

Adaptive Hierarchical Control of Warning and Trajectory for Energy-Efficient Autonomous Driving

Da-Eun Ji*, Beak-Cheol Jang**

*Student, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

**Professor, Graduate School of Information, Yonsei University, Seoul, Korea

[Abstract]

Given the increasing complexity of intelligent transportation systems, the joint optimization of warning mechanisms and vehicle control has emerged as a critical challenge. This paper proposes a hierarchical optimization framework that integrates warning range optimization at the upper level with energy-time balanced vehicle control at the lower level. In the upper level, the warning range, which defines the spatial scope of risk perception, is determined based on road conditions and traffic density, while in the lower level, Second-Order Cone Programming (SOCP) is employed to simultaneously minimize energy consumption and travel time within the selected range. To overcome the limitations of static weight-based approaches, an adaptive weight tuning mechanism is introduced, combining grid search with gradient-norm feedback. The proposed framework demonstrates consistent convergence across diverse simulation settings, and its validity is confirmed through analyses of cost function reduction and weight sensitivity. These findings indicate that the framework can go beyond conventional path planning or single-objective optimization, offering a robust control strategy that ensures stability, efficiency, and adaptability in real-world driving environments.

▶ **Key words:** Hierarchical Optimization, Second-Order Cone Programming (SOCP), Convex Control, Warning Range Control, Autonomous Vehicle Control

[요 약]

자율주행 차량 제어의 복잡성이 증가함에 따라, 도로 손상·교통 밀도 등 외부 위험 요인을 실시간으로 반영하는 통합적 제어 전략의 필요성이 높아지고 있다. 본 논문에서는 경고 반경 최적화(상위 계층)와 에너지-시간 균형 기반 차량 제어(하위 계층)를 계층적으로 연계한 최적화 방법론을 제안한다. 상위 계층은 도로 상태와 교통 밀도를 입력으로 받아 위험 인지 범위인 경고 반경을 결정하며, 하위 계층은 해당 반경 내에서 Second-Order Cone Programming(SOCP)을 이용해 에너지 소비와 주행 시간을 동시에 최소화한다. 또한 정적 가중치 기반 접근의 한계를 극복하기 위해, 적응적 가중치 조정 기법을 도입하였다. 제안된 방법론은 다양한 시뮬레이션 조건에서 안정적인 수렴 양상을 보였으며, 비용 함수 감소와 가중치 민감도 특성 분석을 통해 방법론적 타당성을 입증하였다. 이를 통해 단순한 경로 계획이나 단일 목적 최적화를 넘어, 실제 도로 환경에서 안정성·효율성·적응성을 동시에 확보할 수 있는 제어 전략의 가능성을 제시한다.

▶ **주제어:** 계층적 최적화, 이차 콘 프로그램(SOCP), 볼록 제어, 경고 범위 제어, 자율주행 차량 제어

- First Author: Da-Eun Ji, Corresponding Author: Beak-Cheol Jang
- *Da-Eun Ji (daeun09@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
- **Beak-Cheol Jang (bjang@yonsei.ac.kr), Graduate School of Information, Yonsei University
- Received: 2025. 07. 07, Revised: 2025. 07. 21, Accepted: 2025. 08. 19.

I. Introduction

자율주행 기술의 발전과 더불어, 차량 제어 시스템의 능력이 빠르게 진전되고 있다. 특히 도로 환경의 복잡성과 불확실성이 증가함에 따라, 차량이 주행 중 마주하는 다양한 위험 요소-예를 들어 노면 손상, 급정거 차량, 도로 공사 등-에 대해 실시간으로 감지하고 이에 대응할 수 있는 제어 메커니즘의 중요성이 대두되고 있다. 이러한 도로 상황 인지 및 대응 체계는 단순히 센서 기반의 반응을 넘어서, 시스템 수준에서 위험 경고 범위를 설정하고 해당 범위 내에서 최적의 제어 정책을 수립하는 통합적 제어 전략으로의 전환이 요구되고 있다.

최근 자율주행 시스템 연구는 차량의 경로 계획이나 속도 프로파일 최적화를 넘어서, 동적 환경에 대한 대응성과 에너지 효율성을 함께 고려하는 통합적 제어 방법론으로 확장되는 추세다[1]. 특히 단순한 장애물 회피나 차량 간 거리 제어(ACC)를 넘어서, 외부 위험 요소의 공간적 영향 범위, 즉 경고 반경 자체를 제어의 일부로 고려하려는 접근이 주목받고 있다. 그러나 기존 방식은 경고 이후의 반응을 사전 정의된 규칙 기반 제어나 제한적인 조건 하의 단일 목적 최적화에 의존하여, 인지 정보와 제어 전략 간의 연동성이 부족한 한계를 보였다[2]. 실제 도로 환경에서는 경고 반경이 지나치게 작을 경우 위험 회피에 실패할 수 있으며, 반대로 과도하게 클 경우 불필요한 감속과 에너지 낭비가 발생할 수 있다. 따라서 경고 범위를 동적으로 조정하고, 해당 범위 내에서 시간과 에너지 효율을 동시에 고려한 차량 제어를 수행하는 통합적 접근이 요구된다.

이에 본 연구에서는 경고 범위 선택과 차량 제어를 통합적으로 다루는 계층적 최적화 방법론을 제안한다. 상위 계층에서는 도로 손상도와 교통 밀도를 입력 변수로 하여, 위험 인지 범위인 경고 반경 R 을 결정하고, 하위 계층에서는 해당 반경 내 주행 시의 시간-에너지 절충 문제를 Second-Order Cone Programming (SOCP) 형식으로 정식화하여 해를 도출한다. SOCP는 볼록 최적화(convex optimization)의 일종으로, 에너지 소비와 가속 제약, 속도 제약 등 다양한 물리적 조건을 효율적으로 모델링할 수 있어, 차량 제어 문제에 효과적으로 적용 가능하다. 또한 본 연구는 기존의 정적 가중치 기반 다목적 최적화 방식의 한계를 극복하기 위해, 적응적 가중치 조정 기법(adaptive weight tuning)을 도입하였다. 이는 주행 효율성과 에너지 절감 간의 trade-off를 실험적으로 탐색하며, 실제 시스템에서의 안정성과 성능을 보장하는 방향으로 제어를 유도한다. 구체적으로는 가중치 탐색을 위한 grid search

와 수렴 과정 중의 gradient norm을 활용한 피드백 기반 가중치를 결합하여 수렴 안정성을 향상시키며, 다양한 주행 환경에서 에너지 효율성과 시간 성능을 동시에 확보할 수 있도록 한다.

본 연구의 주요 기여점은 다음과 같다.

- 경고 범위 최적화와 차량 제어 문제를 통합적으로 연계한 계층적 최적화 방법론으로 제안하였다.
- 차량 제어 문제를 SOCP 기반 수학적 구조로 정식화하여 물리적 제약 조건을 동시에 반영하였다.
- 고정 가중치 방식과 달리, 적응적 가중치 조정 기법을 도입하여 에너지-시간 절충 과정에서 수렴 안정성과 성능을 동시에 개선하였다.
- 다양한 파라미터 설정 하에서 수렴 특성, 비용 함수 변화, 가중치 민감도 분석을 포함한 실험을 통해 제안 방법의 효과성을 정량적으로 입증하였다.
- 제안된 방법론이 실제 자율주행 제어 전략 설계에서 안정적이고 확장 가능한 활용 가능성을 제공함을 확인하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 검토하고, 3장에서는 제안하는 계층적 최적화 방법론을 설명한다. 4장에서는 제안 방법의 실험 결과, 5장에서는 결론과 향후 연구 방향을 제시한다.

II. Related Works

자율주행 제어 연구는 안전성과 에너지 효율성을 통합적으로 다루는 방향으로 발전해 왔다. Guanetti 등 [3]은 커넥티드-자율주행차 제어 기술의 최신 동향을 종합적으로 정리하면서, 향후 교통 시스템 발전의 핵심 과제로 안전성 확보와 에너지 최적화의 동시 달성을 제시하였다. Chen과 Englund [4] 또한 차량 간 협력 제어(cooperative control)의 필요성을 강조하며, 기존 교통 제어 체계가 개별 차량 수준의 단순 제어에 머물러 있다는 점을 한계로 지적하였다. 이러한 흐름 속에서, Yang 등 [5]은 신호 교통 환경에서 에너지 효율과 주행 시간을 동시에 고려한 제어 기법을 제안하여 시간-에너지 절충 문제를 최초로 실증적으로 다루었으며, Bian 등 [6]은 통신 기반 플래투닝(Platooning)을 통해 차량 간 협력이 실제 주행 효율성을 높일 수 있음을 보였다. 이들 연구는 개별 차량이 아닌 시스템 차원의 최적화와 다목적 접근의 필요성을 보여주었다는 점에서 중요한 기반을 마련하였다.

기존 연구는 다목적 최적화의 필요성을 인식하고 이를

다양한 수학적 기법으로 접근해 왔다. 초기 연구는 주행 시간 단축 [7]이나 에너지 절감 [8]과 같은 단일 목적 최적화에 집중하였으나, 실제 환경에서는 두 목표가 상충 관계를 형성한다. 이에 따라 다목적 최적화 방법론이 제안되었다. Hadjigeorgiou와 Timotheou [9]는 연료 소비와 주행 시간 사이의 trade-off를 최적화 대상으로 설정하였고, Chen 등 [10]과 Pan 등 [11]은 볼록 최적화 기법을 활용해 시간-에너지 절충 문제를 계층적(hierarchical) 구조에서 해결하려는 접근을 제안하였다. Zhao 등 [12]은 주행 편의성까지 고려하는 다차원 목적 함수를 설계함으로써, 단일 성능 지표가 아닌 종합적 효율성을 추구하는 확장된 다목적 방법론을 제시하였다. 하지만 계산 복잡성 문제를 피하기 위해 많은 연구가 모델링을 단순화했다는 점은 한계로 지적된다. 예컨대, Malikopoulos 등 [15]은 분산 제어 방법론을 통해 계산 효율성을 확보했으나, 차량 동역학을 선형화하고 단순한 에너지 모델을 사용함으로써 현실성이 부족했다. 이에 대해 Chen 등 [10]은 비선형 저항 손실을 반영한 보다 현실적인 모델을 제시하였고, Pan 등 [11]은 파워트레인 손실을 포함시켜 에너지 소비를 정밀하게 표현하였다. Hult 등 [16]은 복잡한 시나리오(회전 포함)를 다루며 기존의 단순화 문제를 극복하려 했으나, 이 경우 계산 복잡도가 크게 증가하는 한계가 남았다. 따라서 기존 연구들은 효율성-정확성 trade-off에서 근본적인 제약을 안고 있다.

확장성과 계산 가능성을 확보하기 위한 분산·학습 기반 접근도 활발히 시도되었다. Qian 등 [13]과 Medina 등 [14]은 분산 모델 예측 제어를 적용하여 국소 최적화를 통해 실시간성을 확보했으며, Campos 등 [17]은 휴리스틱(heuristic) 기반 의사결정 알고리즘을 통해 처리량 향상을 달성하였다. Wu 등 [18]은 강화학습을 활용한 분산 제어 학습 구조를 제안하여 동적 환경에서의 적응성을 높였지만, 이러한 방식은 전역 최적성을 보장하지 못한다는 한계가 보고되었다 [19], [20], [21].

이러한 한계를 고려할 때, 본 연구는 경고 범위 최적화와 SOCP 기반 계층적 제어를 통합하는 새로운 방법론을 제안함으로써, 모델링의 현실성과 계산 가능성 간의 균형을 유지하면서도, 인지-제어 간 상호작용을 내재화한 통합적 해법을 제공한다. 제안된 접근법은 방법론의 현실성과 계산 가능성 간의 균형을 유지하면서도 인지-제어 간 상호작용을 내재화함으로써, 기존 연구의 단순화된 목적 함수 및 제한적 적용성으로 인한 최적성 저하를 동시에 해소한다.

III. Proposed Method

1. Research Overview

본 연구에서는 도로 파손 위험도와 교통 밀도를 고려하여 경고 범위 R 를 최적화하고, 해당 범위 내에서 차량의 에너지 소비 및 주행 시간을 최소화하는 경로를 산출하는 계층적(hierarchical) 최적화 방법론을 제안한다.

본 연구에서 사용하는 전기차 동역학 및 주행 제어에 필요한 주요 매개변수는 Table 1에 제시되어 있으며, 이를 기반으로 상위 계층(Upper-Level)과 하위 계층(Lower-Level)으로 구성되며, 상위 계층에서는 경고 범위 R 를 결정하고, 하위 계층에서는 해당 범위 내에서 에너지-시간 효율적인 차량 제어를 수행한다.

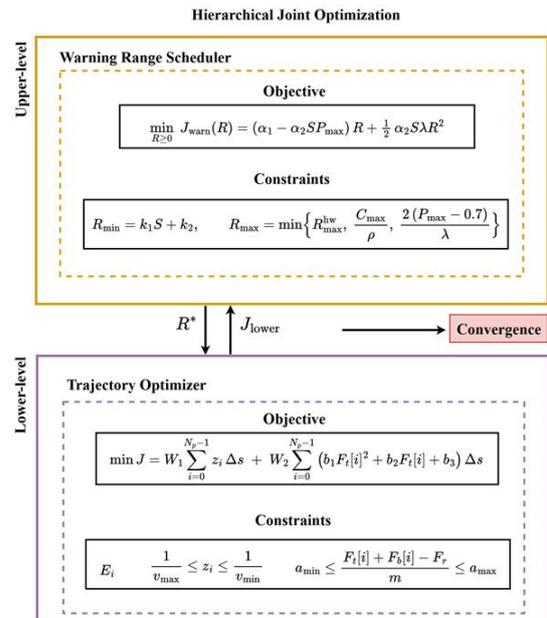


Fig. 1. Hierarchical joint optimization framework consisting of the upper-level warning range scheduler and the lower-level trajectory optimizer.

Fig.1에서 보듯이, 본 연구에서 제안하는 계층적 공동 최적화는 상위 계층인 Warning Range Scheduler는 위험도 및 교통 밀도를 고려하여 최적의 경고 범위를 산출하며, 하위 계층인 Trajectory Optimizer는 이를 입력값으로 받아 에너지 소비와 주행 시간을 최소화하는 차량 제어 문제를 해결한다. 두 계층은 반복적으로 연동되며, 경고 범위와 차량 제어 해가 수렴할 때 전체 최적해가 도출된다.

Table 1. Electric Vehicle Model Parameters.

| Symbol | Value | Description |
|---------------------|-----------------------|---------------------------------|
| m | 1200 kg | vehicle mass |
| r_w | 0.3 m | wheel radius |
| g | 9.81 m/s ² | gravitational acceleration |
| μ_r | 0.01 | rolling resistance coefficient |
| f_d | 0.47 | air drag resistance coefficient |
| v_{\min} | 4.17 m/s | minimum velocity |
| v_{\max} | 27.78 m/s | maximum velocity |
| a_{\min} | -8.0 m/s ² | minimum (maximum deceleration) |
| a_{\max} | 4.0 m/s ² | maximum acceleration |
| l | 4.0 m | vehicle length |
| ΔT | 0.05 s | time step interval |
| N_p | 10 | prediction horizon |
| E_{\min} | 10.45 kJ | minimum kinetic energy |
| E_{\max} | 464.4 kJ | maximum kinetic energy |
| E_{target} | 600 kJ | target kinetic energy at 10 m/s |
| F_r | 117.72 N | rolling resistance force |

2. Upper-Level Optimization

상위 계층 최적화는 도로 파손 위험에 대한 반응을 제어하는 경고 범위 R 를 결정하는 문제로, 도로 파손 심각도 S_{damage} , 교통 밀도 ρ , 정책 보정 계수 ΔP 를 종합적으로 고려하여 정의된다. 이때 목적은 시스템 전체의 경고 손실(warning loss)을 최소화하는 것이며, 해당 손실 함수는 경고 범위가 너무 작거나 너무 클 경우 발생할 수 있는 위험 감수 실패 또는 과잉 경고로 인한 시스템 부담을 수치적으로 반영한다.

이 손실 함수는 다음과 같이 정의된다:

$$\begin{aligned} \min_{R \geq 0} J_{\text{warn}}(R) \\ = (\alpha_1 - \alpha_2 S_{\text{damage}} P_{\max})R + \frac{1}{2} \alpha_2 S_{\text{damage}} \lambda R^2 \end{aligned} \quad (1)$$

여기서, 각 항의 의미는 다음과 같다:

- α_1 : 기본 경고 손실 계수
- α_2 : 손상도 기반 민감도 조절 계수
- $P_{\max} = \min(1.0, \max(P_0 + \Delta P))$: 경고민감도

이때, P_0 는 초기 경고 민감도이며, ΔP 는 하위 계층의 비용 정보를 상위 계층에 반영하기 위한 피드백 민감도 조절 값이다. λ 는 민감도 곡률 계수로 손상도 증가에 따라 경고 손실의 곡률을 조절하는 역할이다. 이 목적 함수는 경고 범위 R 에 대해 이차항을 포함하는 Convex

Quadratic Form으로, 문제의 볼록성이 보장되며 효율적인 수치 최적화가 가능하다.

현실적인 도로 조건과 차량 시스템의 제약을 반영하기 위해 경고 범위 R 에 대한 상하한 제약이 도입된다. 이때 최소 경고 범위는 도로 손상 정도가 클수록 증가하도록 설계되고, 최대 경고 범위는 도로 하드웨어 한계, 교통 밀도 조건, 정책적 상한 등을 종합적으로 고려하여 제한된다. 경고 범위 R 에 대한 제약 조건은 다음과 같다:

$$\begin{cases} R_{\min} = k_1 S_{\text{damage}} + k_2 \\ R_{\max} = \min(R_{hw}, \frac{C_{\max}}{\rho}, \frac{2(P_{\max} - 0.7)}{\lambda}) \end{cases}$$

여기서 k_1, k_2 는 각각 손상 민감 계수와 최고 기반 경고 범위를 나타낸다. R_{hw} 는 경고 하드웨어가 커버할 수 있는 최대거리이며, C_{\max} 는 교통 밀도 기준 경고 용량이다. ρ, λ 는 각각 해당 구간의 실시간 교통 밀도, 곡률계수이다. 즉, 경고 범위는 손상도에 따라 최소 범위 이상이 필요하고, 교통 혼잡이나 물리적 한계로 인해 최대 범위 이하로 제한되어야 한다. 따라서, 최종 상위 계층의 최적화 문제는 다음과 같은 제한 조건 하의 볼록 이차계획(convex quadratic programming) 문제로 다음과 같이 정의된다:

$$\min_R J_{\text{warn}}(R)$$

$$s.t. R_{\min} \leq R \leq R_{\max}$$

이 문제는 목적 함수가 이차항을 포함하고 있으며, 제약 조건이 선형으로 정의되어 있으므로 Convex Optimization 이론에 따라 전역 최적해가 존재하며, ECOS 등의 이차계획 솔버(Quadratic Programming Solver)를 활용하여 수치적으로 빠르게 해결할 수 있다.

3. Lower-Level Optimization: Vehicle Control

상위 계층에서 결정된 R 값에 따라, 하위 계층에서는 총 이동 거리 d 를 고정하고 시간-에너지 효율적인 주행을 위한 SOCP 기반 최적화 문제를 정의한다. 하위 계층 최적화 단계에서는 주어진 총 이동 거리 내에서 시간 및 에너지 효율을 동시에 달성하기 위한 차량 제어 문제를 SOCP 형식으로 정식화하였다. 이때 시스템은 이산 시점 기반의 상태 변수와 제어 변수로 구성된다. 상태 변수는 각 구간 i 에서의 누적 에너지 소비량 E_i 와 누적 주행 시간 t_i 로 정의되며, 이는 차량의 동력 상태와 시간 경과를 반영한다. 제어 변수는 추진력 $F_{i,t} \geq 0$ 와 제동력 $F_{b,i} \leq 0$ 로 설정

되며, 차량의 가속 및 감속에 직접적으로 영향을 주는 입력 값으로 작용한다. 또한 최적화 문제의 볼록성을 확보하고 시간 계산을 선형화하기 위해 속도의 역수 $z_i = 1/v_i$ 를 보조 변수로 함께 도입하였다. 이러한 변수 정의를 통해 차량의 에너지 및 시간 누적 거동을 수식적으로 표현할 수 있으며, 이는 제약 조건이 포함된 볼록 최적화 문제의 기반이 된다.

각 구간 i 에 대하여, 에너지 및 시간 누적 변화는 다음과 같이 모델링된다:

$$\begin{aligned} E_{i+1} &= E_i + \Delta s \cdot (F_{t,i} + F_{b,i} - F_r) \\ t_{i+1} &= t_i + \Delta s \cdot z_i \end{aligned} \quad (2)$$

식 (2)에서 Δs 는 시뮬레이션 상의 고정 거리 간격이며, $F_r = \mu_r mg$ 는 차량의 구름 저항력이다. 구름 저항은 일정한 마찰계수 μ_r 와 차량 질량 m , 중력 가속도 g 에 의해 결정된다.

차량의 동역학 안정성을 보장하기 위해, 각 시점의 가속도 a_i 는 다음과 같이 정의되며, 상하한 제약 조건을 따른다.

$$a_i = \frac{F_{t,i} + F_{b,i} - F_r}{m}, \quad a_{\min} \leq a_i \leq a_{\max} \quad (3)$$

이로써 추진력과 제동력의 조합이 차량의 동적 안정성 기준 내에서 작동하도록 강제된다.

하위 계층 최적화의 목적은 총 주행 시간과 에너지 소비를 고려한 종합 비용 함수를 최소화하는 것이다. 이를 위해 시간 항과 에너지 항은 각각 스케일링 계수로 정규화되며, 두 항의 상대적 중요도는 가중치 W_1, W_2 로 조절된다. 전체 비용 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} J_{\text{lower}} &= \frac{W_1}{T_s} \sum_i z_i \Delta s + \frac{W_2}{E_s} \sum_i (b_1 F_{t,i}^2 + b_2 F_{t,i} + b_3) \Delta s \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 각 항의 의미는 다음과 같다:

- T_s : 시간 스케일링 계수
- E_s : 에너지 스케일링 계수
- W_1, W_2 : 시간과 에너지에 대한 상대적 가중치
- b_1, b_2, b_3 : 에너지 소비 모델의 계수

시간 항은 전체 주행 시간에 해당하는 $\sum z_i \Delta s$ 를 기반으로 하며, 에너지 항은 추진력 $F_{t,i}$ 에 대한 이차항, 선형항, 상수항의 조합으로 구성된다. 이를 통해 전체 경로에 대한 총 시간 과 총 에너지 비용을 동시에 고려하는 다목적 최적화가 가능하며, 이 비용 함수는 ECOS 등의 SOCP solver를 통해 효율적으로 해결된다.

4. Convergence Conditions

본 연구는 상위 계층과 하위 계층 간의 반복적 연동을 통해 전체 시스템의 최적해를 도출한다. 먼저 상위 계층에서는 도로 손상 위험도 및 교통 밀도를 고려하여 경고 범위 R 를 계산하고, 이를 기반으로 하위 계층에서는 해당 범위 내에서의 에너지 소비와 주행 시간을 최소화하는 차량 제어 문제를 SOCP 형식으로 정식화하여 해결한다. 하위 계층에서 계산된 총 비용은 상위 계층으로 피드백되며, 이를 바탕으로 경고 민감도 조정계수 ΔP 를 갱신하고, 상위 문제를 재최적화하는 구조로 연동된다. 이러한 상하위 반복 과정은 총 비용의 변화율이 특정 수렴 임계값 이하가 되거나, 일정 횟수 동안 의미 있는 개선이 없을 경우 종료된다. 제안된 수렴은 세 가지 조건을 동시에 만족할 때 확보된다. 첫째, 반복 k 와 $k-1$ 에서의 총 J 의 상대적 변화가 수렴 임계값 ϵ_J 이하일 경우 비용 관점에서 수렴으로 간주한다.

$$\frac{|J^{(k)} - J^{(k-1)}|}{\max(1, |J^{(k-1)}|)} < \epsilon_J$$

둘째, 상위 계층에서는 경고 범위가 허용 구간 $[R_{\min}, R_{\max}]$ 내에 존재해야 하며, 하위 계층에서는 차량의 에너지, 속도, 가속도 제약이 모두 충족되어야 한다. 이를 위해 정의된 제약 위반 잔차가 허용 오차 이하일 때 제약 조건이 만족된 것으로 본다.

$$r_{\text{feas}}^{\text{up}}(k) \leq \epsilon_{\text{feas}}, \quad r_{\text{feas}}^{\text{low}}(k) \leq \epsilon_{\text{feas}}$$

셋째, 경고 범위 R 와 가중치의 변화가 충분히 작아야 하며, 변수 변화 잔차가 임계값 ϵ_x 를 만족할 때 수렴한 것으로 본다.

$$\frac{\|x^{(k)} - x^{(k-1)}\|_{\infty}}{\max(1, \|x^{(k-1)}\|_{\infty})}, \quad x^{(k)} = (R^{(k)}, W_1^{(k)}, W_2^{(k)})$$

따라서 목적 함수 상대 변화가 ϵ_J 미만이고, 모든 제약 위반 잔차가 ϵ_{feas} 미만이며, 변수 변화 잔차가 ϵ_x 미만일 때 최종적으로 수렴한 것으로 판정된다. 이러한 다중 수렴 조건은 안정적이고 타당한 해를 보장하며, 수치적 진동이나 조기 종료를 방지한다.

본 방법론은 기존 FIFO 기반 우선순위 제어 방식과는 달리, 교통 밀도 및 도로 상태 변화에 능동적으로 반응하여 경고 범위와 차량 제어 전략을 함께 조율할 수 있으며, 특히 하위 계층의 문제를 SOCP로 정식화함으로써 높은 계산 효율성과 전역 최적성 확보가 가능하다는 이점을 지닌다.

IV. Experiment Result

본 절에서는 제안된 계층적 최적화 방법론의 수렴 특성 및 성능을 다각도로 검증하기 위해 정량적 및 정성적 분석을 포함한 다양한 실험을 수행하였다. 실험은 상위 계층에서 경고 범위 R 을 조정하고, 하위 계층에서 주행 시간과 에너지 비용 간의 상충 관계를 반영한 가중치 조합을 기반으로 차량 제어 경로를 최적화하는 구조로 이루어졌다.

4.1 Weight Space Optimization

가중치 공간 최적화는 하위 수준의 차량 제어 문제를 SOCP로 정식화한 후, 상위 수준의 경고 범위 R 최적화와 결합된 구조에서 수행되었다. 초기 단계에서는 log-스케일 격자 상에서 $W_1 \in [10^{-1}, 10^1]$, $W_2 \in [10^{-3}, 10^0]$ 를 탐색하고, 이후 반복마다 비용 개선과 제약 조건에 따라 W_1, W_2 를 소폭 조정하는 적응적 개선을 적용하였다. 이러한 절차를 통해 가중치 조합이 시간 비용과 에너지 비용 사이의 균형점을 향해 수렴하도록 하였으며, 하위 문제의 목적함수는 시간과 에너지 항을 정규화하여 수치적 안정성을 확보하였다.

최적화 과정 결과 Table 1을 보면 총비용은 초기에 비해 최종적으로 약 0.33%의 개선을 보였다. 같은 구간에서 그래디언트(Gradient) 노름은 62.26% 줄어들었다. 이는 탐색 방향이 점차 안정화되어 정지지점(stationary point) 부근으로 접근했음을 시사하며, 비용 개선폭이 완만해지는 전형적 수렴 패턴을 보였다.

Table 2. Evaluation of Cost Function and Gradient Norm.

| Metric | Initial Value | Final Value | $\Delta\%$ |
|---------------|-------------------------|-------------------------|------------|
| Cost Function | 1.4631×10^{-3} | 1.4582×10^{-3} | -0.33% |
| Gradient Norm | 5.0×10^{-5} | 1.86×10^{-5} | -62.26% |

Table 3. Weight Sensitivity.

| Metric | W_1 | W_2 |
|---------------------|--------|--------|
| Mean Sensitivity | 0.8893 | 0.6692 |
| Standard Deviation | 0.4561 | 0.4636 |
| Maximum Sensitivity | 4.0309 | 1.5127 |
| Minimum Sensitivity | 0.1610 | 0.0000 |

가중치 민감도 분석에서는 W_1 변화가 비용에 미치는 평균 효과가 W_2 대비 약 1.33배 높게 나타났다. 즉, 시간 패널티의 상대적 가중치가 변화할 때 비용 함수가 더 민감

하게 반응하였다. 다만 분산과 범위를 함께 고려하면 두 가중치 모두 과도한 편향 없이 유효한 기여를 유지했으며, Table. 3를 보면 W_1, W_2 가 탐색 전반에 걸쳐 민감도가 일정 구간에 잘 구속되어 있음을 보여준다. 이 결과를 통해 최적화가 특정 가중치에 치우치지 않고 균형적으로 진행되었음을 알 수 있다.

비용 함수의 공간적 구조와 탐색 경로는 비용 표면 분석을 통해 시각적으로 해석하였다. Fig. 2는 $W_1 - W_2$ 평면에서의 3차원 표면으로 표현되어 있으며, 초기 탐색 단계에서 완만한 경사 구간을 거쳐 점차 비용 기울기가 커지는 영역으로 수렴하는 양상이 드러난다. 이러한 구조는 가중치 최적화 과정에서 탐색 경로가 지역적 안정 해(local stable basin)로 집중되는 과정을 뚜렷하게 보여주며, 이는 Table 1의 단조 수렴 결과와 정합성을 가진다.

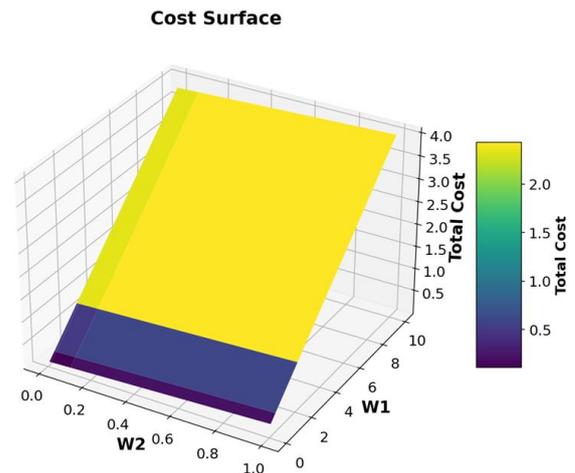


Fig. 2. Cost surface of the total cost function.

가중치 공간 최적화 과정에서 총비용은 단조적이고 안정적인 감소 추세를 보였으며, 그래디언트(gradient) 노름 역시 유의미하게 축소되면서 탐색 과정이 정지점에 접근함을 확인할 수 있었다. 또한 민감도 분석에서는 W_1 이 W_2 에 비해 상대적으로 우세하게 나타났으나, 그 비율은 과도하지 않아 균형적인 탐색이 이루어졌다. 이는 비용 함수가 시간 관련 패널티(penalty)에 다소 민감하게 반응하면서도 에너지 관련 요소 역시 최적화에 충분히 고려되었음을 보여준다. 결과적으로 제안된 최적화 접근법이 단일 목표에 편향되지 않고 다목적 성능을 안정적으로 확보할 수 있음을 시사한다. 나아가 이는 향후 특정 목표를 강조할 필요(시간 최소화 또는 에너지 효율 극대화)가 있을 경우에 비교적 작은 조정만으로도 원하는 성능 균형을 유도할 수 있음을 시사하는 실용적인 의미를 갖는다.

4.2 Analysis of Efficiency, Loss Structure, and Cost-Time Trade-off

제안된 방법론에서 상위 수준 설계 변수가 손실 구조를 어떻게 형성하는지는 Fig. 3의 분석을 통해 드러난다. 손실 곡선은 위험 확률과 도로 손상도가 증가할수록 기울기가 가팔라지는 선형적 감소 특성을 보였으며, 이는 상위 계층 제어가 고위험 구간에서 더욱 민감하게 작동하도록 설계되었음을 보여준다. 특히 최적화 과정에서 선택된 경고 반경은 손실 곡선의 기울기가 완만한 구간에 위치하며, 급격한 손실 증가 없이 약 20%의 손실 저감을 보였다. 이는 단순한 파라미터 조정이 아니라, 시스템 전체의 비용 구조에 직접적인 영향이다. 또한 Fig. 4는 반복 최적화 과정에 따른 에너지 효율의 진화를 보여준다. 평균 에너지 효율은 초기 수준에서 최종적으로 약 5.4% 향상되었다. 반복 과정에서 관찰된 단조 개선 추세는 최적화 알고리즘이 단순히 수치적 수렴에 그치지 않고 실제 물리적 성능 개선을 유도함을 시사한다. 또한 전반적인 실험 구간에서 효율 값이 좁은 범위 내에 밀집된 양상은, 제어 입력이 과도하게 요동하지 않으면서도 안정적으로 효율을 개선하고 있음을 보여준다.

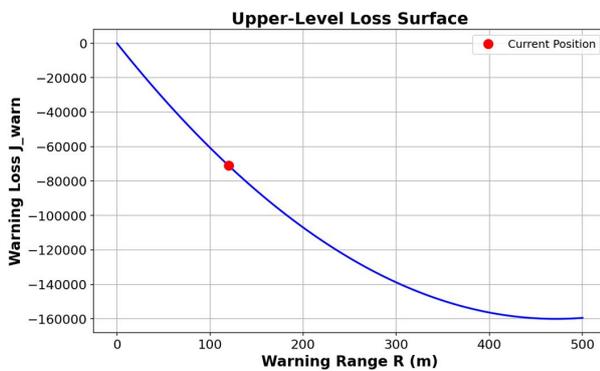


Fig. 3. Upper-Level Loss Surface.

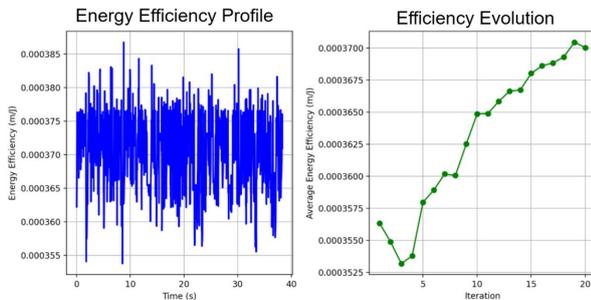


Fig. 4. Energy efficiency analysis. The left panel shows the instantaneous energy efficiency profile over time, while the right panel presents the evolution of average efficiency across iterations, demonstrating a stable yet consistently improving trend.

에너지 소비와 주행 시간의 절충 관계를 분석한 Fig. 5는 실험 과정 동안 해는 점차 우측 하단으로 수렴하는 경향을 보였으며, 동일한 주행 시간 조건에서 최대 12%의 에너지 비용 절감이 관찰되었다. 반대로 동일한 비용 조건에서는 주행 시간이 단축했다. 일부 실험 과정에서는 주행 시간 증가 없이도 에너지 소비가 10% 이상 줄어드는 결과가 나타난다. 이러한 양상은 제안된 최적화 방법론이 단순히 비용이나 시간을 일방적으로 줄이는 것이 아니라, 두 성능 지표 간의 균형점을 능동적으로 탐색하고 개선해 나간다는 사실을 보여준다. 따라서 본 접근법은 실제 응용 환경에서 상황에 따라 유연하게 최적 운용 전략을 선택할 수 있는 기반을 제공한다는 점에서 의의가 있다.

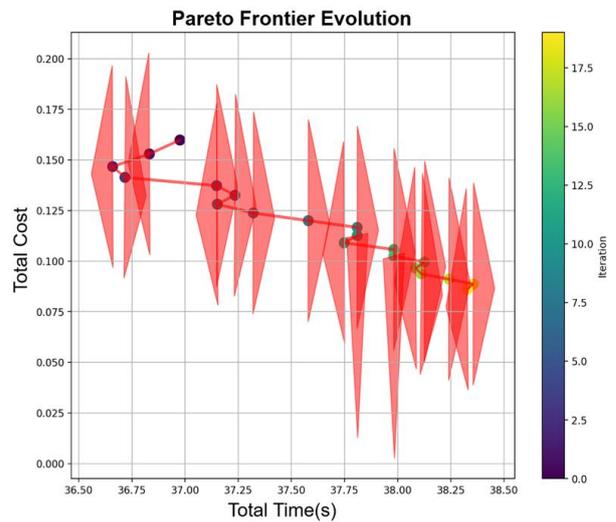


Fig. 5. Pareto frontier evolution. The frontier progressively shifts toward the lower-right region, reflecting improved trade-offs between cost and travel time. Colors indicate iteration index, with shaded regions showing variability of explored solutions.

V. Conclusion and Future Research

본 연구는 도로 손상 위험성과 교통 밀도를 반영한 경고 범위 최적화(상위 계층)와, 물리적 제약을 고려한 에너지-시간 균형 기반 차량 제어(하위 계층)를 계층적으로 통합한 결합 최적화 방법론을 제안하였다. 상위 계층에서는 SOCP 기반 하위 제어 결과를 반복적으로 반영하여 경고 범위를 동적으로 조정하였으며, 하위 계층에서는 에너지 효율성과 주행 시간 간의 균형을 탐색하였다. 제안된 구조는 손실의 안정적 감소가 단순한 수치적 개선에 머무르지 않고, 설계 변수와 비용 구조 간의 정량적 연계를 보여준다는 점에서 방법론적 의의가 크다. 또한 손실 최소화가

실제 효율 향상으로 이어진다는 점, 그리고 비용과 시간이 라는 다목적 요구를 동시에 충족시킬 수 있다는 점에서 기존 접근법과 차별성을 지닌다. 따라서 본 방법론은 단순한 최적화 기법을 넘어 실제 시스템 설계와 운영 전략 차원에서 안정성과 효율성을 보장하는 실질적 타당성을 확보하고 있으며, 실시간 제어 시스템이 다양한 운영 목적에 따라 유연하게 조정될 수 있음을 확인하였다.

본 연구는 계층적 최적화 기반 경고-제어 결합 구조의 가능성을 제시한 시도로, 향후 지능형 교통 시스템 및 자율 주행차 분야에서의 실질적 적용 가능성을 여는 기반 연구로 의의가 있다. 나아가, 도로 안전성 향상과 에너지 효율적 주행이라는 사회적 요구를 동시에 충족시킬 수 있다는 점에서 교통사고 예방 및 에너지 절감 효과로 이어질 잠재적 사회적 파급력이 크다. 또한, 산업적 관점에서도 본 방법론은 자율주행 차량 제어 소프트웨어 및 교통 인프라 설계에 직접 적용 가능성이 있어, 교통 시스템의 효율성과 신뢰성을 높이는 핵심 기술로 활용될 수 있다. 따라서 본 연구는 기술적 기여를 넘어 사회적 안전과 지속가능한 교통 운영을 지원할 수 있는 전략적 가치 또한 지닌다.

향후 연구에서는 다음과 같은 방향을 고려하고자 한다. 첫째, 현재 제어기는 단일 차량을 기준으로 구성되어 있으나, 실제 도로 환경에서는 다수의 차량이 상호작용하며 경고 메시지를 수신하고 반응한다는 점에서, 다중 차량 협조 기반의 경고-제어 연합 최적화 모델이 필요하다. 둘째, 본 연구는 차량 센서 기반 정보에 의존하였으나, 외부 환경(예: 기상, 노면 상태)까지 포함하는 다중 입력 확장 구조로의 확장이 요구된다. 셋째, 실제 차량 플랫폼 또는 시뮬레이터 기반의 HIL(Hardware-in-the-Loop) 실험을 통해 제안 구조의 실시간성, 안정성, 응답 속도를 정량적으로 검증할 필요가 있다. HIL 실험은 실제 ECU(Electronic Control Unit) 또는 차량 제어기 하드웨어를 루프에 포함시키고, 차량 동역학은 시뮬레이터(예: MATLAB / Simulink CarSim, PreScan, 또는 dSPACE 플랫폼)를 통해 재현하는 방식으로 구현할 수 있다. 이를 통해 센서 지연, 통신 지연, 계산 복잡도에 따른 실시간 제약을 평가할 수 있으며, 경고 반경 최적화 및 차량 제어 알고리즘의 응답 속도-안정성-안전성을 정량적으로 측정할 수 있다. 또한 추후에는 실제 차량 내 제어기와 연계하여 도로 주행 시험으로 확장함으로써 제안된 방법론의 실효성을 더욱 강화할 수 있을 것이다. 마지막으로, 본 연구의 실험은 탐색 경로, 가중치 변화, 경고 반경 변화에 초점을 맞추어 제안 기법의 기본적인 타당성과 수렴 특성을 입증하는 데 중점을 두었다. 그러나 실제 도로 환경에서는 손상도 및 교

통 밀도의 다양한 변화, 주행 거리 증가 등 훨씬 복합적인 시나리오가 존재한다. 또한 본 연구는 기법의 기본적 타당성에 집중하였으며, 다양한 비교 알고리즘 및 대규모 시뮬레이션을 통한 연구를 중요한 과제로 남겨둔다.

REFERENCES

- [1] Kim, Dongwook, Hakgu Kim, and Kyongsu Yi, "Design of Near-Minimum Time Path Planning Algorithm for Autonomous Driving," Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A, Vol. 37, No. 5, pp. 609-617, May 2013. DOI:10.3795/KSME-A.2013.37.5.609
- [2] K. Han, "Optimized Speed and Gearshift Trajectories Planning for Autonomous Electric Vehicles," Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers, Vol. 28, No. 10, pp. 669-676, Oct. 2020. DOI: 10.7467/KSAE.2020.28.10.669
- [3] J. Guanetti, Y. Kim, and F. Borrelli, "Control of connected and automated vehicles: State of the art and future challenges," Annual Reviews in Control, vol. 45, pp. 18-40, May 2018. DOI: 10.1016/j.arcontrol.2018.04.011
- [4] L. Chen and C. Englund, "Cooperative intersection management: A survey," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 17, no. 2, pp. 570-586, Feb. 2016. DOI: 10.1109/TITS.2015.2471812
- [5] H. Yang, H. Rakha, and M. V. Ala, "Eco-cooperative adaptive cruise control at signalized intersections considering queue effects," IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, vol. 18, no. 6, pp. 1575-1585, Jun. 2017. DOI: 10.1109/TITS.2016.2613740
- [6] Y. Bian, Y. Zheng, W. Ren, S. E. Li, J. Wang, and K. Li, "Reducing time headway for platooning of connected vehicles via V2V communication," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 102, pp. 87-105, May 2019. DOI: 10.1016/j.trc.2019.03.002
- [7] C. Liu, Y. Zhang, T. Zhang, X. Wu, L. Gao, and Q. Zhang, "High throughput vehicle coordination strategies at road intersections," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 69, no. 12, pp. 14341-14354, Dec. 2020. DOI: 10.1109/TVT.2020.3029933
- [8] N. Murgovski, G. R. de Campos, and J. Sjoberg, "Convex modeling of conflict resolution at traffic intersections," Proceedings of the 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC), Osaka, Japan, pp. 4708-4713, Dec. 2015. DOI: 10.1109/CDC.2015.7402953
- [9] A. Hadjigeorgiou and S. Timotheou, "Optimizing the trade-off between fuel consumption and travel time in an unsignalized autonomous intersection crossing," Proceedings of the IEEE Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC), Auckland,

- New Zealand, pp. 2443–2448, Oct. 2019. DOI: 10.1109/ITSC.2019.8917530
- [10] B. Chen, X. Pan, S. A. Evangelou, and S. Timotheou, "Optimal control for connected and autonomous vehicles at signal-free intersections," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 53, no. 2, pp. 15306–15311, 2020. DOI: 10.1016/j.ifacol.2020.12.2336
- [11] X. Pan, B. Chen, S. A. Evangelou, and S. Timotheou, "Optimal motion control for connected and automated electric vehicles at signal free intersections," *Proceedings of the 59th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, Jeju, South Korea, pp. 2831–2836, Dec. 2020. DOI: 10.1109/CDC42340.2020.9304392
- [12] X. Zhao, J. Wang, Y. Chen, and G. Yin, "Multi-objective cooperative scheduling of CAVs at non-signalized intersection," *Proceedings of the 21st IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, Maui, HI, USA, pp. 3314–3319, Nov. 2018. DOI: 10.1109/ITSC.2018.8569922
- [13] X. Qian, J. Gregoire, A. de La Fortelle, and F. Moutarde, "Decentralized model predictive control for smooth coordination of automated vehicles at intersection," *Proceedings of the European Control Conference (ECC)*, Linz, Austria, pp. 3452–3458, Jul. 2015. DOI: 10.1109/ECC.2015.7331068
- [14] A. Medina, N. van de Wouw, and H. Nijmeijer, "Cooperative intersection control based on virtual platooning," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 19, no. 6, pp. 1727–1740, Jun. 2018. DOI: 10.1109/TITS.2017.2735628
- [15] A. A. Malikopoulos, C. G. Cassandras, and Y. Zhang, "A decentralized energy-optimal control framework for connected automated vehicles at signal-free intersections," *Automatica*, vol. 93, pp. 244–256, Jul. 2018. DOI: 10.1016/j.automatica.2018.03.056
- [16] R. Hult, M. Zanon, S. Gros, and P. Falcone, "Optimal coordination of automated vehicles at intersections with turns," *Proceedings of the 18th European Control Conference (ECC)*, Naples, Italy, pp. 225–230, Jun. 2019. DOI: 10.23919/ECC.2019.8795770
- [17] G. R. de Campos, P. Falcone, R. Hult, H. Wymeersch, and J. Sjöberg, "Traffic coordination at road intersections: Autonomous decision-making algorithms using model-based heuristics," *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 9, no. 4, pp. 8–21, Winter 2017. DOI: 10.1109/MITS.2016.2630585
- [18] Y. Wu, H. Chen, and F. Zhu, "DCL-AIM: Decentralized coordination learning of autonomous intersection management for connected and automated vehicles," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 103, pp. 246–260, Jun. 2019. DOI: 10.1016/j.trc.2019.04.012
- [19] J. Khoury, J. Khoury, G. Zouein, and J.-P. Arnaout, "A practical decentralized access protocol for autonomous vehicles at isolated under-saturated intersections," *Journal of Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 5, pp. 427–440, Sep. 2019. DOI: 10.1080/15472450.2018.1536859
- [20] K. L. Zhang, D. F. Zhang, A. de La Fortelle, X. Wu, and J. Grégoire, "State-driven priority scheduling mechanisms for driverless vehicles approaching intersections," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 16, no. 5, pp. 2487–2500, Oct. 2015. DOI: 10.1109/TITS.2015.2411619
- [21] A. P. Chouhan and G. Banda, "Autonomous intersection management: A heuristic approach," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 53287–53295, 2018. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2871337

Authors



Da-Eun Ji received the B.S. degrees in Physics from Dankuk University, Korea, in 2023. Currently, Master Student from Yonsei University, Korea. She is interested in Data Science, Deep Learning, Machine Learning,

Time Series Analysis, and Optimization.



Beak-Cheol Jang received the Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from North Carolina State University, United States, in 2009. Dr. Jang joined the faculty of Graduate School of Information at Yonsei

University, Korea, in 2021. He is currently a Professor. His research interests are Wireless Networking and Artificial Intelligence.