

## 자율 배송 로봇의 효율성 향상을 위한 배터리 충전 상태 기반 경로 선택 알고리즘

강 룬<sup>1</sup> · 김 스 잔<sup>1</sup> · 김 진 술<sup>2\*</sup> · 엄 태 원<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>전남대학교 데이터사이언스학과 석사과정

<sup>2</sup>전남대학교 지능전자컴퓨터공학과 교수

<sup>3</sup>전남대학교 데이터사이언스학과 교수

# Battery State of Charge-Based Route Selection Algorithm for Enhancing Autonomous Delivery Robot Efficiency

Ryun Kang<sup>1</sup> · Seu-Jan Kim<sup>1</sup> · Jinsul Kim<sup>2\*</sup> · Tai-Won Um<sup>3\*</sup>

<sup>1</sup>Master's Course, Department of Data Science, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

<sup>2</sup>Professor, Department of Intelligent Electronics and Computer Engineering, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

<sup>3</sup>Professor, Department of Data Science, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

### [요 약]

전자 상거래 산업의 급성장은 물류 서비스와 환경에 심각한 문제를 야기하고 있다. 자율 배송 로봇(ADR)은 이러한 문제를 해결할 잠재력을 가지고 있다. 본 연구는 ADR의 에너지 소비를 절감하고 배터리 수명을 연장하는 것을 목표로 하는 SoC(State of Charge) 기반 경로 선택 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 배터리 SoC를 정해진 범위[80% - 20%] 내에서 관리하여 과충방전을 방지하고 충전소 경유를 포함한 최적의 배송 경로를 찾는 방식으로 다수의 ADR을 지원한다. ADR 시뮬레이터 구현 및 성능 분석을 통해, 제안 알고리즘은 SoC를 정해진 구간 이내로 유지하면서도 고객 노드 간 이동 거리와 배터리 소모량을 최소화할 수 있는 것으로 나타났다. 또한, SoC 범위가 줄어들수록 충전소 방문 빈도가 증가하여 효율성이 저하되는 경향을 확인했다.

### [Abstract]

The rapid growth of the e-commerce industry has led to significant issues for logistics services and the environment. Autonomous delivery robots (ADRs) have the potential to address these challenges. This study proposes a state-of-charge (SoC)-based route selection algorithm aimed at reducing energy consumption, thereby extending the battery life of ADRs. The algorithm supports multiple ADRs by managing the battery SoC within a defined range [20-80%] to prevent over-discharge, by finding the optimal delivery route that includes passing through charging stations. By the implementation of an ADR simulator and performance analysis, the proposed algorithm minimized both the average travel distance between customer nodes and the battery consumption, while maintaining the SoC within the specified range. In addition, the frequency of visits to charging stations increased with decreasing SoC range, resulting in a decrease in efficiency.

**색인어** : 자율 배송 로봇, 차량 경로 문제, 배터리, 최적화, 알고리즘

**Keyword** : Autonomous Delivery Robot, Vehicle Routing Problem, Battery, Optimization, Algorithm

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2024.25.12.3799>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

**Received** 31 August 2024; **Revised** 02 October 2024

**Accepted** 16 October 2024

**\*Corresponding Author; Jinsul Kim, Tai-Won Um**

**Tel:** +82-62-530-1808, +82-62-530-5794

**E-mail:** jsworld@jnu.ac.kr, stwum@jnu.ac.kr

## I. 서론

전자 상거래 산업의 급속한 성장은 물류 서비스 산업과 환경에 심각한 문제를 야기하고 있다. 미국의 경우, 상위 25개 도시는 향후 10년 이내에 연료 소비 증가, 배송 시간 낭비, 탄소 배출량 증가로 4,800억 달러 이상 경제적 손실을 입을 것으로 예측된다[1]. 이러한 문제는 지속가능한 물류 솔루션에 대한 필요성을 강조하고 있으며, 그 해결책 중 하나로 자율배송로봇(ADR; autonomous delivery robot)이 주목받고 있다.

인공지능을 탑재한 ADR은 라스트마일 배송(Last Mile Delivery)에서 효율성을 높이고 환경 영향을 최소화할 수 있는 잠재력을 지니고 있다. 최근 몇 년간 ADR 기술은 급격히 발전하며 물류·배송 분야에 혁신을 일으키고 있다. 2019년 오클라호마에서 최초로 도로 주행이 허용된 ADR은 효율적인 배송 시스템의 새로운 가능성을 보여줬다. 미국의 Starship Technologies의 ‘Starship’, Amazon의 ‘Scout’가 대표적이다. 한국의 경우 뉴빌리티의 ‘Neubie’, 배달의 민족의 ‘Dilly’ ADR 등이 있으며, 2023년 12월부터 로봇의 실외 이동이 법적 허용되면서 ADR의 배송이 가능해졌다[2].

한편, 최근 전기차(EV; electric vehicle)의 수요가 늘어남에 따라 차량용 배터리 사용이 급증하고 화재 사고율도 동시에 증가하는 추세다. 이를 예방하기 위해 배터리 제조사 정보 공개와 잔여 용량이 90%를 초과할 때 지하 주차장 출입을 제한하거나 새로운 안전대책을 마련하고 있다[3]. EV를 소형화한 형태인 ADR 역시 배터리 안에 내장된 에너지를 기반으로 운용되며, 배터리 안전 및 충전 상태에 대한 관심이 높아지고 있다.

배터리는 충·방전을 반복함에 따라 노화되며, 노화는 차량의 주행 성능 저하 및 배송 거리를 단축시킨다. 특히 잔존용량(SoC; state of charge)이 20% 미만이거나 80% 이상일 경우 전자 이동 시 과부하가 발생해 배터리 수명에 악영향을 끼친다. 일반적으로 ADR의 배터리 건강 상태(SoH; state of health)가 초기 공칭 용량(Nominal Capacity) 대비 80% 수준에 도달하면, 해당 배터리는 수명이 종료된 것으로 간주하여 안정성을 위해 새로운 배터리로 교체한다[4]. 배터리 교체는 비용 문제와 연관성이 있으며, 수명 연장은 비용 절감 효과를 가져온다. 따라서 체계적인 배터리 수명 관리를 위해 SoC가 20%에 도달하기 전에 차량이 충전소에 도착할 수 있도록 하는 차량 경로 문제(VRP; vehicle routing problem) 해결이 요구된다. VRP를 통해 최적의 배터리 충전 시기를 결정하고, 이를 위해 적절한 충전소 위치 선정 및 경로를 탐색하는 과정이 필수적으로 수반된다.

본 연구의 목적은 ADR의 배터리 수명 연장과 에너지 소비 효율화를 위해 다수의 ADR의 배송 경로 최적화와 배터리 소모 과정을 고려한 출발지, 배송장소, 충전소 간의 유기적인 배송 경로 및 배터리 충전 최적화 알고리즘 시스템을 제안한다.

서론에 이어, 본 논문의 2장에서는 ADR 관련 연구 동향을 검토하고, 배터리 수명 연장과 과충전 제한의 필요성을 분석

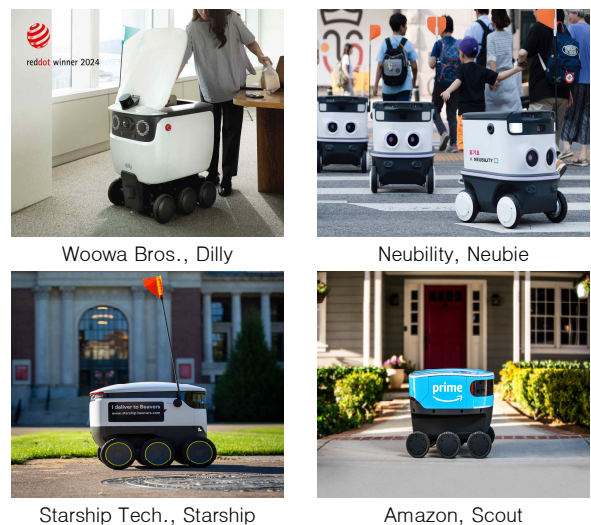
하며, 에너지 소모 경로 최적화를 위한 기본 요건을 제시한다. 3장에서는 에너지 효율적인 ADR 배송을 위한 고려사항, 배터리 충전 효율화를 위한 경로 선택 시나리오, SoC 기반 경로 선택 알고리즘을 설명한다. 4장에서는 제안된 시스템의 시뮬레이션 구성 방법을 기술하고, 5장에서는 시스템 성능을 분석하고 평가한다. 마지막으로 6장에서는 연구의 결론을 제시하고, 과급효과에 대해 논의한다.

## II. 관련 연구 동향

### 2-1 자율 배송로봇

ADR 분야는 배송, 대중교통, 국방 등 기존 산업들과 연계하여 전 세계적으로 빠르게 성장하고 있다. 전자상거래의 급격한 성장으로 인해 배송 효율성을 높이고 비용을 절감하면서도 환경친화적인 라스트마일 배송 솔루션의 필요성이 더욱 강조되고 있다. 그러나, ADR은 제한된 배터리 용량과 노화, 충전 시간과 속도 등의 해결해야 할 과제를 안고 있으며, 이를 지속적으로 개선해 나가야 한다[5].

ADR은 크게 보도 자율 배송로봇(SADR; sidewalk autonomous delivery robot)과 도로 자율 배송로봇(RADR; road autonomous delivery robot)으로 나뉜다. SADR은 보행자 전용 도로에서 주행하며, 사람과 유사한 크기와 속도를 가진 로봇을 의미한다. 반면, RADR은 일반 도로에서 자동차와 함께 주행하며, 차량 크기의 로봇을 지칭한다[6].



**그림 1.** SADR 외형 비교  
**Fig. 1.** Sidewalk autonomous delivery robot appearance comparison

그림 1은 SADR의 외형 비교를 다루고 있으며, 다양한 디자인과 기술적 특성을 보여준다. 한국에서는 배달의 민족과

뉴빌리티가 SADR 개발 및 상용화에 선도적인 역할을 하고 있다. 배달의 민족은 기존의 배달 앱 연계와 인프라 네트워크를 통합하여 SADR을 실생활에 적용하고 있으며, 뉴빌리티는 딥러닝 기반 객체 인지 기술로 로봇의 자율성을 극대화하고 있다. 미국에서는 Starship과 Amazon을 비롯한 여러 기업이 SADR을 개발하였고, 대규모 테스트와 서비스를 추진하고 있다. RADR 분야에서는 도로 상의 자율 배달에 있어 높은 안전성과 효율성을 보이는 미국의 Nuro가 특히 주목받고 있다. 이러한 글로벌 경쟁은 SADR과 RADR 기술의 빠른 발전을 촉진하고 있으며, 각국의 시장 상황과 규제 환경에 따라 다양한 설계와 기능을 갖춘 ADR들이 점점 더 많이 등장하고 있다. 본 연구에서는 그림 1에 제시된 SADR들을 바탕으로 배송 경로 및 배터리 충전 최적화 방안을 제시한다.

### 2-2 배터리 수명 연장 및 과충전 제한

ADR은 주행 시 배터리 노화가 진행되며 노화된 배터리는 차량의 주행 성능 및 이동 거리 단축을 초래한다. 일반적으로 배터리의 상태가 초기 대비 70~80%로 떨어지면 수명이 다한 것으로 간주해서 새로운 배터리로 교체한다. 빈번한 배터리 교체는 경제적 부담을 늘리고 환경에도 부정적 영향을 미친다. 배터리 수명이 다하기 전에 이를 효율적으로 관리하는 것은 비용 절감과 자원 낭비를 줄일 수 있다. 따라서, 지속 가능한 배터리 관리를 위해서는 체계적인 충·방전 시스템이 필요하다[7].

한편, 최근 배터리 화재 사고가 잇따르며 사고 예방을 위해 배터리 과충전 제한 등이 요구되고 있다[3]. 전기차 충전율 제한 방법은 전기차 제조사의 내구성능 및 안전 마진을 설정하는 방식과 전기차 소유자의 목표 충전율을 설정하는 방식으로 크게 구분될 수 있다.

내구성능 및 안전 마진 설정은 출고 시부터 배터리의 내구성을 향상시키기 위해 충전 가능 구간에서 일정 부분(약 5%)을 남겨두는 방식이다. 이 경우 계기판에는 100% 충전으로 표시되지만 실제로는 해당 구간이 사용되지 않는다. 두 번째 방법은 전기차 소유자가 직접 최대 배터리 충전율을 80~90%로 설정하는 방식이다. 두 방식을 동시에 적용할 경우, 제조사의 안전 마진 5%와 소유자의 목표 충전율 90%가 결합되어 실제로는 약 85%의 충전율만 사용하게 된다[8].

Li-ion 배터리는 화학반응을 통해 충전과 방전이 이루어진다. 충전 시 활발한 화학반응은 빠른 충전을 의미하지만, 배터리 SoC 구간 일정 값 이상 충·방전 시 화학반응을 일으키는 이온과 전자의 수가 줄어들어 반응 속도도 감소한다. 이 상태에서 과도한 전류를 공급하면 배터리가 손상될 우려가 있다. 따라서 급속 충전 시 최대 충전 용량을 80%로 제한하는 이유는 배터리를 보호하기 위해서다. 대부분의 충전소는 배터리의 SoC가 80%를 넘이면 충전 속도를 느리게 조절한다. 또한, 배터리 잔량을 25%에서 75% 사이로 유지하면 배터리 열화를 줄여 성능을 오래 유지할 수 있다[9]. Xu, Bolun는 아래

그림 2와 같이, SoC 충·방전 임계값에 대해 다양한 용량 유지율(Capacity Retention)을 획득했다. 검은색[100%-25%], 빨간색[100%-40%] 및 짙은 파란색[100%-50%] 곡선으로 표시되는 100% SoC에서 시작하는 세 가지 테스트 케이스는 초기 충·방전 사이클 동안 매우 빠른 열화 속도로 인한 성능 감소를 보여준다. 이러한 초기 열화는 테스트 데이터에서 짙은 파란색 곡선과 녹색 곡선[85%-25%] 사이에 명백한 격차를 유발한다. 이 현상은 충·방전 사이클 중에 높은 SoC로 인한 셀 과전압 때문이다[9]. 75%에서 시작하는 3가지 테스트 케이스는 상대적으로 높은 용량 유지를 보인다. 그러나 75%에서 시작하기 때문에 에너지 총량은 100%에 비해 현저히 낮다. 특히 노랑과 분홍 곡선의 경우, 전체 배터리 용량의 30%, 10% 정도만 이용할 수 있으므로 실질적으로 적용하기 어렵다. 따라서 논문에서는 ADR 배터리의 효율적인 에너지 충·방전과 수명 연장을 위해 80%에서 20% 사이의 SoC 구간을 유지할 수 있는 충전 시스템을 도입하고자 한다.

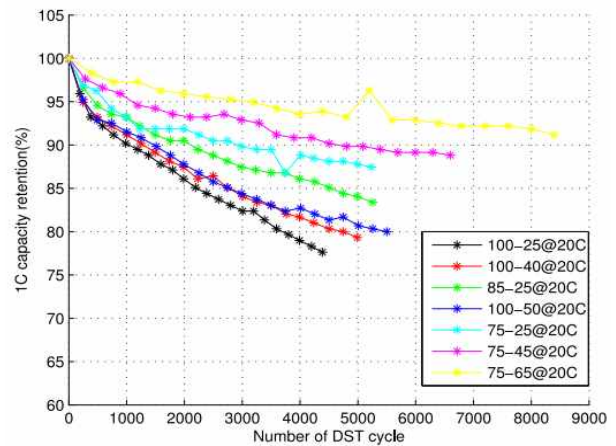


그림 2. 동적 스트레스 시험 사이클링[9]  
Fig. 2. Dynamic stress test cycling[9]

### 2-3 ADR 경로 라우팅 문제

차량 경로 문제(VRP)는 물류 및 운송 분야에서 중요한 최적화 문제 중 하나로, 정거장(Depot)에서 출발한 차량이 여러 고객 지점에서 배달이나 수거와 같은 서비스를 제공한 후 다시 출발지로 돌아올 때, 전체 경로의 비용을 최소화하는 방법을 찾는 것을 목표로 한다. 효율적인 자원 활용 및 서비스 품질 향상을 위해 다양한 산업 분야에 활용 중이다[10].

물류 유통 프로세스에서 배터리 기반 전기차가 보급됨에 따라 새로운 차량 경로 문제가 부상하기 시작했으며, 이를 전기차 경로 문제(EVRP; electric vehicle routing problem)라고 한다. EVRP는 기존 VRP의 요소인 차량 적재 용량과 배달 물건을 전달받을 수 있는 고객의 시간 창(Time Window) 외에도 충전소 방문 시 발생하는 여러 요소가 추가된다. 예를 들어, 배터리 용량에 따른 제한된 주행 범위, 고객

시간 창을 고려한 충전소까지의 이동 시간, 그리고 충전 시간 등이 이에 포함된다[11].

Jun 등은 제조 환경에서 ADR의 특성을 고려한 픽업 및 배송 문제(Pickup and Delivery Problem)를 해결하기 위해 부분 및 완전충전 전략을 고려한 알고리즘을 제안하였다[12]. EV 배터리 충전 관리 방식은 크게 세 가지로 구분된다. 완전충전(Full Recharging), 부분 충전(Partial Recharging), 그리고 배터리 교체(Battery Swapping) 방식이다. 완전충전 방식은 각 충전소에서 배터리를 최대 용량으로 충전하여, 충전소를 떠날 때 SoC는 항상 최대 용량을 유지한다. 이 방식은 배터리 관리가 용이하지만, 충전 시간이 상대적으로 길어질 수 있다. 반면, 부분 충전 방식은 배송 일정에 필요한 에너지만을 충전하여 시간을 최소화하고 시스템 성능을 향상할 수 있다. 그러나 계산 복잡성이 증가하는 단점이 있다. 배터리 교체방식은 배터리 교체소(Swap Station)을 방문할 때마다 방전된 배터리를 완충된 배터리로 교체하며 일반적으로 다른 충전 방식보다 월등히 빠르다는 장점이 있으나 여분의 배터리를 준비해 비용 소모가 크다.

Macrina 등은 EV의 G-VRP(Green VRP)라는 개념을 사용하여 전기차의 경로 라우팅과 충전 문제를 해결하고자 부분 충전 기반 배터리 충전, 고객 시간 창, 차량 적재 용량을 고려한 충전 경로 설정 및 CO<sub>2</sub> 배출과 관련된 비용을 최소화하는 반복 로컬 검색(Iterated Local Search) 메타 휴리스틱 알고리즘을 제시했다[13].

Shaohua 등은 이동 중 ADR의 충전이 가능한 밴(Van)을 활용한 모델, 2EVRP(Two Echelon Electric VRP)을 도입했다. 시스템은 혼합 정수 프로그램(MIP; mixed integer programming)과 적응형 대규모 이웃 탐색 알고리즘(ALNS; adaptive large neighbors search)을 이용하여 배터리 잔량과 충전 속도를 적절히 조절하며 밴의 이동 중 충전 방안을 제시했다[14].

Adler 등은 EV의 배터리 교체 전략 수행 시, 경로 설정을 온라인 방식으로 수행했다. 배터리 예약방식을 제안하여 다른 차량의 배터리 용량을 고려한 경로 우회를 통해 전체 차량의 평균 지연 시간을 최소화하는 방법을 제시하였다. 이 연구에서는 마르코프 의사 결정 과정으로 문제를 모델링하고, 시간 차분 근사를 활용한 동적 프로그래밍 기법을 통해 최적의 정책을 도출하였다[15].

EVRP에서 EV에 적용된 VRP 관련 논문은 많이 존재하지만, ADR의 충전소 위치를 고려한 EVRP 연구는 아직 초기단계이다. RADR의 경우 소형 EV와 구조적으로 유사하며, 이를 보도 환경에 맞게 소형화한 SADR 또한 EVRP를 적용할 수 있으나 EV와 ADR은 운행 환경이 다르기 때문에, ADR의 충·방전 시스템은 포장도로와 보도의 차이, 사람과의 상호작용 등 다양한 변수들을 고려하여 구성되어야 한다. 따라서, SADR의 효율적인 상품 배송을 위해 VRP를 개선하고, 배터리 및 ADR 크기 제원에 맞는 맞춤형 운영 방식을 설계하여 배터리 충전소를 배송 경로 상에 효과적으로 포함하도록 하는 EVRP에 대한 연구가 요구된다.

### III. SoC 기반 ADR 경로 선택 알고리즘

이 장에서는 효율적인 ADR 배송을 위한 요구사항들과 더불어, 배터리 충·방전 최적화와 수명 연장을 위한 ADR 경로 선택 시나리오들을 도출하고, 이를 바탕으로 ADR을 위한 SoC 기반 경로 선택 알고리즘을 제안한다.

#### 3-1 에너지 효율적인 ADR 배송 고려사항

배송 요청 및 주기의 변화가 다각화된 현대 물류 배송은 새벽 배송을 포함하여 하루 24시간 동안 여러 번 배송을 수행하는 패턴으로 전환되고 있다. 이러한 변화는 ADR 시스템이 실시간으로 운송지 정보를 업데이트하고 고객 위치를 즉시 반영하여 새로운 경로를 탐색할 수 있는 효율적인 시스템의 필요성을 촉발시켰다.

에너지 효율적인 ADR 배송 시스템을 구현하기 위해서는 다양한 요소 간의 상호작용을 종합적으로 분석해야 한다. 표 1은 10가지 주요 고려사항 항목이다. 배터리 및 차량 에너지를 평가하는 지표로는 현재 충전 상태를 나타내는 SoC, 배터리 소모량, 운송 에너지(Energy of Transport)가 있다. SoC는 실시간 배터리 현황을 통해 현재 상태에서 얼마나 운행 가능한지 거리와 시간을 결정하며, 특정 경로를 이동할 때 남은 에너지 용량을 판단하여 장거리 배송계획을 수립하는데 이용된다. 배터리 소모량은 운송 에너지와 관계가 있으며 ADR마다 속도, 무게 등 다양한 물리적 요인에 영향을 받아 고유의 운송 에너지가 산출되고 배터리 소모량을 결정한다. 또한 배터리 소모량은 SoC 감소량과 폭을 결정하는 요소다.

표 1. ADR 배송 고려사항

Table 1. ADR delivery consideration

|    | Delivery Consideration | Classification             |
|----|------------------------|----------------------------|
| 1  | SoC                    | Battery and Vehicle Energy |
| 2  | Battery Usage          |                            |
| 3  | Energy of Transport    |                            |
| 4  | Velocity               | Performance                |
| 5  | Weight                 |                            |
| 6  | Distance               | Paths and Environments     |
| 7  | Gradient/Incline       |                            |
| 8  | Charging Station       |                            |
| 9  | Delivery Point         | Operations and Scheduling  |
| 10 | Time Window            |                            |

ADR의 이동속도 역시 에너지 소모에 직접적인 영향을 미친다. 일정 속도 이상의 빠른 주행은 과도한 에너지 소모를 유발할 수 있으며, 반대로 너무 느린 속도는 배송 효율성을 저하시킬 수 있다. 무게의 경우 ADR 자체 중량과 수하물

탑재 중량으로 구분되며 수하물의 무게에 따라 성능이 좌우된다.

경로 설정 시 고려해야 할 주요 요소로는 경사도, 주행거리, 충전소, 그리고 배송지점이 있다. 경사도와 주행거리는 ADR의 에너지 소비에 직접적인 영향을 미치며, 주행거리가 길어질수록 에너지 소모가 커지게 된다. 특히, 경사도가 높은 구간에서는 에너지 소비가 더욱 증가하기 때문에, 이러한 환경적 요소들을 종합적으로 고려하여 최적의 충전소와 배송지점을 연결하는 경로를 설정해야 한다.

시간 창은 고객이 요구하는 특정 시간 내에 작업이 완료되어야 하는 제약을 의미하며, 이를 준수하지 못하면 운영 효율성 및 서비스 품질에 큰 영향을 미친다. 효과적인 스케줄링은 시간 창을 고려하여 자원을 최적 배분하고, 작업 지연을 최소화하는 것이 핵심이다.

3-2 ADR 배터리 충전 효율화를 위한 경로 선택 시나리오

이 절에서는 에너지 효율적인 ADR 배송 고려사항들을 충족하는 ADR 경로 선택 시나리오들을 제시한다. 배터리 소모율, 충전소 위치 등의 변수에 따라서 다양한 동작 상황이 발생할 수 있으며, 그림 3부터 그림 6은 상황에 따른 대표적인 동작 시나리오들을 보여준다. 시나리오 그림 상의 ADR의 배터리 SoC 표기는 알파벳 ‘a’, ‘b’, ‘c’로 구분하고 각 충전소를 거칠 때, 배터리 재충전 여부를 판단하기 위해 고안된 기호이다. 예를 들어, 충전소 C1을 1회 방문할 때 도착 전에는 ‘a’로 표기하나 재충전 후, 충전소에서 출발 시 ‘b’로 변경 표기하고 다음 목적지로 출발한다. 즉 배송 중 각 충전소를 거쳐 충전하게 되면 b80, c80으로 SoC는 바뀐다. 경로상의 빨간 숫자는 이동하는데 소모되는 배터리 사용량이다. 예를 들어 ADR이 N1 지점에서 N2 지점으로 이동한다면 ‘a73’의 배터리 용량은 ‘10’의 에너지를 소모하여 ‘a63’으로 감소한다.

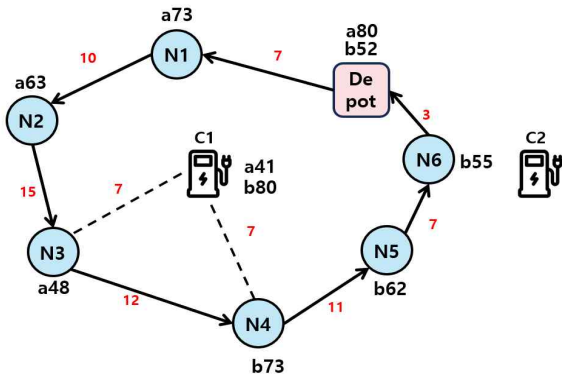


그림 3. SoC 기반 순차 배송 경로 선택  
Fig. 3. SoC-based sequential delivery route selection

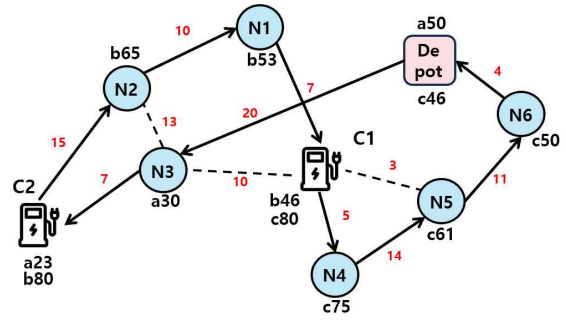


그림 4. SoC 기반 우선순위 경로 선택  
Fig. 4. SoC-based priority delivery route selection

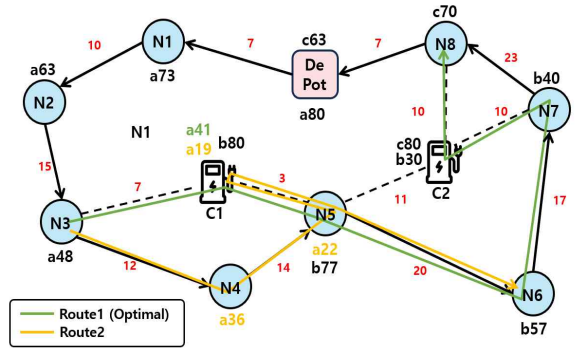


그림 5. SoC 기반 동적 경로 선택  
Fig. 5. SoC-based dynamic delivery route selection

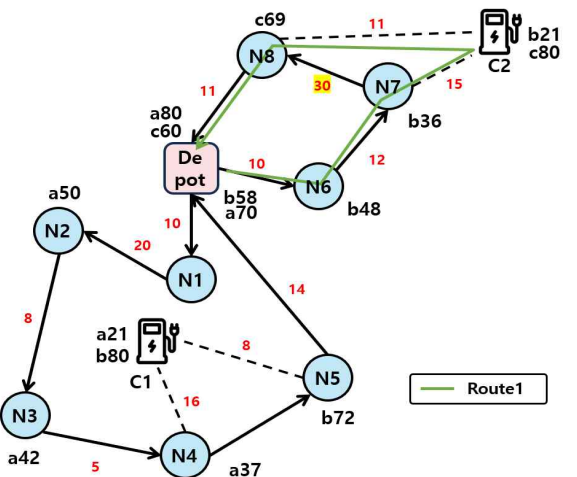


그림 6. SoC 기반 에너지 소모 최적 경로 선택  
Fig. 6. SoC-based optimal route selection for energy consumption

그림 3은 SoC 기반 순차 배송 경로 선택으로 ADR은 Depot 지점에서 배송을 위한 여정을 출발하고 N1 노드로 이동한다. 배송 순서는 고객 노드 N1부터 N6까지 순차적으로 배송하며 충전소는 C1, C2로 선정한다. 배터리의 과도한 충전은 잔존수명에 악영향을 미치는데 특히 SoC의 [20%~

0%] 구간과 [100%-80%] 구간은 배터리 수명에 영향을 주는 구간으로 [80%-20%] 지점을 배터리 SoC로 선정한다. 최적 경로 선택은 SoC를 고려해 경로 중간에 충전소 방문을 계획한다. N3에서 N4로 바로 넘어가지 않고 C1 충전소를 방문해 SoC를 회복한다. 이후 N4, N5, N6를 순차적으로 거친 뒤 Depot에 되돌아온다.

그림 4는 SoC 기반 우선순위 경로 선택으로 그림 3과 같은 고객 노드, 충전소, SoC 등 동일한 환경에서 순차적인 배송이 아닌 우선순위 기반 배송을 보여준다. 이 경우 동적으로 SoC 상황을 확인해 가장 가까운 충전소를 찾도록 한다. N3의 다음 목적지인 N2에서 배터리가 20% 이하로 떨어질 가능성을 고려해, C2 충전소를 방문해서 충분히 충전 후 N2, N1을 방문한다.

ADR이 경로를 주행하다 보면 여러 경우의 수를 가지게 된다. 그림 5는 SoC 기반 동적 경로 선택으로 범례 'Route 2'에서 N3 - N4 - N5를 거쳐 갈 때 다음 진로 상의 충전소 C2를 가야 하나 SoC 용량이 20% 미만으로 배터리 최적 알고리즘에 의해 C1 충전소를 방문하기 위해 되돌아간다. 이 경우 최단 경로 배송 조건 위배와 비효율적인 경로로 인한 에너지 손실을 갖게 된다. 반면에 경로 1은 N3에서 충전량이 충분할 지라도 차후 배송 상황을 예측해 미리 충전소 C1을 방문한다. 이럴 때 상황에 맞게 다른 ADR이 N4 지역을 배송할 수 있도록 배송지를 재조정 및 할당하는 방법도 있다.

경로 설정 방식은 최단 경로와 에너지 소모 최적 경로를 고려한다. 실제 도로 데이터에서는 도로 경사도, 배송 물품 하중 등의 요인으로 경로마다 에너지 소모량이 상이하다. 그림 6은 SoC 기반 에너지 소모 최적화 경로 선택 방식을 보여준다. N7 -> N8 구간 에너지 손실은 '30', N7 -> C2 -> N8 구간 손실은 '26'으로 최단 거리로 이동할 때 에너지 손실량이 더 클 경우, 에너지 손실이 적은 방향으로 이동하도록 경로를 선택한다.

3-3 SoC 기반 ADR 경로 선택 알고리즘

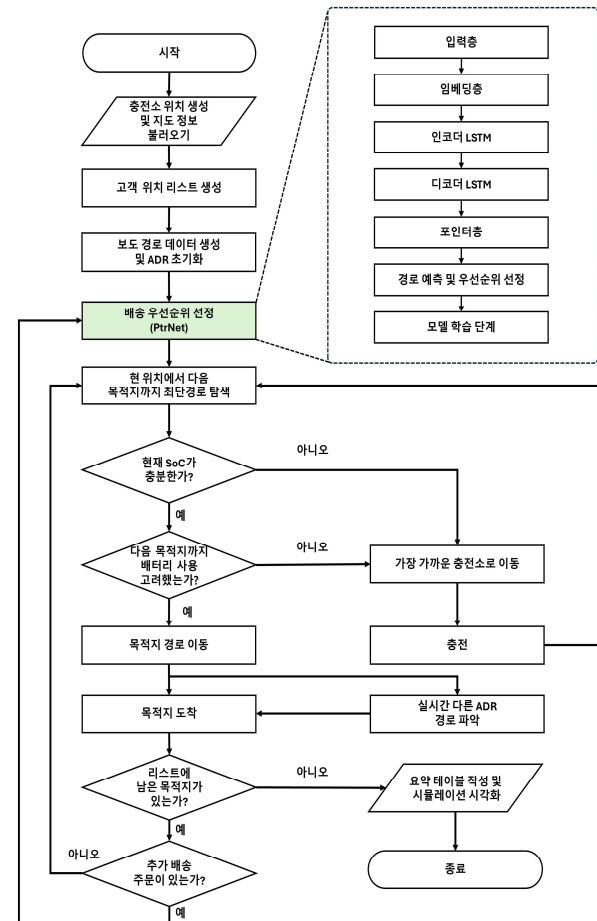
그림 7은 SoC 기반 경로 선택 알고리즘을 표현하기 위한 순서도이다.

배송 우선순위 선정은 포인터 네트워크(Pointer Network) 알고리즘을 적용하였다. 이는 본래 순서 문제(Sequence-to-Sequence)를 해결하기 위해 고안된 알고리즘이며, VRP와 같은 조합 최적화 문제에서 우수한 성능을 보인다.

포인터 네트워크는 크게 입력층(Input Layer), 임베딩 층(Embedding Layer), 인코더 LSTM(Encoder LSTM), 디코더 LSTM(Decoder LSTM), 포인터 층(Pointer Layer)으로 구성되며[16], 인코더와 디코더에는 다른 딥러닝 신경망을 응용하여 다양한 결과 값을 만들어 낼 수 있다.

임베딩 층은 각 노드를 고차원 공간 매핑 후 LSTM 네트워크에 입력 가능한 형태의 벡터로 전환한다. 이후 인코더 LSTM에서 입력데이터를 받아 순차적으로 처리하며 각 시점

의 히든 상태와 셀 상태를 계산하고 중요 특징을 재학습해 잠재 공간(Latent Space)에 인코딩한다.



\*Since the operating system is in Korean, some text will inevitably be displayed in Korean.

그림 7. SoC 기반 ADR 경로 선택 알고리즘  
Fig. 7. SoC based ADR route selection algorithm

인코더 층을 바탕으로 디코더 LSTM에서 현재 시점에서의 상태를 이용해 각 단계에서 다음 방문할 노드를 예측하고 새로운 출력을 생성한다. 각 단계에서 디코더는 이전 단계에서 얻은 정보를 바탕으로 최적 노드를 선정하며, 이전 방문 노드 정보를 반영해 전체 경로를 최적화 한다.

포인터 층은 디코더 출력값을 기반으로 방문할 노드를 선정한다. 각 노드에 대해 계산된 로그잇(Logit) 값에 소프트맥스(Softmax)를 적용하여 확률 분포를 생성하고 가장 높은 확률을 지니는 노드를 선정한다. 이러한 방식은 단순히 가중치를 기반으로 선택하는게 아니라, 단계별 상황에 맞는 동적인 우선순위를 결정 가능하게 한다.

모델 학습 단계로 넘어가 에포크(Epoch)마다, 모델은 주어진 입력 시퀀스를 기반으로 최적 경로를 예측한다. 출력된 경로가 실제 최적 경로와 일치하게 하도록 CrossEntropyLoss

함수를 사용하여 모델 예측과 정답 간 오차를 계산하고, 모델의 하이퍼 파라미터를 업데이트한다. 이를 통해 생성된 결과값을 기반으로 고객 배송 우선순위를 선정한다.

알고리즘 모델은 현재 위치에서 포인터 네트워크를 활용해 선정된 노드까지의 최단 경로를 탐색하며, 이를 기반으로 최적 경로를 결정한다. 최단 경로 탐색 후 경로 결정 과정에서는 그림 6과 같이 SoC(배터리 상태)를 기반으로 에너지 소모를 최적화하는 경로를 선택하며, 이를 통해 에너지 소모율을 고려하여 최단 경로를 선정한다.

또한, 그림 5처럼 동적으로 SoC를 고려해 경로 탐색 과정을 수행한다. 현재 SoC가 충분하지, 다음 목적지까지 배터리 사용을 고려했는지, 즉 배터리 상태 확인 및 다음 목적지로 이동을 결정한다. 만일 둘 다 아니라면 가장 가까운 충전소를 찾고 이동 경로 유효 판단 후, 추가 이동하고 충전을 시행한다. 이때 각 충전소 리스트를 확인하고 거리를 계산한 뒤 이동한다. 충전을 통해 배터리 상태를 업데이트하고 경로 재설정 후, 목적지로 이동한다. 이동 과정에서 다른 ADR의 경로를 동시 파악한다.

만일 리스트에 남은 목적지가 있다면 추가 배송 주문의 여부를 판단한다. 추가 주문 배송이 있을 시, 배송 우선순위 선정 (PtrNet) 단계로 회귀하여 우선순위를 재선정하고 추가 주문 배송이 없으면 최단 경로 탐색 과정을 반복적으로 수행한다.

배송 수행을 완료하고 최종 목적지 도착 후 남은 리스트에 목적지가 없으면 요약 테이블 목록을 작성 및 시각화를 한다. 이후 활동을 종료하고 종료 시에는 주행 기록, 에너지 소모 데이터, 충전 횟수 등의 데이터를 저장해 향후 분석 및 최적화 작업에 사용한다.

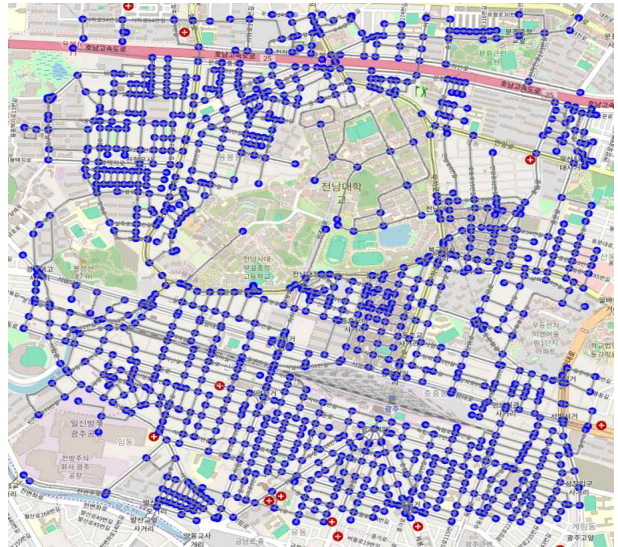
배송과정은 여러 가지 상황 변수가 많아서 역동적이다. 특히 실시간 추가 배송 주문 명령이 발생할 수 있는 상황이며, ADR은 전체 배송 지역 범위에서 구역을 할당하는 방법론보다 역동적 상황에 맞는 순차 배송을 위해 순환 신경망 계열의 LSTM을 임베딩한 포인터 네트워크를 사용하는 것이 효과적이다.

#### IV. SoC 기반 ADR 경로 선택 시뮬레이터 구현

##### 4-1 시뮬레이터 구현을 위한 관련 Library 분석 및 선정

제안된 SoC 기반 ADR 경로 선택 알고리즘에 대한 성능분석을 위해 시뮬레이터를 구현하였다. 구현된 환경은 Python 3.10 버전과 다양한 라이브러리를 활용했다. 특히 지도 시각화 및 경로 최적화의 기능을 구현하기 위해 OSMnx와 Folium을 사용했다. OSMnx는 OSM(OpenStreetMap) 데이터를 기반으로 도로 네트워크 그래프를 생성하고 분석하는데 뛰어난 성능을 보인다[17]. Folium은 Leaflet.js를 기반으로 하여 지도에 다양한 요소를 시각적으로 표현할 수 있는 도구

로, OSMnx와 결합해 실제 보행자 도로망을 기반으로 한 경로 최적화 및 시각화를 동시 구현할 수 있다.



\*Since the map is in Korean, some text will inevitably be displayed in Korean.

그림 8. OSMnx 기반의 전남대 주변 보행자 경로 지도

Fig. 8. Map of CNU pedestrian routes based on the OSMnx

지리 데이터를 시각화하기 위한 다양한 라이브러리들이 존재한다. Geopandas는 Pandas의 데이터 구조를 확장하여 지리 공간 데이터를 처리할 수 있고, Shapefile, GeoJSON 등의 지리 데이터 형식을 처리할 수 있으나 시각화 기능이 제한적이므로 다른 시각화 라이브러리와 결합이 필요하다. OSM은 실제 도로망을 기반으로 지도를 생성할 수 있고 범용성은 우수하나, 데이터 처리 속도가 느리다는 단점이 있다. Basemap은 다양한 투영법을 지원하지만, 개발이 중단되어 최신 기능이 부족하고 설치가 번거롭다. Plotly는 고도의 커스터마이징이 가능한 인터랙티브한 시각화를 지원하나, GIS 및 대규모 도로 데이터 시각화에는 적합하지 않다.

OSM은 Python 라이브러리 OSMnx를 통해 보행자를 위한 최단 경로를 결정하는 데 사용된다. 예를 들어, 전남대학교 주변 일대의 보행자 경로를 OSMnx로 생성하고, 이를 Edge와 Node의 형태로 나타낼 수 있다. 이후 이 데이터를 Folium과 결합하여 지도를 시각적으로 표현함으로써 실제 도로망 기반의 경로 최적화 결과를 시각적으로 확인할 수 있다[17]. Folium을 통해 생성된 지도는 마커, 경로, 히트맵 등의 요소를 포함할 수 있으며, 이를 HTML 형식으로 내보내어 웹 페이지에 통합할 수도 있다.

##### 4-2 시뮬레이터 설계 및 구현

지도 정보를 OSM에서 불러온 뒤 ADR 맞춤형 보도 경로

표 2. ADR 시뮬레이션에 따른 로그 데이터

Table 2. Log data according to ADR simulation

|    | ADR   | Start               | End                 | Distance  | Battery Usage | SoC State |
|----|-------|---------------------|---------------------|-----------|---------------|-----------|
| 1  | ADR 1 | Depot               | Customer 9          | 294.65 m  | -4%           | A80 → A76 |
| 2  |       | Customer 9          | Customer 11         | 609.30 m  | -8%           | A76 → A68 |
| 3  |       | Customer 11         | Customer 25         | 878.46 m  | -12%          | A68 → A56 |
| 4  |       | Customer 25         | Customer 21         | 640.98 m  | -9%           | A56 → A47 |
| 5  |       | Customer 21         | Customer 22         | 560.27 m  | -8%           | A47 → A39 |
| 6  |       | Customer 22         | Customer 28         | 95.57 m   | -1%           | A39 → A38 |
| 7  |       | Customer 28         | Customer 5          | 112.29 m  | -1%           | A38 → A37 |
| 8  |       | Customer 5          | Customer 39         | 926.03 m  | -13%          | A37 → A24 |
| 9  |       | Customer 39         | Charging Station 16 | 309.63 m  | Recharge      | A24 → B80 |
| 10 |       | Charging Station 16 | Customer 32         | 2356.53 m | -33%          | B80 → B47 |
| 11 |       | Customer 32         | Customer 37         | 453.05 m  | -6%           | B47 → B41 |
| 12 |       | Customer 37         | Customer 6          | 420.40 m  | -6%           | B41 → B35 |
| 13 |       | Customer 6          | Customer 36         | 251.47 m  | -3%           | B35 → B32 |
| 14 |       | Customer 36         | Customer 27         | 450.19 m  | -6%           | B32 → B26 |
| 15 |       | Customer 27         | Customer 8          | 79.87 m   | -1%           | B26 → B25 |
| 16 |       | Customer 8          | Charging Station 1  | 0.00 m    | Recharge      | B25 → C80 |
| 17 |       | Charging Station 1  | Customer 18         | 2321.93 m | -33%          | C80 → C47 |
| 18 |       | Customer 18         | Customer 1          | 1387.04 m | -19%          | C47 → C28 |
| 19 |       | Customer 1          | Charging Station 11 | 316.05 m  | Recharge      | C28 → D80 |
| 20 |       | Charging Station 11 | Depot               | 3309.77 m | -47%          | D80 → D33 |

표 3. ADR 시뮬레이션에 따른 총계 요약 산출

Table 3. Total summary output from ADR simulation

|   | ADR   | Total_distance | Average_battery_usage(%) | Max_battery_usage | Recharging_count |
|---|-------|----------------|--------------------------|-------------------|------------------|
| 1 | ADR 1 | 15,773m        | 12.3%                    | 47%               | 3                |
| 2 | ADR 2 | 14,027m        | 9.94%                    | 45%               | 2                |
| 3 | ADR 3 | 14,830m        | 10.4%                    | 47%               | 3                |

데이터를 생성하고, 지도에 시각화하여 출력한다. 구현에 사용된 시뮬레이션 환경은 위도 35.150부터 35.180으로 약 3.33 km이고 경도 범위는 126.885부터 126.925까지로 약 3.64 km이며, 전체 면적은 12.13 km<sup>2</sup>이다. Depot 지점의 좌표는 [35.160, 126.905]으로 중앙에 가까운 위치로 ADR이 출발하기 적합한 지점을 선택하였다. Depot과 충전소 위치는 [위도, 경도] 형태로 데이터 리스트에 저장된다.

고객 노드는 일정 범위의 위도와 경도를 설정해 랜덤으로 생성 후, 동일하게 데이터 리스트에 저장한다. 이때 고속도로나 특정 문제점이 있는 좌표에 생성하지 않도록 사전에 전처리한다. 배송해야 할 고객 노드는 그림 9에 있는 노드를 기준으로 랜덤하게 48개를 생성했고, 고객 노드 1개당 차지하는 범위는 평균 0.253 km<sup>2</sup>이다. 충전 노드는 EV 충전소 분포를

참고하여 20개 생성했고 1개의 노드당 평균 0.606 km<sup>2</sup> 범위를 차지한다. 사용할 ADR의 대수를 정한 뒤 각 로봇 배열의 배터리 SoC 상태를 숫자로 나타내고 충전소 방문 시 'A', 'B', 'C' 등으로 SoC 상태를 업데이트한다. 모든 로봇은 초기에 'A'로 시작하며, 최대 충전 값은 80%, 방전 임계값은 20%로 한다.

ADR 운영 회사들의 배터리 제원이 공개되지 않기 때문에, Starship Technologies의 데이터를 기반으로 배터리의 용량을 산출했다[18]. 배터리의 용량은 8000mAh의 18.5V의 배터리 제원을 토대로 식 (1)을 기준으로 하여 148Wh의 값을 획득했다. 이후 운송 에너지의 개념에 기반했을 때 Starship의 ADR은 적정량의 중량이 있을 때 21.1Wh/km의 에너지 소비 데이터를 획득했다. 전체 배터리 용량이 148Wh



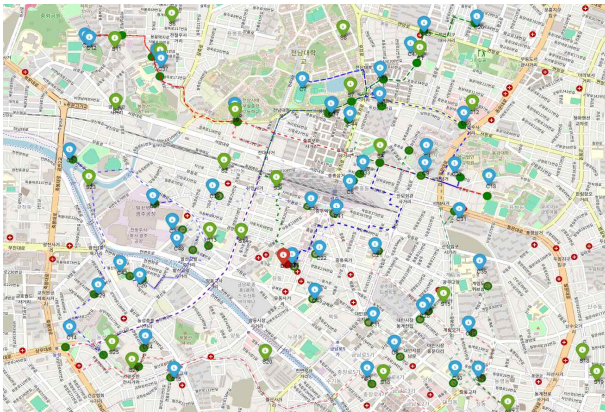
임을 감안했을 때, ADR 1대의 최대 이동량은 7km, 배터리 사용률은 100%로 가정한다. 이때 1m 이동은 0.0143%의 비율로 에너지를 소모한다[19].

$$E_{(Wh)} = Q_{(mAh)} \times V_{(V)} / 1000 \quad (1)$$

시뮬레이션을 통해 표 2와 같이 각 ADR의 배송 경로 및 배터리 사용에 대한 로그 데이터가 생성되어 기능 동작을 검증할 수 있다. 또한, ADR별 총 이동거리, 평균 배터리 사용량, 충전 횟수 등이 표 3과 같이 산출된다.

### 4-3 ADR 경로 시각화 및 사용자 인터페이스 구현

그림 9는 전남대학교를 기준으로 광주광역시 북구 및 동구의 12.13 km<sup>2</sup> 지역에서 진행된 ADR 경로 시각화 및 사용자 인터페이스(UI; user interface) 구현 결과를 보여준다. 경로는 folium.PolyLine으로 활용해 ADR 1은 빨간색, ADR 2는 파란색, ADR 3은 녹색으로 각각의 경로를 나타냈다. 각 ADR의 이동 경로가 겹치면 구분이 어려울 수 있어 투명도 조절과 점선 효과를 주어 각 ADR의 경로가 겹치지 않고 명확하게 구분될 수 있도록 조정했다.

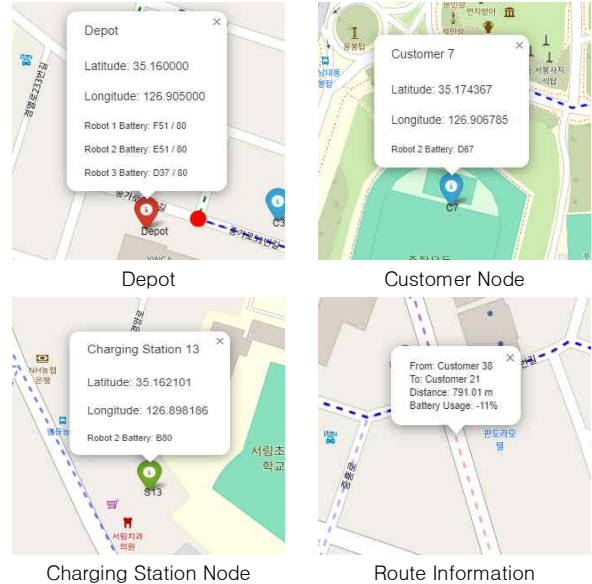


\*Since the map is in Korean, some text will inevitably be displayed in Korean.

그림 9. 전남대 주변 노드 및 ADR 경로

Fig. 9. Nodes around Chonnam National University and ADR route

그림 10은 마커와 경로에 대한 정보를 나타내며, 총 4종류로 구성된다. 3개의 마커는 folium.Marker를 통해 생성한다. 각 마커 팝업의 공통 항목은 좌표와 현 위치에서 배터리 SoC 현황에 대해 표시된다. 출발 및 도착 지점인 Depot은 빨간색으로 지정 후 'Depot'이라는 라벨과 팝업을 만들었다. 충전소 위치에 대해 녹색 마커를 추가하며, 충전소 번호(S1, S2, ...)와 팝업창을 생성했다. 고객에게 배송해야 할 지점은 파란색 마커를 지도에 추가하며, 고유번호(C1, C2, ...)를 표기한다. 경로 팝업 정보는 경로 출발지, 도착지, 이동 거리, 배터리 소모량을 나타낸다.



\*Since the map is in Korean, some text will inevitably be displayed in Korean.

그림 10. 마커 및 경로 정보

Fig. 10. Marker and route information

## V. 성능 분석

구현한 ADR 시뮬레이터를 이용하여 ADR들이 SoC 기반의 경로 선택 알고리즘에 따라서 SoC 설정 구간 안에서 에너지 효율적인 최적의 경로를 찾아 배송함을 검증하였다. 그림 11의 ADR 3대의 운영 데이터 셋을 비교 분석 결과, 총 고객 노드의 수는 48개로 ADR 1대당 평균 16곳의 고객 노드를 방문했다. ADR 1의 총 주행거리는 15.77 km였으며, 배터리 소모량은 210%, 충전소 방문 횟수는 총 3회로 집계됐다. ADR 2의 경우 총 주행거리는 14.02 km, 배터리 소모량은 169%, 충전소 방문 횟수는 2회로 나타났다. ADR 3의 총 주행거리는 14.83 km, 배터리 소모량 177%, 충전소 방문 횟수 3회였다. 또한 시뮬레이션에서 이동 거리와 충전소 방문 횟수는 상관관계가 있지만, 다양한 도로 유형과 충전소의 불균일한 분포로 인해 배터리 소모량 및 충전소 방문 횟수는 일정하지 않다.

그림 11부터 그림 13은 각각 SoC [80%~20%], [75%~25%], [70%~30%] 구간, 즉 배터리 용량이 60%, 50%, 40%일 때, 노드 지점별 배터리 SoC에 대한 그래프이며 각 서브플롯은 순서대로 ADR 1, 2, 3에 대한 것이다. 그림 14는 그림 11의 ADR별로 출발 지점으로부터 각 노드를 방문했을 때 누적된 이동 거리를 나타내는 그래프이다.

우선, 그림 11에서 ADR 1의 경우, 노드 간 평균 이동 거리는 약 0.78 km고 평균 12%의 배터리를 소모했다. Customer 9번에서 39번까지의 구간은 노드들이 밀집되어 있어 배터리 소모가 적었으나 그 이후로는 노드 간 외곽지역 장거리 이동

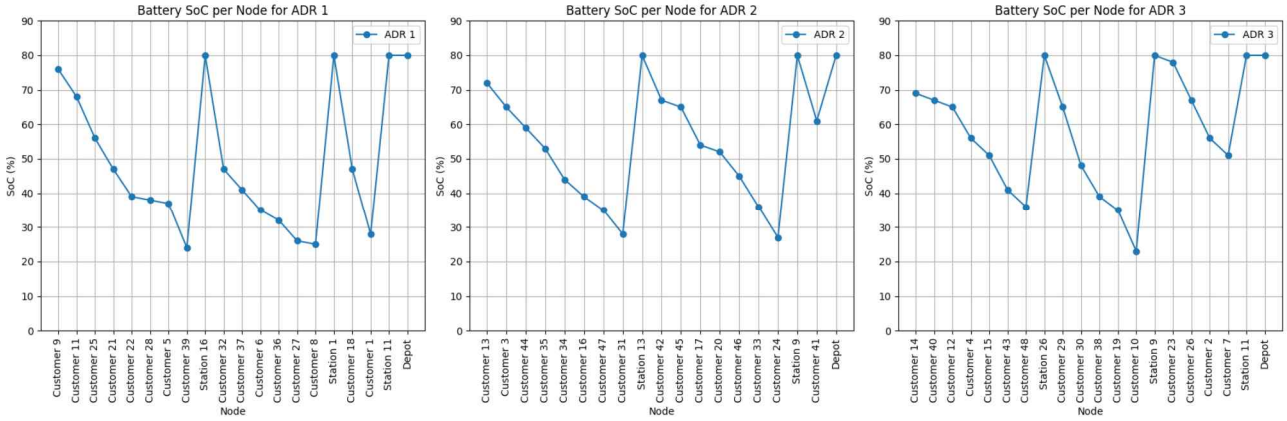


그림 11. 각 ADR의 배송지 이동에 따른 SoC 변화(80%-20%)  
 Fig. 11. SoC changes(80%-20%) per ADR delivery location

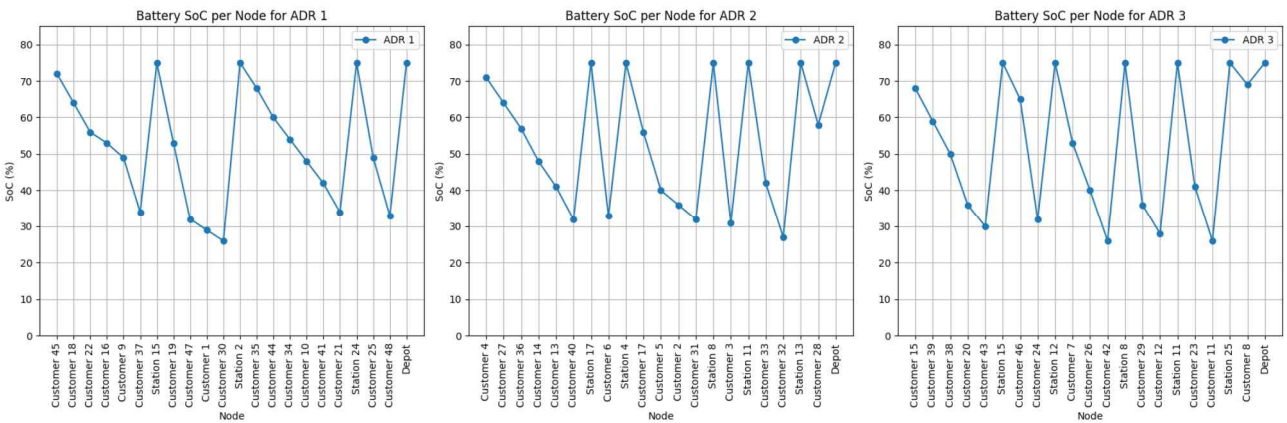


그림 12. 각 ADR의 배송지 이동에 따른 SoC 변화(75%-25%)  
 Fig. 12. SoC changes(75%-25%) per ADR delivery location

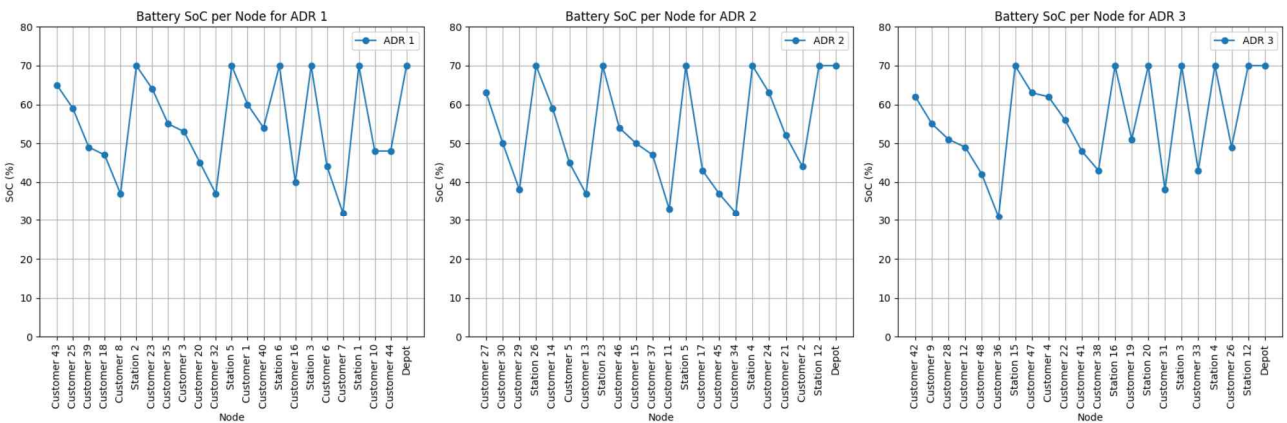


그림 13. 각 ADR의 배송지 이동에 따른 SoC 변화(70%-30%)  
 Fig. 13. SoC changes(70%-30%) per ADR delivery location

이 증가하여 충전소 방문 빈도가 상승했다. 이런 양상은 ADR 2, 3 모두 유사성을 띠며 밀집 지역 노드 방문 후 장거리 이동이 이루어지는 패턴을 보인다. ADR 2는 상대적으로 비슷한 주행거리(14.02 km)에도 불구하고 2회의 충전으로 169%의 배터리 소모량을 기록했다. 이는 다른 ADR에 비해 효율적인

결과로, 충전소 위치와 고객 노드 밀집 지역이 균형 있게 분포되어 있음을 알 수 있다.

그림 11부터 13을 확인했을 때 4번 충전소와 11번 충전소는 빈번하게 이용되는 충전소다. 4번 충전소 방문 횟수는 총 3회로 주변에 다수의 고객 노드가 분포해 있으면서 시물레이

선 지도 중앙에 위치해 접근성이 높다. 또한 남쪽 2km 지역에 별도의 충전소가 없어서 다수의 ADR이 충전소를 방문한 것으로 나타났다. 11번 충전소 방문 횟수는 총 4회로 지도상 북동쪽에 위치해 있으며, 주변에 아파트 단지가 밀집되어 있다. 이를 통해 ADR 경로 최적화가 충전소의 전략적 위치 선정과 고객 노드의 밀집도에 크게 영향을 받는다는 것을 확인할 수 있다.

그림 11에서 그림 13까지의 배터리 SoC [80%-20%], [75%-25%], [70%-30%] 구간별 용량을 비교 분석한 결과, 60% 수준[80%-20%]에서 가장 우수한 성능을 나타내는 것으로 확인되었다. 그래프 해석에 따르면 SoC가 60% 이하로 감소할 경우 충전소 방문 빈도가 증가하여 경로 효율성이 저하되는 경향을 보였다. 이는 고객 노드 방문 시 빈번한 충전으로 인해 불필요한 이동 및 배터리 소모가 발생하고, 충전소에서 다른 ADR의 충전을 대기하는 시간이 추가되어, 에너지 효율성이 떨어질 수 있음을 시사한다. 반면, SoC를 60% 이상으로 유지할 경우 배터리 과충전으로 인해 수명에 악영향 [9]을 미칠 수 있으므로, 배터리 SoC 충전 구간은 60% 정도로 설정하는 것이 적합한 것으로 사료된다.

## VI. 결 론

본 논문에서는 과도한 배터리 충방전에 따른 ADR 배터리 수명 단축 및 성능 저하 문제를 경감하면서도, 다수의 ADR이 최적의 배송 경로와 충전소를 선택하여 에너지 효율적으로 배송할 수 있도록 하는 SoC 기반의 경로 선택 알고리즘을 제안하였다. 이는 포인터 네트워크 경로 탐색 알고리즘을 기반으로 배송 우선순위를 동적으로 결정하고, 각 ADR의 충전소 방문 시기를 효과적으로 조정하면서 최적 경로를 선택하는 방식으로 동작한다.

시뮬레이션을 통해 제안 알고리즘은 충전소 위치 및 고객 노드 밀집도에 따라 ADR 주행 경로를 최적화하여 충전소 방문 횟수를 줄이고, 고객 노드 간 이동 거리와 배터리 소모량을 최소화할 수 있음을 입증하였다. 또한, 여러 SoC 구간을 비교 분석하여 [80%-20%] SoC 구간 내에서 가장 에너지 효율적으로 작동함을 확인하였다. 구현된 시뮬레이터의 ADR 모니터링 기능은 실제 운용되는 ADR과의 연동을 통해, 배송 작업 중인 ADR들에 대한 실시간 모니터링에 이용되어 ADR의 운영 안정성을 높이고, 예기치 못한 상황에서도 빠르게 대처토록 할 수 있을 것이다.

본 연구를 바탕으로 ADR의 배터리 사용을 최적화함으로써 전력 소비와 탄소 배출량을 줄여 지속 가능한 물류 환경을 조성할 수 있을 것이다. 더 나아가 효율적인 ADR 운영을 통해 물류 서비스의 질을 향상시키고, 과도한 배터리 폐기로 인한 환경 오염을 줄일 수 있을 것으로 기대된다.

## 감사의 글

이 논문은 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원(RS-2023-00242528, 50%)과 전남대학교 학술연구비의 지원(2022-3390, 50%)을 받아 수행된 연구임.

## 참고문헌

- [1] S. Srinivas, S. Ramachandiran, and S. Rajendran, "Autonomous Robot-Driven Deliveries: A Review of Recent Developments and Future Directions," *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, Vol. 165, 102834, September 2022. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2022.102834>
- [2] Korea JoongAng Daily. Robots Can Now Legally Roam Korea's Sidewalks [Internet]. Available: <https://koreajoongangdaily.joins.com/news/2023-11-17/business/industry/Robots-can-now-legally-roam-Koreas-sidewalks/1915659>.
- [3] The Korea Herald. Korea Mulls More Sprinklers Underground in Wake of EV Fire [Internet]. Available: [https://www.koreaherald.com/view.php?ud=20240811050113&ACE\\_SEARCH=1](https://www.koreaherald.com/view.php?ud=20240811050113&ACE_SEARCH=1).
- [4] L. D. Couto, J. Schorsch, M. M. Nicotra, and M. Kinnaert, "SOC and SOH Estimation Ffor Li-ion Batteries Based on an Equivalent Hydraulic Model. Part I: SOC and Surface Concentration Estimation," in *Proceedings of 2016 American Control Conference (ACC)*, Boston: MA, pp. 4022-4028, July 2016. <https://doi.org/10.1109/ACC.2016.7525553>
- [5] M. Vasic and A. Billard, "Safety Issues in Human-Robot Interactions," in *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Karlsruhe, Germany, pp. 197-204, May 2013. <https://doi.org/10.1109/ICRA.2013.6630576>
- [6] M. Figliozzi and D. Jennings, "Autonomous Delivery Robots and Their Potential Impacts on Urban Freight Energy Consumption and Emissions," *Transportation Research Procedia*, Vol. 46, pp. 21-28, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2020.03.159>
- [7] S. Cho, D. Han, J. Park, S. Shin, B. Choi, and J. Kim, "SOH Online Estimation of Lithium-ion Battery Based on LSTM with Health Indicator Extracted in Charging Stage," in *Proceedings of 2021 KIPE General Meeting & Autumn Conference*, Online, pp. 38-40, November 2021.
- [8] Maeil Business Newspaper. I Can't Park in the Basement of an Electric Car Apartment with a Charging Rate of More Than 90% [Internet]. Available: <https://www.mk.co.kr/en/society/11089351>.

[9] B. Xu, A. Oudalov, A. Ulbig, G. Andersson, and D. S. Kirschen, "Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment," *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol. 9, No. 2, pp. 1131-1140, March 2018. <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2578950>

[10] C.-H. Jung, H.-S. Kim, and K.-S. Kim, "A Study of Solving the Generalized Vehicle Routing Problem Using Reinforcement Learning," in *Proceedings of KSCI Summer Conference 2022*, Jeju, pp. 705-707, July 2022.

[11] T. Erdelić and T. Carić, "A Survey on the Electric Vehicle Routing Problem: Variants and Solution Approaches," *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 2019, No. 1, 5075671, January 2019. <https://doi.org/10.1155/2019/5075671>

[12] S. Jun, S. Lee, and Y. Yih, "Pickup and Delivery Problem with Recharging for Material Handling Systems Utilising Autonomous Mobile Robots," *European Journal of Operational Research*, Vol. 289, No. 3, pp. 1153-1168, March 2021. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2020.07.049>

[13] G. Macrina, L. Di Puglia Pugliese, F. Guerriero, and G. Laporte, "The Green Mixed Fleet Vehicle Routing Problem with Partial Battery Recharging and Time Windows," *Computers & Operations Research*, Vol. 101, pp. 183-199, January 2019. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.07.012>

[14] S. Yu, J. Puchinger, and S. Sun, "Electric Van-Based Robot Deliveries with En-Route Charging," *European Journal of Operational Research*, Vol. 317, No. 3, pp. 806-826, September 2024. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2022.06.056>

[15] J. D. Adler and P. B. Mirchandani, "Online Routing and Battery Reservations for Electric Vehicles with Swappable Batteries," *Transportation Research Part B: Methodological*, Vol. 70, pp. 285-302, December 2014. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2014.09.005>

[16] O. Vinyals, M. Fortunato, and N. Jaitly, "Pointer Networks," in *Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS '15)*, Montreal, Canada, pp. 2692-2700, December 2015.

[17] G. Boeing, "OSMnx: New Methods for Acquiring, Constructing, Analyzing, and Visualizing Complex Street Networks," *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 65, pp. 126-139, September 2017. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurb.2017.05.004>

[18] Swiss Post. Factsheet: Starship Delivery Robot [Internet]. Available: <https://www.post.ch/-/media/post/ueber-uns/medienmitteilungen/2017/factsheet-lieferroboter.pdf?la=en>.

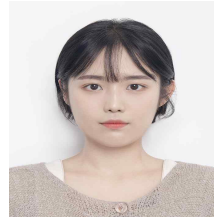
[19] J. Vepsäläinen, "Energy Demand Analysis and Powertrain Design of a High-Speed Delivery Robot Using Synthetic Driving Cycles," *Energies*, Vol. 15, No. 6, 2198, March 2022. <https://doi.org/10.3390/en15062198>



### 강륜(Ryun Kang)

2021년 : 전남대학교 고분자융합소재공학부(공학사)

2023년~현 재: 전남대학교 데이터사이언스학과 석사과정  
※ 관심분야 : 모빌리티(Mobility), 데이터사이언스(Data Science), 인공지능(Artificial Intelligence) 등



### 김스잔(Seu-Jan Kim)

2021년 : 전남대학교  
물류교통학과(학사)

2022년~현 재: 전남대학교 데이터사이언스학과 석사과정  
※ 관심분야 : 자율 주행 배송 로봇, 강화학습, 최적화 등



### 김진술(Jinsul Kim)

2001년 : Computer Science from University of Utah, Salt Lake City, Utah, USA(공학사)

2005년 : 한국과학기술원  
정보통신공학(공학석사)  
2008년 : 한국과학기술원  
정보통신공학(공학박사)

2005년~2008년: 한국전자통신연구원 IPTV 인프라 기술, 융·복합 방송/통신 분야 연구원  
2009년~2012년: 나사렛대학교 멀티미디어학과 교수  
2012년~현 재: 전남대학교 지능전자컴퓨터공학과 교수  
※ 관심분야 : QoS/QoE 예측/분석/관리, 모바일 미디어 처리/통신, 클라우드 컴퓨팅 디지털 미디어 및 네트워크 지능기술



### 엄태원(Tai-Won Um)

1999년 : 홍익대학교  
전자전기제어공학과(공학사)

2000년 : 한국과학기술원  
정보통신공학(공학석사)  
2006년 : 한국과학기술원  
정보통신공학(공학박사)

2006년~2017년: 한국전자통신연구원 책임연구원  
2020년~2022년: 덕성여자대학교 사이버보안전공 조교수  
2022년~현 재: 전남대학교 데이터사이언스대학원 교수  
※ 관심분야 : 지능형미디어, 자율형IoT, ICT트러스트, 사이버물리시스템(CPS)