

# 로그 추종 비율(LTR) 기반 상용차 엔진 제어 성능의 기계학습 추적 모형 개발 연구

임영빈\*, 김기정\*\*

\*국민대학교 행정학과

\*\*두원공과대학교 전기자동차과

e-mail:kimkj@doowon.ac.kr

## Development of a Machine Learning Tracking Model for Commercial Vehicle Engine Control Performance Based on Log Tracking Ratio (LTR)

Youngbin Lym\*, Ki-Jung Kim\*\*

\*Dept. of Public Administration, Kookmin University

\*\*Dept. of Electric Vehicle, Doowon Technical University

### 요약

현대의 커먼레일 직접분사(CRDI) 디젤 엔진은 엔진제어장치(ECU)가 실시간으로 목표 레일 압력을 산출하고 고압 펌프를 통해 이를 구현하는 구조로 작동한다. 그러나 유체의 압축성과 기계적 관성으로 인해 ECU의 압력 명령 시점과 실제 압력 도달 시점 사이에는 필연적인 제어 지연(Control Latency)이 수반된다. 이 과도 구간(Transient State)은 불완전 연소를 유발하여 질소산화물(NOx)과 미세먼지(PM) 배출을 급증시킬 뿐만 아니라, 시스템 전반의 기계적 피로도를 누적시키는 핵심 병목으로 작용한다. 그럼에도 불구하고 기존 교통안전 및 친환경 모빌리티 연구의 대다수는 디지털운행기록계(DTG) 기반의 거시적 궤적 데이터(차량 속도, 가속도)에 의존하여, 차량 내부의 기계적 제어 상태를 직접 규명하지 못하는 블랙박스(Black-box)의 한계를 탈피하지 못하고 있다.

$$LTR_t = \ln( P_{actual,t} / P_{target,t} )$$

### 1. 서론

기존 제어공학 문헌에서는 목표 레일 압력과 실제 압력 간의 추종 성능을 평균제곱오차(MSE)나 단순 산술 차이로 평가하는 방식이 관행적으로 사용되어 왔다. 그러나 이러한 접근은 두 가지 치명적인 통계적 결함을 내포한다. 첫째, 엔진 공회전 시 목표 압력 300 bar 대비 50 bar의 오차와 급가속 시 목표 압력 1,500 bar 대비 동일한 50 bar의 오차는 연소 효율 측면에서 본질적으로 다른 결과를 초래하지만, 절대적 차이 지표는 이를 동등하게 처리한다는 기저 이질성(Heterogeneity of Baseline) 문제가 있다. 둘째, 고압 펌프의 가압·감압 속도 비대칭성으로 인해 산술 오차의 분포는 극도로 높은 왜도(Skewness)와 첨도(Kurtosis)를 보이며, 이를 회귀 모형에 직접 투입할 경우 가우스-마르코프 정규성 가정이 위반되어 파라미터 추정량에 심각한 통계적 편향(Bias)이 발생한다. 이러한 한계를 극복하기 위해, 본 연구는 시점 t에서의 실제 레일 압력( $P_{actual}$ )을 목표 레일 압력( $P_{target}$ )으로 나눈 비율의 자연로그를 취하는 로그 추종 비율(Log Tracking Ratio, LTR)을 새로운 종속변수로 정식화한다.

이 지표는 분산 안정화(Variance Stabilization)를 통해 모수적 통계 방법론이 요구하는 정규성 및 등분산성(Homoscedasticity) 조건을 충족하며, 주행 부하 상태와 무관하게 엔진 제어 부하의 심각도를 일관되게 상대 척도로 표현한다.  $LTR = 0$ 은 이상적 제어 상태를, 양수(+)는 과가압(Overshoot) 상태를, 음수(-)는 반응 지연에 의한 저가압(Undershoot) 상태를 물리적으로 명확히 분리하여 해석할 수 있다는 점에서 기존 지표 대비 뚜렷한 해석적 우위를 제공한다.

본 연구의 실증 분석은 한국교통안전공단이 수집한 대형 경유 시내버스의 2Hz(0.5초) 고해상도 실차 주행 데이터를 활용한다. 해당 데이터셋은 총 70,565개 행으로 구성되며, 차량 속도, 가속페달 조작량, 브레이크 스위치 상태, 목표·실제 레일 압력, 목표·실제 엔진 토크, DPF 탄화수소 수집량, SCR 전후 온도, 엔진 회전수(RPM) 등 다변량 시계열(Multivariate Time-series) 변수를 포함한다. 이로부터 가속도 및 가가속도(Jerk)를 파생 변수로 산출하고, LTR을 핵심 종속변수로 구성한다. 전처리 단계에서는 이상치 탐지 및 제거, 슬라이딩 윈도우(Sliding Window) 기법을 적용한 시계열 시퀀스 생성, 그리고 주행 상태 구간(공회전·정상

주행·급가속·제동)의 레이블링을 수행하여 지도 학습 및 시계열 예측 태스크에 적합한 형태로 데이터를 구조화한다.

## 2. 본론

LTR 지표를 기반으로 상용차 엔진의 제어 성능을 추적하기 위해 본 연구는 다층적 인공지능 모형 체계를 구축한다. 첫째, 머신러닝 기반 분류 단계에서는 랜덤 포레스트(Random Forest)와 XGBoost를 활용하여 운전자의 조작 패턴(가속페달 개도, 가속도 등)과 차량 상태 변수로부터 LTR의 이상(異常) 구간, 즉 엔진 제어 스트레스 고위험 구간을 분류한다. 이를 통해 특정 주행 행태가 제어 지연 악화와 어떤 인과적 관계를 갖는지를 변수 중요도(Feature Importance) 분석으로 해석한다. 둘째, 딥러닝 기반 시계열 예측 단계에서는 장단기 기억망(LSTM)과 양방향 LSTM(Bi-LSTM)을 적용하여 과거 시퀀스 데이터로부터 미래 시점의 LTR 값을 예측하는 회귀 모형을 구성한다. 셋째, 어텐션 메커니즘(Attention Mechanism)이 결합된 Transformer 계열 모형을 보조적으로 도입하여, 시계열 내에서 제어 성능 저하에 결정적으로 기여하는 시점(Time-step)을 자동 탐지함으로써 예측 성능과 해석 가능성을 동시에 제고한다. 모형 성능 평가는 RMSE, MAE,  $R^2$  지표와 함께 혼동 행렬(Confusion Matrix) 및 AUC-ROC 분석을 병행하며, K-Fold 교차검증으로 일반화 성능을 검증한다.

## 3. 결론

본 연구의 기대효과는 크게 두 측면에서 도출된다. 학술적 측면에서는, 기존 차량 동역학 연구에서 관행적으로 사용되어 온 단순 오차 지표의 통계적 결합을 실증적으로 증명하고, LTR이라는 변환 기반의 새로운 종속변수를 제안함으로써 제어 추종 성능 연구의 방법론적 표준을 개선하는 데 기여한다. 나아가, 고해상도 미시 센서 데이터에 딥러닝 시계열 모형을 접목하는 융합 분석 프레임워크를 구체화함으로써, 교통안전·친환경 모빌리티·예지 정비(Predictive Maintenance) 분야의 후속 연구를 위한 방법론적 토대를 제공한다. 실용적 측면에서는, 실시간 LTR 모니터링 시스템의 구현 가능성을 제시함으로써 버스 운영 기관 및 완성차 제조사가 제어 성능 저하 상황을 사전에 탐지하고 예방적 유지보수를 수행할 수 있는 데이터 기반 의사결정 체계 구축에 직접적으로 활용될 수 있다.