제어 지향 타이어 횡력 모델의 그리드 메모리를 이용한 상태 오차 기반 온라인 학습

State-Error-Based Online Learning of Control-Oriented Tire Force Models Using Grid Memory

○홍 동 화[1], 최 경 환[2*]
[1)] 한국과학기술원 조천식모빌리티대학원 (TEL: 042-350-1764; E-mail: fairytale@kaist.ac.kr)
[2)] 한국과학기술원 조천식모빌리티대학원 (TEL: 042-350-1764; E-mail: kh.choi@kaist.ac.kr)

Abstract This paper proposes an online learning method for a control-oriented neural-network tire-force model using state prediction error. The prediction error of a bicycle-model predictor is projected onto the lateral-force input direction to generate a force-domain target without direct tire-force measurement. The target is stored at preassigned slip-angle points as a slip-angle grid memory to promote consistency of the learned tire-force model. Simulation results in a high-speed slalom scenario show that the final frozen network reproduces the online force estimate, indicating that the learned tire-force model retains the force-slip relation.

Keywords tire force estimation, control-oriented model, online learning, grid memory, neural network

1. 서론

타이어 횡력은 차량 횡방향 제어와 상태 추정의 핵심 물리량이나, 노면 조건, 수직하중, 포화 특성 등에 따라 슬립각-횡력 관계가 달라지므로 고정된 파라미터의 모델만으로는 설명하기 어렵다. 특히 직접 횡력 계측이 어려운 경우, 차량 상태 예측 오차를 이용한 온라인 보정이 필요하다. 그러나 일반적인 상태오차 기반 적응 갱신은 현재 예측 오차를 줄이는 데 효과적일 뿐, 갱신된 신경망이 재사용 가능한 제어 지향 타이어 모델로 유지된다는 보장은 약하다. 이 문제는 횡력이 슬립각에 둔감해지는 포화 영역에서 더욱 두드러진다.

2. 제안 방법

본 논문은 상태오차로부터 생성한 횡력 영역 학습 신호를 슬립각 영역의 고정 위치에 저장하고, 이를 현재 갱신과 함께 재사용하는 그리드 메모리 기반 온라인 학습 구조를 제안한다.

2.1 차량 횡방향 동역학

본 연구에서는 축별 횡력을 직접 계측하지 않고, 2 자유도 자전거 모델의 상태 예측 오차를 학습 신호로 사용한다. 종속도 v_x, 횡속도 v_y 와 요레이트 r 로 구성된 상태 $x = [v_y\ r]^{\mathrm{T}}$ 가 모두 측정 가능하다고 가정하고, 횡방향 동역학은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f_0(x, v_x) + B_{F,f}F_{y,f} + B_{F,r}F_{y,r} \\ y &= x \\ B_{F,\mathrm{f}} &= \begin{bmatrix} \frac{1}{m} & \frac{l_f}{I_z} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}, \quad B_{F,\mathrm{r}} = \begin{bmatrix} \frac{1}{m} & -\frac{l_r}{I_z} \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{1}$$

여기서 $f_0 = [-v_x r \quad 0]^{\mathrm{T}}$, $F_{y,\mathrm{f}}$와 $F_{y,\mathrm{r}}$는 전륜 및 후륜 횡력, m, I_z, $l_{\mathrm{f}}, l_{\mathrm{r}}$은 차량 파라미터이다.

2.2 상태 예측 기반 타이어 횡력 모델

식 (1)의 축별 횡력은 직접 계측되지 않으므로, 이를 추정 슬립각 기반 신경망 모델로 근사한다. 본 논문에서는 별도의 기준 타이어 모델을 더하지 않고, 신경망 출력 자체를 축 단위 전체 횡력 추정값으로 사용한다.

$$\hat{F}_{y,\mathrm{i}} = F_{NN,\mathrm{i}}(\hat{\alpha}_{\mathrm{i}}; \theta_{\mathrm{i}}) = \theta_{\mathrm{i}}^{\mathrm{T}}\Phi_{\mathrm{i}}(\hat{\alpha}_{\mathrm{i}}), \quad \mathrm{i} \in \{\mathrm{f}, \mathrm{r}\} \tag{3}$$

여기서 $\mathrm{i} = \mathrm{f}, \mathrm{r}$ 은 각각 전륜과 후륜을 의미하며, Φ_i 는 슬립각에 대한 기저 벡터이다. 또한 추정 슬립각은 예측 상태 $\hat{x} = [\hat{v}_y \quad \hat{r}]^{\mathrm{T}}$로부터 계산한다.

$$\hat{\alpha}_{\mathrm{f}} = \delta_{\mathrm{f}} - \frac{\hat{v}_y + l_{\mathrm{f}}\hat{r}}{v_x}, \quad \hat{\alpha}_{\mathrm{r}} = \delta_{\mathrm{r}} - \frac{\hat{v}_y - l_{\mathrm{r}}\hat{r}}{v_x} \tag{4}$$

상태 예측기는 축별 횡력에 대한 신경망 출력을 고려하여 다음과 같이 설계된다.

$$\dot{\hat{x}} = f_0(\hat{x}, v_x) + B_{F,\mathrm{f}}F_{NN,\mathrm{f}} + B_{F,\mathrm{r}}F_{NN,\mathrm{r}} \tag{5}$$

따라서 상태 예측 오차 $e_x = x - \hat{x}$ 에 대한 순간 상태오차 비용은 다음과 같이 정의한다.

$$J_{\text{inst}} = \frac{1}{2} e_x^{\mathrm{T}} e_x \tag{6}$$

하지만 순간 상태오차 갱신만으로는 이전 슬립각 영역에서 얻은 횡력 정보가 유지되지 않을 수 있으므로, 이를 보조할 기억 구조가 필요하다.

2.3 그리드 메모리

따라서 본 논문에서는 슬립각 영역의 고정 기준점에 횡력 정보를 저장하는 그리드 메모리를 도입한다.

$$\mathrm{M_i} = \left\{ \left(\alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}, F_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}} \right) \right\}_{\mathrm{j=1}}^{N_{\mathrm{m}}} \tag{7}$$

여기서 $\alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$ 는 미리 정한 슬립각 기준점이고, $F_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$는 해당 슬립각에 저장된 목표 횡력이다.

추정 슬립각이 다음 조건을 만족하면 해당 슬립각에서의 목표 횡력을 $F_{y,\mathrm{i}}^{\mathrm{pin}} = \hat{F}_{y,\mathrm{i}}$로 갱신한다.

$$\left(\hat{\alpha}_{\mathrm{i}}(t^-) - \alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}} \right) \left(\hat{\alpha}_{\mathrm{i}}(t) - \alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}} \right) \le 0 \tag{8}$$

채워진 그리드 메모리 집합을 G_{i}라 하면, 메모리 일관성 손실함수는 다음과 같다.

$$J_{\mathrm{mem,i}} = \frac{1}{2|G_{\mathrm{i}}|} \sum_{\mathrm{j} \in G_{\mathrm{i}}} \left(F_{NN,\mathrm{i}} - F_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}} \right)^2 \tag{9}$$

따라서, 총 손실함수는 $J_{\text{total}} = J_{\text{inst}} + J_{\text{mem}}$으로 정의할 수 있으며, 이에 따른 최종 가중치 갱신은 경사하강법을 이용하여, 다음과 같이 순간항, 메모리항, 정규화항의 합으로 구성한다.

$$\dot{\theta}_{\mathrm{i}} = -\eta_{\text{inst}} \nabla_{\theta_{\mathrm{i}}} J_{\mathrm{inst,i}} - \eta_{\text{mem}} \nabla_{\theta_{\mathrm{i}}} J_{\mathrm{mem,i}} - \eta_{\text{reg}} \theta_{\mathrm{i}} \tag{10}$$

3. 검증

제안 방법은 IPG CarMaker 기반 고속주행 슬라럼 시나리오에서 검증하였다. 신경망 가중치는 작은 초기값으로 설정하고, 주행 중 상태 예측 오차를 이용하여 온라인 학습을 수행하였다.

온라인 학습 중 신경망은 매 시점 상태 예측 오차를 줄이는 방향으로 횡력을 추정한다. 동시에 추정 슬립각 $\hat{\alpha}_{\mathrm{i}}$이 사전에 지정한 기준 슬립각 $\alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$를 통과하면, 해당 시점의 횡력 추정값을 대응되는 메모리 위치 $F_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$에 저장한다.

그림 1 은 시간에 따른 슬립각-횡력 맵의 변화와 그리드 메모리 갱신 결과를 나타낸다. 이를 통해 신경망이 단일 시점의 순간 오차만 보상하는 것이 아니라, 반복 방문한 슬립각 영역의 저장 횡력 정보를 반영하며 전체 횡력 맵을 형성함을 확인할 수 있다.

그림 2 는 전륜 횡력에 대해 계측 횡력, 온라인 추정 횡력, 최종 가중치 고정 후 재현 횡력을 비교한 결과이다. 온라인 추정값과 최종 가중치 기반 재현값이 모두 계측 횡력과 유사하게 나타나며, 이는 주행 중 생성된 횡력 추정이 일시적 보상항이 아니라 신경망 가중치와 그리드 메모리에 슬립각-횡력 관계로 저장되었음을 보여준다.

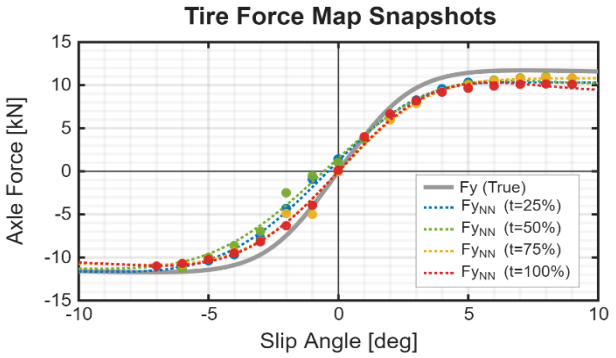

그림 1 시간에 따른 신경망 모델 $F_{NN}(\alpha_{\mathrm{i}})$와 그리드 메모리 $\alpha_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$- $F_{\mathrm{i,j}}^{\mathrm{pin}}$ 변화

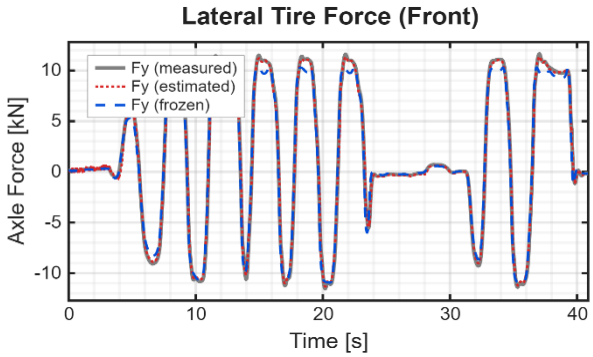

그림 2 시간에 따른 계측 횡력 $F_{y,\mathrm{i}}^{\mathrm{measured}}(t)$, 추정 횡력 $\hat{F}_{y,\mathrm{i}}^{\mathrm{online}}(t)$, 재현 횡력 $F_{y,\mathrm{i}}^{\mathrm{frozen}}(t)$

4. 결론

본 논문은 상태 예측 오차 기반 횡력 갱신에 슬립각 그리드 메모리를 결합한 온라인 타이어 횡력 모델 학습 방법을 제안하였다. 제안 방법은 직접 횡력 계측 없이도 주행 중 횡력 모델을 갱신하며, 메모리항을 통해 순간 오차 보상에 치우치지 않고 슬립각 영역에서 재사용 가능한 횡력 모델을 형성하도록 한다.

참고문헌

[1] H. B. Pacejka, Tire and Vehicle Dynamics, 3rd ed., Butterworth-Heinemann, 2012.

[2] R. Rajamani, Vehicle Dynamics and Control, 2nd ed., Springer, 2012.

[3] K. S. Narendra and K. Parthasarathy, “Identification and control of dynamical systems using neural networks,” IEEE Transactions on Neural Networks, vol. 1, no. 1, pp. 4–27, 1990.