, 시스템 안정성을 측정한다.

$$\Delta(Q(t)) = E[L(Q(t+1)) - L(Q(t))|Q(t)]. \quad (5)$$

Drift-plus-penalty 기법은 drift를 최소화하면서 동시에 서비스 품질을 최적화한다. 각 충전 옵션 $k \in \{F, R, D\}$ 에 대해 비용 함수 J_k 를 정의하고, 최소 비용을 가진 옵션을 선택한다.

$$J_k = Q(t) \times \Delta_k + V \times g_k, \quad (6)$$

여기서 V 는 시간 가중치(서비스 품질과 탄소 제약 간 trade-off 조절), Δ_k 는 탄소 기여도, g_k 는 즉시 비용(대기시간 페널티 및 충전 비용)이다. grid 충전 시 $\Delta F = \lambda_F \times E / \eta_F > 0$ (탄소 배출), renewable 충전 시 $\Delta R = -(\lambda_F - \lambda_R) \times E / \eta_R < 0$ (탄소 상쇄)이다.

$$J_F = V \times g_F + Q(t) \times \Delta_F, \quad J_R = V \times g_R + Q(t) \times \Delta_R, \quad (7)$$

Defer 액션은 충전을 연기하여 탄소 기여와 즉시 비용이 모두 0이며, SoC가 20% 이하이면 배터리 고갈 방지를 위해 강제 충전(grid 또는 renewable)이 수행된다.

IV. 실험 결과

24시간 동안 포아송 분포($\lambda=200/\text{일}$)로 생성된 임무에 대해 시뮬레이션을 수행하였다. 임무는 긴급도에 따라 urgent(30분 이내), normal(30-60분), flexible(60분 이상)로 분류된다. 비교를 위해 Greedy-E(항상

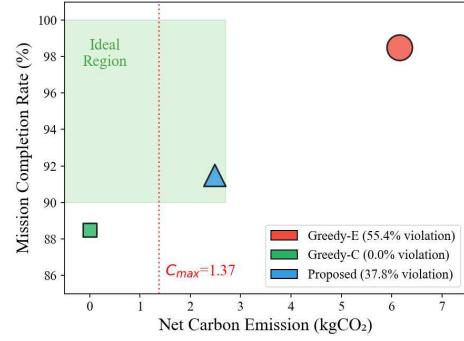


그림 2. 충전 전략별 임무 완료율과 순 탄소 배출 간의 trade-off 비교

grid), Greedy-C(항상 renewable) 전략을 함께 평가하였다. 그림 2는 완료율과 탄소 간 trade-off 산점도이다. Greedy-E는 가장 높은 완료율을 달성하지만 순 탄소 배출이 6.158 kg CO_2 로 제약 위반율이 가장 높다. Greedy-C는 탄소 중립을 달성하지만, 낮은 충전율과 효율로 인해 완료율이 하락한다. 제안 기법은 91.5%의 완료율을 달성하며, 2.480 kg CO_2 의 탄소를 배출하였는데 이는 Greedy-E 대비 60% 감소한 수치이다. 마지막으로 CBBA는 평균 2.3회 반복으로 수렴하여 실시간 임무 할당이 가능함을 확인하였다.

V. 결론

본 연구에서는 CBBA 기반 분산 임무 할당과 Lyapunov drift-plus-penalty 기반 충전소 선택을 결합한 탄소 제약 다중 드론 물류 시스템을 제안하였다. 제안 기법은 중앙 조정자 없이 분산 환경에서 임무 할당과 충전 의사결정을 수행하였으며, 높은 완료율을 유지하면서 탄소 배출을 효과적으로 감소시켰다. 그러나 제약 위반율 측면에서 개선이 필요하며, 이는 Lyapunov 기법의 연성 제약 특성에 기인한다. 향후 연구에서는 글로벌 제약을 원천 방지하는 학습 기반 접근법인 safe multi-agent reinforcement learning (Safe-MARL)을 활용할 예정이다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 과학기술정보통신부 및 정보통신기획평가원의 대학ICT연구센터사업의 연구결과로 수행되었음. (IITP-2026-RS-2024-00436887)

참 고 문 헌

- [1] Rahmani, M., Delavernhe, F., Senouci, S. M., and Berbineau, M., "Toward sustainable last-mile deliveries: A comparative study of energy consumption and delivery time for drone-only and drone-aided public transport approaches in urban areas," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 25, no. 11, pp. 17520-17532, Nov. 2024.
- [2] H.-L. Choi, L. Brunet, and J. P. How, "Consensus-based decentralized auctions for robust task allocation," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 25, no. 4, pp. 912-926, Aug. 2009.
- [3] S. Jung, J.-H. Kim, and J. Kim, "Intelligent extra resource allocation for cooperative awareness message broadcasting in cellular-V2X networks," *IEEE Transactions on Network and Service Management*, vol. 22, no. 2, pp. 1677-1689, Apr. 2025.