

도심 다차선 환경에서 주행에너지 절감을 위한 자율주행 차량의 V2X 통신 기반 최적 주행 경로 생성 알고리즘

김 종 빈¹⁾

계명대학교 자동차공학과¹⁾

Optimal Trajectory Generation Algorithm based on V2X Communication for Energy-Efficient Autonomous Driving in Urban Multi-Lane Environments.

Jongbin Kim¹⁾

¹⁾Department of Automotive Engineering, Keimyung University, Daegu, Korea

Abstract : An energy-efficient trajectory planning framework is proposed that integrates V2X communication for autonomous vehicles in signalized urban environments, where real-time SPaT and BSM data are fused with HD mapping to construct an adaptive graph-based planning system in which edge costs are dynamically updated to minimize stops and maintain continuous motion through intersections. Dijkstra's algorithm is employed with modified cost functions that prioritize signal timing coordination while the generated global path is tracked using a pure-pursuit controller optimized for urban curvature characteristics. Through experimental validation, it is demonstrated that the V2X-enabled system significantly outperforms conventional shortest-path methods by generating smoother trajectories with reduced stopping frequency and improved energy efficiency, proving that communication-based trajectory optimization is practically viable for intelligent transportation applications.

Key words : Path Planning(경로 계획), V2X Communication(V2X 통신), Energy Efficiency(에너지 효율), HD Map(고정밀지도), Urban Driving(도심 주행)

1. 서론

최근 자율주행 기술의 발전과 함께 전기차의 수요가 증가하면서 주행 에너지를 절감하는 연구의 중요성이 관심 받고 있다 [1]. 특히 교차로, 신호등 주변 차량들로 인한 복잡한 도심 다차선 환경에서의 주행은 잦은 가감속을 함으로써 에너지 손실의 대표적인 원인으로 지목된다. 기존의 경로 계획 기술은 내비게이션

기술에서 널리 사용되는 A*, Dijkstra 알고리즘과 같이 도로 상태 정보를 고정된 좌표로 설정하고 도로의 거리나 평균 주행 시간과 같은 고정된 비용을 기반으로 최단 경로를 탐색한다. 이런 기술은 상황별 교통 정보를 고려한 에너지 효율성을 높이는 것에는 명백한 한계가 발생한다. 이러한 잦은 가감속 및 제동은 주행 에너지를 낮출 뿐만 아니라 탑승자들의 승차감을 낮추고 차량 부품의 소모를 증가하는



Fig . 1 MORAI 시뮬레이터

문제점을 발생시킨다.

이러한 문제들을 해결하기 위해 예측 순항 제어나 최적 속도 프로파일 생성과 같은 많은 연구가 진행되어 왔다 [2, 3]. 그러나 대부분의 기존 연구는 차량에 탑재된 카메라, 라이다 센서 등을 이용한 제한된 범위의 정보만을 활용하거나 실시간으로 변하는 교통 신호 및 주변 차량들의 동적 정보를 통합적으로 반영하는 것에 어려움이 있었다. 예를 들어 차량에 장착된 카메라 센서는 전방의 적색 신호는 인지하나 언제 녹색 신호로 바뀔지에 대한 예측 정보는 얻을 수 없었다. 또한 대형 차량에 의해 교차로 상황이 가려지는 비가시 영역 문제도 존재한다.

이런 한계를 극복하기 위한 V2X 통신을 활용한 연구들이 다양히 진행되고 있다. 다수의 선행 연구는 V2X를 통해 수신한 신호등 녹색 신호에 맞춰 주행을 진행하며 주행 중 적합한 속도를 운전자에게 제공하거나 차량이 자율적으로 속도를 가감속하는 방식에 연구되어왔다 [4]. 하지만 이러한 연구들은 미리 선정된 고정 경로 상에서의 속도에 초점을 맞추는 방식이 있었다. 즉, 경로 자체를 상황에

맞는 경로로 변경하기보다는 주어진 경로를 더 안전하고 에너지 절감에 중점을 맞춰 주행하는 방법에 머물렀다.

본 연구에서는 기존의 연구들의 문제를 해결하기 위해 V2X 통신을 기반으로 한 주행 에너지 감소 동적 주행 경로 생성 알고리즘을 제안하고자 한다. 본 연구는 기존 V2X 연구와의 차별점으로 V2X 정보를 지역적인 속도 제어뿐만 아닌 전역 경로 계획 단계에 직접 관여한다는 것에 있다. 제안된 알고리즘은 V2X 통신을 통해 신호등의 잔여 시간과 근접 차량의 속도와 위치 데이터를 실시간으로 획득한다. 이러한 수신된 정보는 HD Map의 데이터와 결합되어 제동이 예상되는 경로에 동적인 새로운 경로를 부여함으로써 제동 가능성을 최소화하였다. 또한 부드러운 주행을 가능하게 하는 새로운 지역 경로를 계획하는 데 사용된다. 이는 기존의 최단 경로 계획 방식에서 벗어나 에너지 최소화를 목표로 하는 새로운 체계의 경로 계획이라 할 수 있다.

2. 시스템 구조

본 기술은 linux 환경의 Ubuntu 20.04 noetic버전을 바탕으로 실행되었다. MORAI 시뮬레이션 환경(Fig. 1)에서 실제 차량을 모사한 동역학 모델, V2X 통신 기술 그리고 경로 계획에 토대가 되는 정밀 도로 지도로 구성된다.

제안된 알고리즘의 검증을 위해 MORAI 시뮬레이터에서 자동차안전연구



Fig. 2 K-city map

원 자율주행 시범도시인 K-City 자율주행 테스트 지역을 디지털화로 조성한 맵과 현대자동차의 아이오닉 5 전기차(EV) 모델로 실험 환경을 구성하였다. 여러가지의 교차로와 다차선 도로로 나타난 K-City 맵은 본 연구가 목표로 하는 종합적인 도심 주행 시나리오를 구체적으로 재현한다. 총 실험 시나리오는 두가지로 나뉜다. 첫 번째 시나리오 구성은 V2X 통신을 사용하지 않고 기존의 Dijkstra 알고리즘을 사용하여 주행성능을 평가한다. 두 번째 시나리오 구성은 V2X와 Dijkstra 알고리즘을 사용하여 주행 전역 경로 중 예측된 가감속 및 경로 변경을 하여 주행성능을 비교 분석하고자 한다. 또한 주행 에너지 효율성을 평가하기 위해 실험 모델인 아이오닉 5 EV 모델의 에너지 소비량에 있어 정확도를 구하고자 실제 공차중량인 1,970kg을 동역학 변수로 설정하였다. Fig. 2은 MORAI 시뮬레이션에 사용된 K-City 맵의 전체적인 구조 형태를 보여준다.

2.1 V2X

본 연구의 기반인 동적 경로 생성을 가

능하게 하는 기술인 시뮬레이션 상의 V2X 통신 환경이 구축되었다. V2X 통신은 차량이 인프라(V2I) 및 다른 차량(V2V)과 실시간으로 데이터를 주고받음으로써 차량의 장착된 카메라, 라이다 등의 센서가 가진 인지 영역의 한계를 극복하고 비가시 영역(Non-Line-of-Sight)의 주변 교통 상황까지 인지할 수 있게 하는 핵심적인 기술이다. 기존의 센서 기반 인지부분은 인식 후 대응하는 방식에 머무르는 반면 V2X 통신은 주고받은 데이터를 통해 예측하고 대응하는 유동적인 주행을 가능하게 하여 에너지 효율성과 안전성을 높여준다. 본 연구에서는 경로 계획에 필수적인 두 가지 중요 정보를 수집하기 위해 V2I와 V2V 통신이 활용되었다.

V2I (Vehicle-to-Infrastructure) 통신은 자율주행 차량의 K-City 맵 내의 교통 신호등과 같은 도로 인프라 간의 데이터들의 교환을 위해 구성되었다. 차량은 주행 경로상에 모든 신호등으로부터 반복적으로 SPaT(Signal Phase and Timing) 메시지를 수신하도록 설정되었다. 이 SPaT 메시지에는 교차로 정보, 현재 신호의 상태 그리고 해당 신호 상태가 유지될 잔여 시간 정보가 포함된다. 이러한 데이터 정보는 본 연구의 에너지 효율 극대화에 있어 결정적인 영향을 미친다. 예를 들어 차량이 주행중인 진행 방향에 수십 미터 전방의 신호가 곧 적색으로 변경될 것이고 잔여 시간이 30초라는 데이터를 미리 받을 수 있다. 이러한 예측 정보를 바탕으로 차량은 불필요하게 교차로까지 고속으로 주행한 뒤 급제동할 필요 없이 멀리서부

터 부드럽게 감속하여 정차하거나 또는 신호 주기에 맞춰 최적의 속도로 통과하는 Eco-driving 전략적인 주행을 할 수 있다. 이처럼 SPaT 정보는 기존 camera, LiDAR 등의 센서 기술로는 획득할 수 없는 시간적 예측 정보를 제공함으로써 불필요한 감속과 정차로 인한 에너지 손실을 회피하고 최소화할 수 있는 경로 계획의 중요한 기반이 된다.

V2V (Vehicle-to-Vehicle) 통신은 주행 경로상에 존재하는 근처 차량들의 동적인 위치 데이터를 실시간으로 제공하기 위해 사용된다. 본 연구에서는 주변 차량의 위치 데이터가 BSM(Basic Safety Message) 형태로 반복적으로 메시지를 전달하는 시나리오가 설정되었다. 각 차량은 GPS와 IMU의 융합을 통해 받은 자신의 정밀 위치 정보를 맵 데이터에 공유하며 자율주행 시스템은 이 데이터를 받아 주변 교통 상황에 대한 최적 동적 주행 경로를 생성한다. 이 정보들은 특정 도로 구간의 교통 정체 구간을 실시간으로 파악하는 데 활용될 수 있다. 예를 들어 특정 도로 링크(Link) 위에 다수의 차량 위치 데이터가 밀집되어 있다면 해당 구간은 교통 정체가 발생했거나 사고가 발생할 가능성이 높은 것으로 판단될 수 있다. 이 차량에 대한 데이터는 전역 경로 계획 단계에서 교통량 페널티를 계산하는 데 중요한 입력 값으로 사용되어 차량이 혼잡한 도로를 우회하여 시간 지연과 불필요한 가감속을 최소화하는 경로를 선택하도록 유도한다. 이는 대형 차량이나 건물에 가려 보이지 않는 차량의 정

보와 존재까지 파악하게 함으로써 온보드 센서만으로는 불가능한 확장된 인지능력을 제공하고 주행의 안전성과 센서 사용의 효율성을 동시에 증가시킨다.

결론적으로 V2I와 V2V를 통해 수집된 정보는 서로의 장점을 이용하여 자율주행 시스템이 상황별 주행 환경에 맞추어 동적인 상태 인지를 할 수 있도록 한다. 신호등 정보는 시간 예측을 제공하며 주변 차량 위치 정보는 공간적 예측을 가능하게 한다.

2.2 HD Map

자율주행 차량의 자기 위치 인식(Localization)과 정밀한 경로 계획을 수행하기 위한 기반 데이터 정보로 센티미터 수준의 정확성을 가지는 HD Map이 사용되었다. HD Map은 주로 알려진 내비게이션용 지도(SD Map)와 달리 도로의 기하학적 정보를 3차원 공간에 정밀하게 나타낸 디지털 트윈 기법이다. 이것은 단순히 길을 안내하는 것이 아닌 자율주행 시스템이 숙련된 운전자처럼 도로 환경을 습득하고 예측하며 주행할 수 있도록 하는 경로 주행에 중요한 역할을 수행한다. 본 연구에서 사용된 HD Map은 자율주행 시스템의 중점적으로 두 가지 계층으로 구성된 데이터 구조를 제공한다.

첫 번째는 의미론적 계층(Semantic Layer)이다. 벡터 좌표 정보에 도로의 규격이나 특징과 같은 정보를 부여한다. 예를 들어 특정 차선이 직진 전용 차선인지 좌회전 전용 차선인지의 정보와 각 도로 구간의 제한 속도, 그리고 신호등이나 교

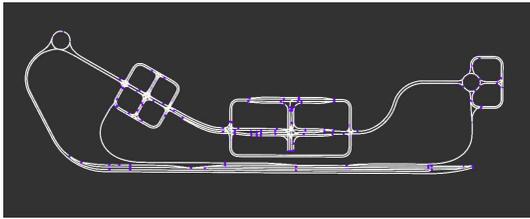


Fig. 3 K-city 맵의 고정밀 지도

통 표지판과 같은 인프라가 각 차선에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 상호 관계 등을 알 수 있다. 이러한 정보는 차량이 교통 법규를 준수하고 도로의 특징에 맞춰 안정적인 주행 계획을 설정하는 데 필수적이다.

두 번째는 기하학적 계층(Geometric Layer)이다. 이것은 도로를 구성하는 모든 물체의 물리적 위치와 형태를 정밀한 3차원 좌표계로 나타낸다. 여기에는 각 차선의 중심선, 차선 경계, 정지선, 횡단 보도의 정확한 위치뿐만 아니라 도로의 경사도와 곡률과 같은 상세한 데이터가 포함되어 있다. 이러한 고정밀 벡터 데이터는 라이다나 카메라 센서로 측정된 주변 정보와의 융합을 통해 GPS 음영 지역에서도 차량이 자신의 위치를 센티미터 수준으로 정확하게 인식하는 정밀 측위의 기반이 된다.

본 연구의 경로 계획 알고리즘을 위해 HD Map 데이터는 컴퓨터가 처리하기 수월한 벡터 좌표 형태로 구상되어 사용되었다. 이 벡터 좌표에서 노드(Node)는 교차로나 도로의 합류점 및 분기점과 같은 주요 지점을 나타낸다. 링크(Link)는 이 노드들 사이를 연결하는 도로의 정밀 구간을 나타낸다. 각 링크에는 HD Map으로부터 획득한 다양한 정적 특징들이 기

록된다. 여기에는 링크의 길이, 제한 속도, 차선 수, 도로의 곡률 등의 정보들이 포함된다. 특히 링크의 길이는 Dijkstra 알고리즘에서 경로 비용을 계산하는 대표적인 고정된 비용으로 사용된다. 이처럼 HD Map을 노드-링크 구조의 벡터 좌표로 변환함으로써 복잡한 실제 도로망은 알고리즘이 효과적으로 탐색할 수 있는 데이터 형태로 저장된다.

결정적으로 이러한 고정된 벡터 좌표 그래프 구조는 본 연구에서 제안하는 동적 경로 계획 시스템의 기초를 이룬다. 링크가 가지는 물리적 거리와 같은 정적 데이터들은 Dijkstra 알고리즘의 기본 비용으로 작용하며 V2X 통신을 통해 수집되는 동적 데이터는 이 기본 비용 위에 실시간으로 더해지는 동적인 페널티로 작동한다. Fig. 3는 K-city의 고정밀 지도인 HDmap의 전체적인 구조를 보여준다.

3. V2X 기반 최적 경로 생성

본 연구에서 제안하는 에너지 최적화 주행 시스템의 핵심은 동적 교통 정보를 실시간으로 반영하는 전역 경로 계획(Global Path Planning)과, 생성된 경로를 정밀하고 안정적으로 추종하는 횡방향 제어(Lateral Control)의 유기적인 결합에 있다. 이를 위해 전역 경로 계획 단계에서는 HD Map을 기반으로 도로망을 그래프로 모델링하고, V2X 통신으로 수신된 정보를 동적 비용으로 변환하여 Dijkstra 알고리즘을 통해 최적 경로를 탐색하는 방식이 채택되었다. 이어서, 탐색된 경로

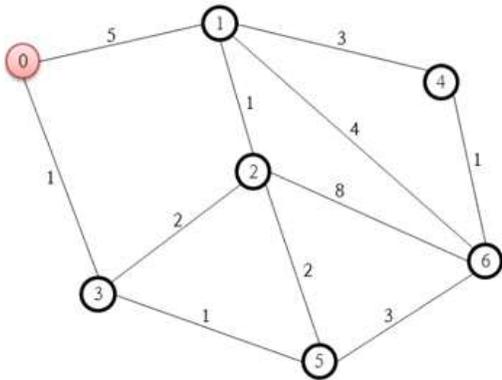


Fig. 4 Dijkstra 알고리즘 구조

를 추종하는 횡방향 제어 단계에서는 기존 Pure Pursuit 방식이 갖는 구조적인 한계를 보완하고 도심 환경에 더 적합한 성능을 제공하는 Stanley Method가 적용되었다.

3.1 Dijkstra 전역 경로 탐색

전역 경로 계획은 자율주행 시스템이 출발지에서 목적지까지 이동하기 위한 거시적인 경로를 수립하는 과정이다. 본 연구에서는 HD Map으로 정의된 복잡한 도로 네트워크 환경에서 최적의 경로를 탐색하기 위한 기반 알고리즘으로 Dijkstra 알고리즘이 사용되었다. Dijkstra 알고리즘은 가중치가 부여된 유향 그래프에서 단일 시작 정점으로부터 다른 모든 정점까지의 최단 경로를 찾는 대표적인 탐색 알고리즘이다. 도로 네트워크 환경에서 그래프의 정점(Node)은 교차로나 도로의 분기점을 간선(Edge) 또는 링크(Link)는 두 노드를 잇는 도로 구간을 의미하며 각 링크에는 통과하는 데 필요한 비용(Cost)이 가중치로 할당된다. 알고리

즘의 작동 원리는 다음과 같은 단계로 구성된다. 첫째, 초기화 단계에서는 시작 노드의 비용을 0으로 설정하고, 그 외 모든 노드의 비용은 무한대(∞)로 설정한다. 둘째, 반복 탐색 단계에서는 아직 방문하지 않은 노드 중에서 현재까지 계산된 비용이 가장 작은 노드를 선택하여 방문한다. 셋째, 비용 갱신 단계에서는 현재 방문한 노드를 거쳐 인접 노드로 이동하는 경우의 비용을 계산하고 이 값이 기존에 기록된 인접 노드의 비용보다 작을 경우 해당 값을 새로운 최소 비용으로 갱신한다. 이 과정은 목적지에 도달하거나 모든 노드를 방문할 때까지 반복되며 최종적으로 시작점에서 목적지까지의 누적 비용이 최소가 되는 노드의 연속적인 집합 즉 최단 경로가 결정된다.

예를 들어 Fig. 4와 같이 노드 0에서 노드 6까지의 최단 경로를 찾는 경우 알고리즘은 다음과 같이 동작한다. 첫째 시작점 0의 비용은 0 나머지는 ∞ 이다. 1단계, 0과 연결된 노드 1 (비용 5) 과 3 (비용 1)의 비용을 갱신한다. 방문하지 않은 노드 중 비용이 가장 작은 노드 3 (비용 1)을 다음 탐색 지점으로 선택한다. 2단계, 노드 3에서 연결된 노드 2 ($1+2=3$)와 5 ($1+1=2$)의 비용을 갱신한다. 현재까지 계산된 비용 {1:5, 2:3, 5:2} 중 가장 작은 노드 5 (비용 2)를 선택한다. 3단계, 노드 5에서 연결된 노드 2 ($2+2=4 \rightarrow$ 기존 3보다 크므로 갱신 안 함)와 6 ($2+3=5$)의 비용을 갱신한다. 현재 비용 {1:5, 2:3, 6:5} 중 가장 작은 노드 2 (비용 3)를 선택한다. 4단계, 노드 2에서 연결된 노드 1

(3 + 1 = 4 → 기존 5보다 작으므로 4로 갱신)과 6 (3 + 8=11 → 기존 5보다 크므로 갱신 안 함)의 비용을 갱신한다.

이 과정을 반복하면 최종적으로 0 → 3 → 5 → 6 경로가 누적 비용 5로 최단 경로임이 결정된다. 이러한 체계적인 탐색 방식은 경로의 최적성을 보장하며 본 연구의 동적 경로 계획을 위한 강력한 기반을 제공한다.

3.2 V2X 기반 동적 경로 계획

전통적인 경로 계획 시스템의 Dijkstra 알고리즘은 도로의 물리적 길이와 같은 정적인 비용만을 고려하여 경로를 탐색한다. 이러한 방식은 예측 불가능한 교통 상황이 빈번하게 발생하는 실제 도심 환경에서 에너지 효율성을 극대화하는 데 명백한 한계를 가진다. 예를 들어 거리는 짧지만 장시간 신호 대기가 예상되는 경로나 교통 정체로 인해 가감속이 반복되는 경로는 에너지 소비 측면에서 비효율적임에도 불구하고 최단 경로로 선택될 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 연구에서는 V2X 통신으로 수집된 실시간 동적 정보를 Dijkstra 알고리즘의 비용 함수에 통합하는 새로운 경로 계획 방법론이 제시되었다. 이 방법론의 핵심은 V2I 및 V2V 통신을 통해 얻은 정보를 시간 가변 페널티로 정량화하고 이를 기존의 거리 비용에 합산하여 총비용을 재계산하는 것이다. 특정 도로 구간(링크) L_{ij} 의 총비용 $C(L_{ij})$ 물리적 거리 비용(D), 신호등 페널티(P_{TL}), 그리고 교통량 페널티(P_{TR})의 가중치 합으로 모델링되었으

며 그 수식은 (1)과 같다.

$$C(L_{ij}) = w_{dist} \cdot D(L_{ij}) + w_H \cdot P_{TL}(L_{ij}) + w_{traffic} \cdot P_{TR}(L_{ij}) \quad (1)$$

신호 위반 페널티(P_{TL})는 V2I 통신을 통해 수신된 SPaT 정보에 기반하여 추정된다. 차량이 주어진 링크의 끝에서 교차로에 도달하는 예상 시간은 현재 속도와 거리의 함수로 찾을 수 있다.

현재 신호가 빨간색일 것으로 예상되면 이 링크에 높은 페널티가 적용된다. 이 페널티의 정도는 예상 이동 시간에 따라 조정될 수 있으며 알고리즘이 예측되는 긴 신호 지연이 발생할 루트를 사전에 피할 수 있도록 한다.

교통량 페널티(P_{TR})는 인근 차량에서 V2V 통신을 통해 전송된 BSM(Basic Safety Message) 데이터를 기반으로 계산된다. 링크의 차량 밀도와 평균 속도가 비교적 높을 경우 해당 구간은 자동으로 혼잡 구간으로 분류되어 높은 비용 값이 할당된다.

가중치 계수(w)는 이러한 두 가지 동적 페널티의 영향을 조절하는 데 사용되며 운전 스타일에 따라 자유롭게 조정될 수 있다.

따라서 이러한 식으로 실시간 교통 정보가 비용 함수에 통합되면 이 연구의 경로 계획 시스템은 실시간으로 지능적이고 최적화된 경로를 생성할 수 있다. 이는 단순히 가장 짧은 경로뿐만 아니라 불필요한 정차와 가속을 줄여 에너지 절약을 극대화하는 최적 경로를 생성할 수

있다. 이는 또한 전통적인 고정된 지도 정보에 의존하지 않고 살아 있는 도시의 도로망을 실시간으로 탐색하는 발전된 기술이라 할 수 있다.

3.3 Stanley 경로 추종 제어

최적으로 계획된 전역 경로는 차량이 실제로 주행할 수 있도록 일련의 웨이포인트로 구성된 지역 경로로 변환된다. 이 경로를 정밀하게 추종하기 위해, 본 연구에서는 기존 Pure Pursuit 방식의 한계를 극복할 수 있는 Stanley Method 기반의 횡방향 제어가 적용되었다.

Pure Pursuit 알고리즘은 기하학적으로 단순하고 직관적이라는 장점이 있으나, 도심 주행과 같은 복잡한 환경에서 적용하기에는 몇 가지 구조적인 한계를 내포한다. 첫째, 제어의 기준이 되는 후륜 차축(Rear Axle)에서 전방의 단일 목표점(Look-ahead Point)만을 바라보기 때문에, 차량의 현재 방향(Heading)과 경로의 접선 방향 사이의 오차를 직접적으로 제어하지 못한다. 이로 인해 큰 횡방향 오차가 발생했을 때 경로에 수렴하는 과정에서 오버슈트나 불필요한 진동이 발생할 수 있다. 둘째, 급격한 곡선로에서 경로의 안쪽을 파고드는 '코너 커팅(Corner-cutting)' 현상이 자연스럽게 발생하여, 차선 이탈의 위험이 존재한다. 마지막으로, 제어 성능이 전방 주시 거리(Look-ahead Distance)라는 단일 파라미터에 크게 의존하여, 저속과 고속을 오가는 도심 주행 환경에서 최적의 값을 찾기 어렵다는 단점이 있다 [5].

이러한 한계를 극복하기 위해 제안된 Stanley Method는 차량의 전륜 차축(Front Axle)을 제어 기준으로 삼아 횡방향 오차(Cross-track Error)와 방향 오차(Heading Error)를 독립적이면서도 동시에 보정하는 비선형 제어 기법이다. 이 제어기의 최종 조향각(δ)은 (2)와 같이 방향 오차를 보상하는 항과 횡방향 오차를 보상하는 항의 합으로 구성된다.

$$\delta(t) = \theta_e(t) + \arctan\left(\frac{k \cdot e_{fa}(t)}{v(t)}\right) \quad (2)$$

첫 번째 항인 θ_e 는 차량의 현재 진행 방향과 경로의 접선 방향이 이루는 각도, 즉 방향 오차를 의미한다. 이 항은 차량의 조향 바퀴를 경로의 방향과 직접적으로 정렬시키는 역할을 수행함으로써 Pure Pursuit의 한계였던 방향성 제어 부재 문제를 해결하고 직관적인 조향 명령을 생성한다.

두 번째 항은 전륜 차축 중심으로부터 경로상의 가장 가까운 지점까지의 수직 거리인 횡방향 오차 e_{fa} 를 보정하는 역할을 한다. 이 항은 차량의 현재 속도 $v(t)$ 에 반비례하도록 설계되어 저속에서는 횡방향 오차에 민감하게 반응하여 신속하게 경로에 복귀시키고, 고속에서는 조향 명령을 부드럽게 하여 주행 안정성을 확보한다.

여기서 가장 중요한 튜닝 파라미터는 횡방향 오차에 대한 반응 민감도를 조절하는 제어 이득 상수 k 이다. 이 파라미터 값의 변화는 차량의 경로 추종 성능에 다음과 같은 직접적인 영향을 미친다.

k 값이 클 경우 ($k > 1.0$) 차량은 횡방

향 오차에 매우 공격적으로 반응하여 경로에 빠르게 수렴한다. 이는 급격한 차선 변경이나 좁은 곡선로에서 유리할 수 있으나, 조향각이 급격하게 변하여 오버슈팅이 발생하거나 시스템이 불안정해질 위험이 있다. 이는 승차감 저하와 타이어 마모의 원인이 될 수 있다.

k 값이 작을 경우 ($k < 0.5$) 차량은 횡방향 오차에 부드럽고 둔감하게 반응한다. 이는 고속 직진 주행 시 안정성을 높이고 부드러운 승차감을 제공하지만 큰 오차가 발생했을 때 경로로 복귀하는 속도가 느려 곡선로에서 경로를 벗어날 가능성이 있다.

본 연구의 K-City 시뮬레이션 환경에서 Hyundai Ioniq 5 모델을 대상으로 반복적인 테스트를 수행한 결과 $k=0.7$ 로 설정되었을 때 가장 균형 잡힌 성능이 관찰되었다. 이 값은 도심 주행에서 마주하는 일반적인 곡선로에서 안정성을 잃지 않으면서도 횡방향 오차를 효과적으로 보정하여 경로 이탈을 최소화하고 부드러운 주행을 가능하게 하는 최적의 값으로 판단되었다.

4. 주행 에너지

제안된 경로 계획 알고리즘의 핵심 성능 지표인 에너지 효율성을 정량적으로 평가하고 시나리오별 주행 패턴의 차이를 심층적으로 분석하기 위해 체계적인 차량 동역학 기반의 에너지 소비 모델이 정의되었다. 전기차의 에너지 소비는 가속, 제동과 같은 주행 동역학뿐만 아니라

공기 저항, 구름 저항 등 다양한 요소에 의해 복합적으로 결정된다. 본 연구에서는 특히 도심 주행에서 가장 큰 에너지 소비 요인으로 작용하는 차량의 가감속 패턴을 분석하기 위해 시뮬레이션을 통해 측정된 차량의 상태 값(속도, 가속도)을 기반으로 운동 에너지, 일률, 그리고 누적 가속 에너지라는 세 가지 핵심 지표를 산출하였다. 이 지표들은 제안된 알고리즘이 얼마나 효과적으로 불필요한 에너지 소모를 줄이는지를 명확하게 보여주는 기준이 된다.

4.1 운동 에너지

운동 에너지는 물체가 질량과 속도를 가짐으로써 지니는 에너지로, 차량의 동적 상태를 가장 직접적으로 나타내는 지표이다. 차량의 총질량을 m , 순간 속도를 v 라 할 때, 운동 에너지 E

k 는 식 (3)과 같이 계산된다.

$$E_k = \frac{1}{2}mv^2 \quad (3)$$

이 식에서 운동 에너지는 속도의 제곱에 비례하므로, 차량의 속도 변화는 에너지 상태의 큰 변화를 유발한다. 도심 주행에서 빈번하게 발생하는 'Stop-and-Go' 상황은 운동 에너지가 0(정지)에서 특정 값(주행 속도)까지 반복적으로 충전되고 방전되는 과정으로 해석될 수 있다. 가속 시에는 배터리의 전기 에너지가 운동 에너지로 변환되며, 감속 시에는 운동 에너지가 회생 제동 시스템을 통해 전기 에너지로 일부 회수된다. 하지만 에너지 변환 과정에서의 손실과

기계적 브레이크의 사용으로 인해 감속 시 운동 에너지는 100% 회수되지 못한다. 따라서, 운동 에너지 그래프의 변동 폭이 크고 변화가 잦을수록 에너지의 충전 및 방전 과정에서 발생하는 총 손실이 증가하게 된다. 그러므로 부드럽고 일정한 속도를 유지하여 운동 에너지 변화를 최소화하는 것이 에너지 효율적인 주행의 핵심이라 할 수 있다.

4.2 일률

일률은 단위 시간당 에너지가 변환되거나 전달되는 비율로, 특정 순간에 차량이 에너지를 얼마나 격렬하게 소비하거나 생성하는지를 나타내는 지표이다. 차량을 움직이는 데 필요한 총 추진력을 F , 차량의 현재 속도를 $\vec{v}(t)$ 라 할 때, 순간 일률 P 는 두 벡터의 내적으로 식 (4)와 같이 정의된다.

$$P(t) = \vec{F}(t) \cdot \vec{v}(t) \quad (4)$$

여기서 총 추진력 \vec{F} 는 차량의 가속을 위한 관성력($F_{accel} = m\vec{a}$)뿐만 아니라, 타이어와 노면 사이의 구름 저항, 공기 저항, 경사 저항 등을 모두 이겨내기 위한 힘의 총합이다. 본 연구에서는 도심 저속 주행을 고려하여, 에너지 소비에 가장 지배적인 영향을 미치는 가속에 필요한 추진력($m\vec{a}$)만을 고려하여 일률을 산출하였다.

일률 값의 부호는 에너지의 흐름 방향을 나타낸다. 일률이 양수($P > 0$)일 경우, 배터리에서 모터로 에너지가 공급되어 차량을 가속시키는 '소비' 상태를 의미한다. 반면, 일률이 음수($P < 0$)일 경우, 차량의 운동 에

너지가 회생 제동을 통해 전기 에너지로 변환되어 배터리로 회수되는 '생성' 또는 '회생' 상태를 의미한다. 따라서 일률 그래프의 양수 피크 값과 음수 피크 값이 크고 빈번하게 나타난다는 것은, 급가속과 급제동이 반복되는 공격적이고 비효율적인 주행이 이루어졌음을 의미한다.

4.3 누적 가속 에너지

누적 가속 에너지는 주행 시작부터 도착 시점까지 차량을 가속시키거나 현 상태를 유지하기 위해 사용된 총에너지의 양을 나타내는 중요한 평가 지표이다. 이 값은 순간 일률 $P(t)$ 가 양수인 구간에 대해서만 시간에 따라 적분하여 산출되며 이는 회생 제동을 통해 회수된 에너지를 제외하고 순수하게 배터리에서 소모된 추진 에너지만을 측정하기 위함이다. 총 누적 가속 에너지 E 는 식 (5)와 같이 계

산된다.

$$E = \int_0^t P(t) \cdot dt \quad (\text{단, } P(t) > 0) \quad (5)$$

이 지표는 운전 습관이나 주행 전략의 에너지 효율성을 종합적으로 판단하는 가장 직관적인 기준이다. 예를 들어 같은 거리를 주행하더라도 급가속과 급제동을 반복한 차량은 $P(t)$ 의 양수 피크 값이 크고 자주 나타나므로 E 에너지값이 높게 측정된다. 반면 V2X 정보를 활용하여 부드럽게 가감속하며 주행한 차량은 $P(t)$ 의 양수 피크 값이 낮고 완만하게 나타나므로 E 값이 낮게 측정된다. 따라서 두 시나리오의 최종 E

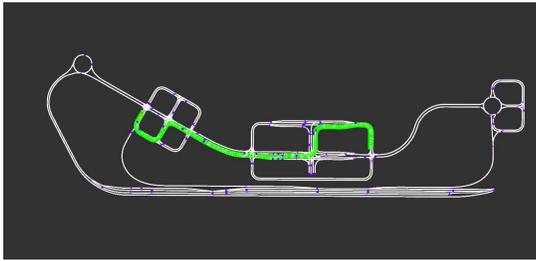


Fig. 5 Dijkstra알고리즘 전역경로

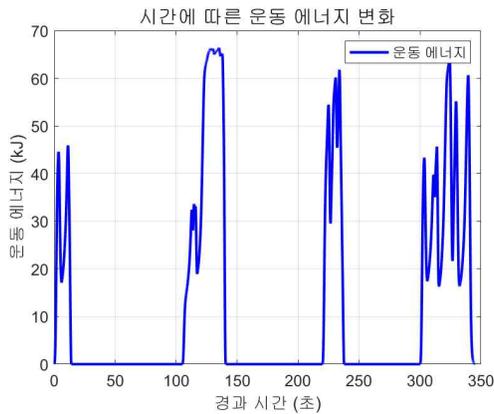


Fig. 6 시간에 대한 운동에너지

에너지값을 비교함으로써 제안된 알고리즘이 실제로 얼마만큼의 에너지를 절약했는지를 전체적으로 정확하게 입증할 수 있다

5. 시뮬레이션 결과

제안된 V2X 기반 최적 주행 알고리즘의 성능을 정량적으로 평가하기 위해 V2X 통신을 사용하지 않는 Baseline 시나리오와 V2X를 적용한 제안 방법론 시나리오 간의 비교 분석이 수행되었다. 비교 실험은 V2X 없이 정적 최단 경로를 주행하는 Baseline 시나리오와 실시간 신호 정보를 반영하여 정체를 예측하고 회피하는 최적 에너지 경로를 생성하는 제안 시나리오로 구성되었다. 두 시나리오는

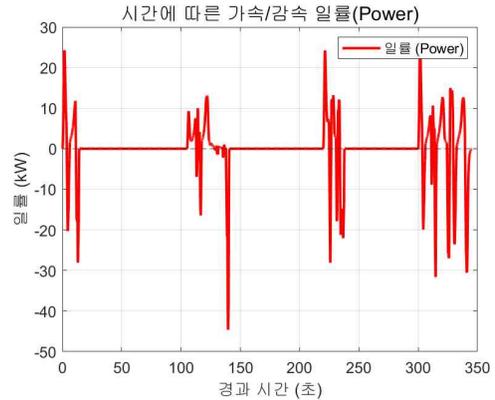


Fig. 7 시간에 대한 일률

동일한 시작점과 도착점을 가지며 경로 생성의 최적성을 에너지 효율 관점에서 평가하는 것을 목표로 진행되었다.

5.1 Dijkstra 기반 주행 에너지 측정

Baseline 시나리오에서는 V2X 통신 없이, 오직 HD Map의 물리적 거리 정보만을 비용으로 사용하는 표준 Dijkstra 알고리즘이 적용되었다. 이로 인해 생성된 전역 경로는 Fig. 5와 같이 기하학적으로 가장 짧은 경로로 결정되었다. 이 경로를 주행하며 측정된 동역학 데이터는 Fig. 6, 7, 8에 나타나 있다.

운동 에너지 그래프(Fig. 6)는 주행 중 차량의 속도 변화를 직접적으로 보여준다. 그래프에서 에너지 값이 0이 되는 지점은 차량이 교차로 신호 대기 등으로 인해 완전히 정차했음을 의미하며 총 4회의 완전 정차가 발생했음이 관찰되었다. 정차 이후 출발 후 목표 속도까지 도달하기 위해 운동 에너지가 다시 급격히 증가하는 형상이 반복된다. 이것은 예측 정보 없이 전방 상황에 즉각적으로 대처함에

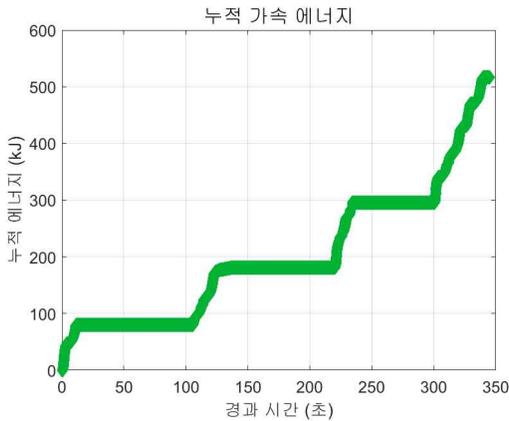


Fig. 8 누적 에너지 소비량

따라 잦은 Stop-and-Go 주행이 발생했음을 정확히 보여준다.

일률 그래프(Fig. 7)는 순간적인 에너지 소비 패턴을 보여준다. 정지 상태에서 재출발하는 구간에서는 일률 값이 20kW를 초과하는 높은 양의 피크를 형성하며 이는 정지된 차량을 다시 가속시키는 데 급심한 에너지가 단기간에 소모되었음을 의미한다. 반면 신호등 앞에서 급정거하는 구간에서는 -30kW에 달하는 큰 음수 값의 피크가 나타나 극심한 기계적 브레이크의 작용이 발생했음을 알 수 있다. 이처럼 변동 폭이 극심한 일률 그래프는 에너지 효율에 악영향을 끼치며 매우 불리한 거친 주행 패턴의 특징이 보여진다.

누적 에너지 그래프(Fig. 8)는 Baseline 주行的 비효율성을 종합적으로 보여준다. 완전 정차 후 재가속하는 4개의 주요 구간에서 그래프의 기울기가 매우 가파르게 나타나며 전체 에너지의 상당 부분이 이 구간에서 소모되었음을 알 수 있다. 최종적으로 경로 도착까지 총 5분 30초가 소요되었으며 총 516kJ의 누적 가속

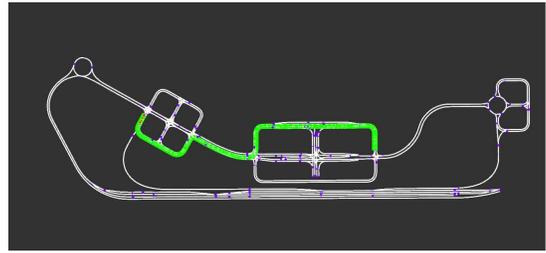


Fig. 9 V2X 적용된 전역 경로

에너지가 사용된 것으로 확인되었다.

5.2 V2X 기반 주행 에너지 측정

제안된 방법론 시나리오에서는 V2X 통신을 통해 수신된 실시간 신호 및 교통 정보가 Dijkstra 알고리즘의 동적 비용 함수에 반영되었다. 그 결과 Fig. 9와 같이 물리적 최단 경로가 아닌 신호 대기과 정체를 회피하는 새로운 최적 경로가 생성되었다. Fig. 9는 V2X 정보를 반영하여 생성된 최적 전역 경로이다.

V2X 기반 주行的 운동 에너지 그래프(Fig. 10)는 Baseline 시나리오와 현저한 차이를 보인다. 완전 정차 횟수는 4회로 동일하게 측정되었으나 이는 장시간의 신호 대기가 아닌 단기 정차 혹은 예측된 정차였다. 더욱 중요한 점은 그래프의 전반적인 변동 폭이 줄어들고 곡선이 훨씬 부드러워졌다는 것이다. 이는 차량이 급가속이나 급감속 대신 예측 정보를 바탕으로 사전에 속도를 조절하여 안정적이고 부드러운 주행을 유지했음을 보여준다.

일률 그래프(Fig. 11)는 기준치인 Baseline에 비해 상당히 감소했다.

특히 재가속 중 최대 일률은 약 15kW로 억제되었고 강한 제동 중 음수 피크도 완화되었다. 이는 V2X 정보를 통해 예측

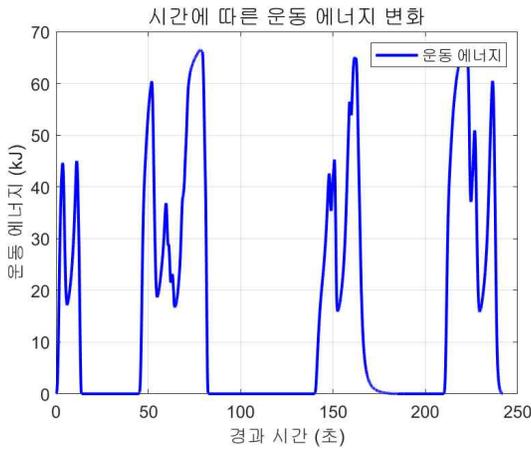


Fig. 10 시간에 대한 운동 에너지



Fig. 11 시간에 대한 일률

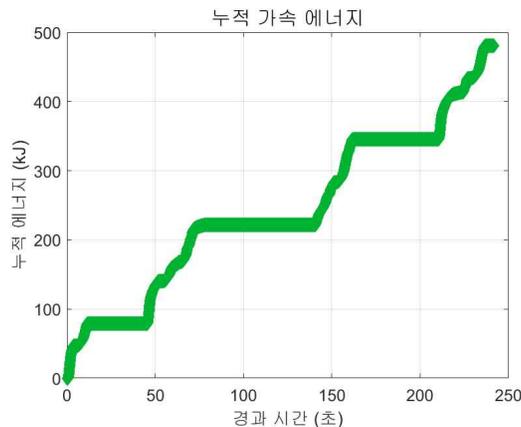


Fig. 12 누적 에너지 소비량

된 교통 흐름에 따라 단계적으로 출력을 조정되었기 때문이다. 일률의 변동이 매우 작다는 사실은 시스템의 부드러움과 구동 효율적인 주행이 이루어졌다는 것을 의미한다.

누적 에너지 그래프(Fig. 12)는 Baseline의 단계적인 형태와 비교해 강하게 구별되는 방식으로 거의 선형에 가까운 완만한 성장 패턴을 이룬다. 이는 에너지를 주행 전체에 걸쳐 균일하고 효과적으로 사용하여 에너지 집중 지점이 없음을 보여준다. 급격한 증가 구간의 불필요한 급가속 작업이 대부분 억제되었음을 나타내며 이는 V2X 기반 예측 주행의 가장 중요한 에너지 절약 효과이다. 최종적으로 주행은 4분 동안 480kJ의 주행 에너지를 소비했다. 이 결과는 제안된 알고리즘이 기준치보다 각각 27.3%의 주행 시간과 7.0%의 에너지를 절약하여 성능이 더 뛰어나다는 것을 입증한다.

6. 결론

이 논문에서는 복잡한 도시 다차선 시나리오에서 에너지 효율적인 자율 전기 자동차를 위한 V2X 통신 기반의 실시간 동적 최적 경로 생성 알고리즘을 개발하고 시뮬레이션을 통해 이를 성공적으로 검증한다. 고정된 최단 경로를 추구하는 전통적인 경로 탐색 알고리즘이 자주 발생하는 가속 및 감속 문제를 완화하기 위해 실시간 교통 정보, 교통 신호 상태를 글로벌 경로 계획 문제에 도입하는 알고리즘을 제시한다.

| | Dijkstra 기반 | V2X 기반 | 개선 효과 |
|----------|-------------|--------|--------------------|
| 총 주행 시간 | 5분 30초 | 4분 | 90초 단축 (27.3% 감소) |
| 누적 에너지 | 516 kJ | 480 kJ | 36 kJ 절감 (7.0% 감소) |
| 완전 정차 횟수 | 4 회 | 4 회 | 동일 |

Fig. 13 시나리오 비교 분석

Dijkstra 알고리즘의 비용 함수를 실시간 교통 정보에 의존하도록 재설계하며 전체 시스템은 Stanley 컨트롤러를 사용하여 안정적으로 생성된 경로를 추적하도록 설정된다.

MORAI 시뮬레이터의 K-city 맵 환경에서의 비교 실험은 제안된 알고리즘의 효과를 입증했다. V2X 통신 없이 오직 최단 경로에만 영향을 미친 기준 시나리오는 에너지를 516 kJ 소비하고 330초의 시간을 소요되었으며 이는 많은 시간 동안 교통 신호를 기다린 결과이다. 반면 여기에서 개발된 V2X 기반 알고리즘은 실시간 교통 데이터를 사용하여 신호 예측 대기나 혼잡 없이 비록 물리적 공간에서는 최단이 아닐지라도 사실상 짧은 최적 경로를 생성했습니다.

주행 데이터에 대한 상세한 검토는 제안된 알고리즘에 의해 차량의 주행 패턴이 크게 수정되었음을 나타냅니다. 운동 에너지 및 일률 그래프(Fig. 10, 11) 분석을 통해 V2X 기반 주행은 기준 시나리오에 비해 더 안정적인 속도 프로파일을 보

여주었으며 급가속 및 급제동의 횟수가 크게 줄어들었다. 이는 앞선 교통에 적응하고 재가속 중 피크 파워를 억제하기 위한 속도 제어에서 비롯된 것으로 에너지 소비의 변동성을 크게 줄였다.

이러한 안정적인 주행 특성은 누적 에너지 소비량 그래프(Fig. 12)에서도 관찰되며 이는 에너지가 특정 부분에서 집중적으로 낭비되는 것이 제거되고 주행 전체에 효과적으로 분포되었음을 의미한다.

결국 제안된 알고리즘의 총 누적 주행 시간은 효율적으로 240초이며 주행 시간이 약 27.3% 개선되었고 누적 에너지 소비는 에너지 절감으로 480 kJ가 되어 약 7.0% 절감되었다. 총 시나리오별 비교분석표는 Fig. 13과 같다. 이는 예측된 교통 정보를 경로 계획 단계에서 능동적인 V2X 통신과 융합하여 차량의 에너지 효율성을 향상시키고 이동 시간을 단축시키며 불필요한 제동 급가속 및 급감속을 줄이는 데 효과적인 전략을 증명한다.

이 연구는 정적인 글로벌 경로 정보만 고려되었던 기존의 경로 계획 접근 방식

과 달리 실시간 상호작용이 동적 교통 환경 및 에너지를 동시에 고려하는 경로 계획의 새로운 패러다임을 제안하였다는 점에서 그 학술적 기술적 가치가 크다. 향후 연구에서는 시뮬레이터를 사용하는 대신 실제 차량-도로 환경에서 데모 테스트를 수행하여 제안된 알고리즘의 유효성 및 실질적인 효과성을 검증하고 예를 들어 통신 지연과 같은 의도적인 메시지 에러가 발생할 수 있는 비정상적인 통신 조건에서의 견고한 성능을 입증할 것이다.

또한 예측 불가능한 상황인 보행자 및 차선 변경 등에서 실시간으로 반응할 수 있는 알고리즘별 경로 계획을 위에서 검토한 기술에 통합하여 거시적 연료 효율성과 안전성을 기반으로 하는 통합 자율 주행 시스템을 개발해야 할 것이다.

References

- [1] S. S. A. Ali, C. C. De Saxe, T. H. Lim, and M. A. A. Rahman, "A Review of Energy Management and Eco-Driving Strategies for Electric Vehicles," *Energies*, vol. 14, no. 18, p. 5690, 2021.
- [2] D. Wu, et al., "Predictive Cruise Control for Electric Vehicles: A Deep Reinforcement Learning Approach," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 69, no. 10, pp. 11453-11466, 2020.
- [3] M. A. S. Kamal, M. Mukai, J. Murata, and T. Kawabe, "Model predictive control of an HEV for improved fuel economy and driveline vibration," *IEEE Transactions on*

Control Systems Technology, vol. 21, no. 3, pp. 825-840, 2013.

- [4] S. G. Tettamanti, I. Varga, and Z. Szalay, "A V2I based Optimal Velocity and Trajectory Planning for Autonomous Vehicles in Urban Environment," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 53, no. 2, pp. 15309-15314, 2020.
- [5] R. C. Coulter, "Implementation of the Pure Pursuit Path Tracking Algorithm," *Carnegie Mellon University, Tech. Rep. CMU-RI-TR-92-0*