

머신 러닝을 활용한 Steer-by-Wire 조향 반력 장치 상 고장 분류

이 진 원¹⁾ · 박 원 영²⁾

현대모비스¹⁾

Fault Classification in a Steer-by-Wire Feedback Actuator Using Machine Learning

Jinwon Lee¹⁾ · Wonyoung Park²⁾

Hyundai Mobis¹⁾

Key words : Steer-by-Wire(SbW), Steering Feedback Actuator(SFA), Fault Detection, Fault Level Classification, Machine Learning

자동차 산업이 자율주행 시대로 진입함에 따라, 차량의 핵심 시스템인 조향 장치는 근본적인 패러다임 전환을 맞이하고 있다. 운전자의 조향 입력이 스티어링 컬럼을 통해 기계적으로 전달되던 기존 방식과 달리, 스티어링 휠과 조향 액추에이터가 전기적으로만 연결된 Steer-by-Wire(SbW) 시스템이 차세대 기술로 부상하고 있다. SbW 시스템은 차륜을 조향하는 RWA(Road Wheel Actuator)와 운전자에게 조향감을 생성하는 SFA(Steering Feedback Actuator)로 구성되며, 두 액추에이터 간의 정밀한 정보 교환 및 제어가 핵심이다. 특히 SFA는 운전자의 조타력에 반하는 토크를 생성하여 인위적인 조향감을 제공하는 장치로, 그 기능의 신뢰성과 안전성은 전체 시스템의 안정성과 직결된다. 따라서 SFA 내부 모터에서 발생할 수 있는 상 단락(Phase Short-circuit)과 같은 고장을 신속하고 정확하게 진단하는 기술은 매우 중요하다.

하지만 기존에 사용되던 시간 임계값 기반의 고장 진단 기술은 3상 모터에서 이상 상태의 지속시간을 측정하여 사전 설정된 허용 시간을 초과할 경우에만 고장으로 판정하는 단순한 방식을 취한다. 이러한 접근법은 주행 조건(차속, 부하, 온도)의 변화나 시스템의 기구적 마찰 특성 변화에 따라 고장 유형별 토크 및 감쇠 거동이 유사해지는 복잡한 상황에서, 0상/2상/3상 단락과 같은 고장의 종류를 정밀하게 분류하는 데 명백한 한계를 보인다. 고장 유형을 특정하지 못하면 정확한 후속 대응(Fail-safe 또는 Fail-operational) 전략을 수행하기 어려우며, 이를 보완하기 위해 추가적인 센서를 부착하거나 복잡한 실시간 파라미터 추정 알고리즘을 도입하는 것은 연산 부하와 시스템 비용을 가중시키는 문제점을 야기한다.

본 연구는 이러한 한계를 극복하기 위해, SbW 시스템의 SFA를 대상으로 추가적인 하드웨어 없이 조향각 센서와 운전자 조향 토크 센서 데이터만을 이용하여 상 단락 고장을 실시간으로 정밀하게 분류하는 새로운 진단 기법을 제안한다. 제안하는 기법의 핵심은 물리 모델 기반의 예측치와 실측치 간의 잔차(Residual)를 특징으로 하는 머신러닝 분류기를 결합하여, 고장으로 인해 발생하는 모터 및 기구 파라미터의 변동에도 강건한 진단 성능을 확보하는 것이다. 이를 위해 먼저 오프라인 단계에서, 조향계의 기본 물리 특성을 나타내는 모델을 활용한다.

$$T_{model} = J \cdot \ddot{\theta} + B \cdot \dot{\theta} + K \cdot \theta + D \cdot \text{sign}(\dot{\theta})$$

이 모델은 관성(J), 감쇠(B), 강성(K), 쿨롱 마찰(D)과 같은 선형 및 준선형 물리 성분을 명목 파라미터로 분리하여 제거하는 역할을 수행한다. 이는 머신러닝 모델이 상 단락으로 인해 유발된 복잡한 전자기적 마찰 비선형성과 같이 물리 모델이 표현하지 못하는 잔존 성분만을 집중적으로 학습하도록 하는 Physics-Informed 구조이다. 이 구조는 필요한 학습 데이터의 규모를 줄이고 모델의 일반화 성능, 강건성 및 해석 가능성을 동시에 확보하는 장점을 가진다. 각 고장 상태(정상, 0/2/3상 단락)에 대해 사전 수집된 실험 데이터로부터 고유의 잔차 패턴을 계산하고, 이를 예측하도록 개별 머신러닝 모델을 각각 학습시킨다.

온라인 실시간 진단 단계에서는, 조향 각속도가 충분히 발현되지 않는 극저속 구간에서의 불필요한 연산과 오진단을 방지하기 위해, 각속도가 사전 설정된 임계값을 초과할 때만 진단 로직을 활성화한다. 진단이 시작되면,

각 고장 상태 s 에 대해 ‘물리 모델 예측치’와 해당 상태를 위해 사전 학습된 ‘머신러닝 잔차 예측치’를 합산하여, 해당 고장 상태를 가정한 총 예상 토크를 계산한다. 이어서 실제 측정된 운전자 토크와의 차이를 통해 상태별 오차(Error)를 산출하고, 이를 일정 길이의 시간 윈도우 동안 누적한다. 최종적으로 윈도우가 채워지면, 누적된 오차 분포의 통계량인 중앙값(median)과 평균값(mean)에 각각의 가중치를 적용한 점수를 계산한다.

$$Score_s = W_{med} \cdot median(Err_{window}) + W_{mean} \cdot mean(Err_{window})$$

산출된 점수들 중 최소값을 갖는 상태를 현재 시스템의 고장 상태로 최종 판정한다. 예를 들어, $Score_2$ 가 가장 낮은 값을 가질 경우, 시스템은 현재 2상 단락 고장 상태로 진단된다. 본 연구에서 제안하는 기법은 추가적인 하드웨어나 복잡한 실시간 파라미터 추정 없이도 상 단락 고장을 유형별로 정밀하게 분류함으로써, SbW 시스템의 안전성과 신뢰성을 효과적으로 향상시키고 단계 별 운전자 경고나 Fail-operation 전략 수립에 활용될 것으로 기대된다.