

온라인 학습 기반 선형 모델 예측 제어 근사

○박 창 은¹, 최 경 환^{1*}

¹⁾ 한국과학기술원 조천식 모빌리티 대학원

(TEL: 042-450-1764; E-mail: aegis3141@kaist.ac.kr, kh.choi@kaist.ac.kr)

Abstract This paper proposes an online learning method for approximating the policy of linear MPC using a Radial Basis Function model. The proposed neural-network-based policy updates its weights online to minimize the MPC cost function. The resulting policy shows behavior similar to that obtained from a QP-solver-based MPC with a shorter computation time. The proposed method is validated through MATLAB simulations of IPMSM current control system.

Keywords model predictive control(MPC), online learning, radial basis neural network(RBFNN)

1. 서론

모델 예측 제어는 미래 정보를 고려한 준최적 입력을 계산하는 데 강점이 있다. 그러나 성능 향상을 위해 예측 구간을 늘릴수록 연산량 급증을 야기한다. 본 논문은 모델 예측 제어를 경량으로 근사 가능한 온라인 방사 기저 함수(Radial Basis Function) 기반 신경망 온라인 학습을 제안한다. 제어 입력 증분 행렬을 방사 기저 함수로 치환한 신경망은 모델 예측 제어의 비용 함수를 최소화할 수 있도록 가중치를 갱신한다. 제안한 방법은 MATLAB 상의 IPMSM 전류 제어 시뮬레이션에서 고속 이차 계획법 솔버인 OSQP와의 비교를 통해 그 유효성을 검증한다.

2. 제어 모델

2.1 IPMSM 전류 제어 모델

IPMSM 에서 전류 동역학 방정식은 다음과 같이 상태 공간 모델로 변형할 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_d \\ \dot{i}_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_d} & \omega_e \frac{L_q}{L_d} \\ -\omega_e \frac{L_d}{L_q} & -\frac{R_s}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_d \\ i_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_d} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_d \\ v_q \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ -\omega_e \frac{\psi_{pm}}{L_q} \end{bmatrix} \quad (1)$$

여기서 $i_d(q), v_d(q), L_d(q)$ 는 각각 d - q 축에서의 전류, 전압, 인덕턴스이며 ω_e, R_s, ψ_{pm} 는 각각 전기 각속도, 고정자 권선 저항, 영구자석 쇠교 자속이다. 일정한 각속도로 동작하며 공칭 모델 매개변수를 상수로 가정할 경우 선형 모델 예측 제어를 적용할 수 있다.

3. 온라인 신경망의 모델 예측 제어 근사

3.1 신경망 구조

모델 예측 제어의 비용 함수 최적화 결과인 ΔU 를 학습하는 신경망은 단일 은닉층으로 구성된 방사 기저 함수 모델로 다음과 같이 구성한다.

$$\Delta U = \mathbf{w}^T \tilde{\sigma}(i_d, i_q, e_d, e_q) \quad (2)$$

여기서 ΔU 는 방사 기저 신경망(RBFNN)을 통해 근사한 모델 예측 제어 제어 입력 증분 행렬, $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^{625 \times 2N_c}$ 은 가중치 행렬, $\tilde{\sigma} \in \mathbb{R}^{625 \times 1}$ 는 신경망 학습을 위한 정규 방사 기저 행렬이다. e_d, e_q 는 전류 지령과 실제 전류 사이의 오차이며, $\tilde{x}$ 는 $\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$ 의 정규화 항이다. 방사 기저 함수는 다음과 같은 형태를 적용했다.

$$\sigma(\tilde{X}) = \exp\left(-\frac{\|\tilde{X} - \tilde{C}\|^2}{2l^2}\right), \quad \tilde{\sigma}_k = \frac{\sigma_k}{\sum \sigma_k} \quad (3)$$

방사 기저 함수에서 중심점 $\tilde{C}$ 는 $5^4=625$ 개로 그리드화하고, 매개변수 l 은 그리드 간의 거리로 고정했다.

3.2 온라인 가중치 학습 방법

제약 조건이 없는 경우 모델 예측 제어의 비용 함수는 다음과 같다.

$$J = \frac{1}{2} \Delta U^T H \Delta U + \Delta U^T f \quad (4)$$

여기서 ΔU 는 제어 구간 간의 제어 증분 행렬이며 $[\Delta u_k, \Delta u_{k+1}, \dots, \Delta u_{N_c-1}]^T$ 로 나타낸다.

RBFNN-MPC 에션 식 4 의 비용 함수를 최소화하도록 경사 하강법을 활용해 다음과 같이 가중치를 갱신한다.

$$\mathbf{w}_{k+1}^T = \mathbf{w}_k^T - \eta \frac{\partial J}{\partial \Delta U} \sigma_k^T \quad (5)$$

여기서 η 는 학습률이다. σ_k 는 현재 상태 기준 가장 가까운 중심점 K 개를 고른 뒤, 해당 기저 함수의 가중치만 갱신해 연산량을 저감한다.

4. 시뮬레이션 검증

본 논문에서 RBFNN-MPC의 성능을 비교 검증하기 위해 MATLAB 상에서 IPMSM 전류 제어 시뮬레이션을 수행했다. 비교 대상은 고속 2차 계획법 솔버인 OSQP를 선정했다. 두 제어기는 다음의 사양으로 구성된 동일한 모델 예측 제어 비용을 공유한다.

표 1. 모델 예측 제어 사양

T (s)	T_c (s)	N_p (step)
10^{-6}	$5 \cdot 10^{-4}$	10
N_c (step)	Q	R
5	$10 \cdot I^{2 \times 2}$	$10^{-4} \cdot I^{2 \times 2}$

여기서 T, T_c 는 각각 시뮬레이션 동작 주기 및 제어 주기, N_p, N_c 는 각각 예측 구간 및 제어 구간, Q, R 은 각각 상태 오차 가중치 및 제어 입력 가중치 행렬이다.

그림 1, 2는 0.3초 동안 K 를 4로 설정한 RBFNN-MPC와 OSQP 기반 MPC의 전류 제어를 비교한 결과이다. 동일 조건에서 두 제어기의 단일 제어 구간 소요 시간을 분석한 박스 그래프는 그림 3와 같다. 분석 결과, RBFNN-MPC가 모델 예측 제어를 28% 더 적은 시간 내에 근사 가능함을 확인했다.

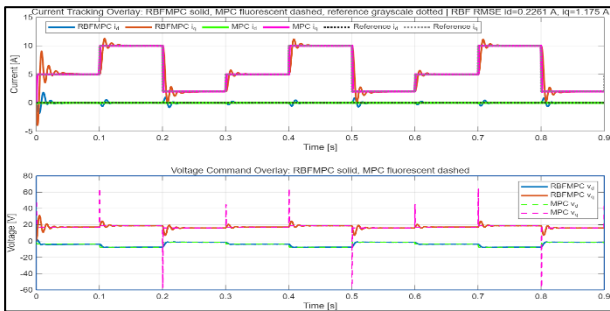


그림 1. 전류 제어 결과 비교, 학습률 = 5
(상 : 출력 전류, 하 : 입력 전압)

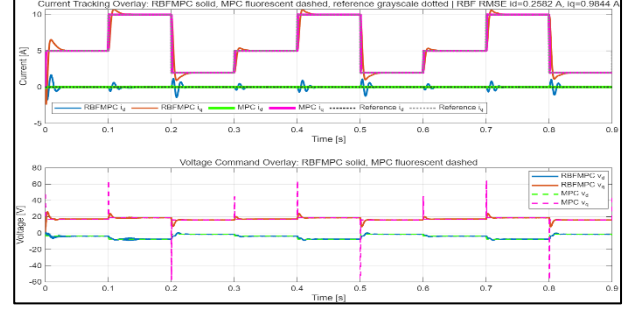


그림 2. 전류 제어 결과 비교, 학습률 = 15
(상 : 출력 전류, 하 : 입력 전압)

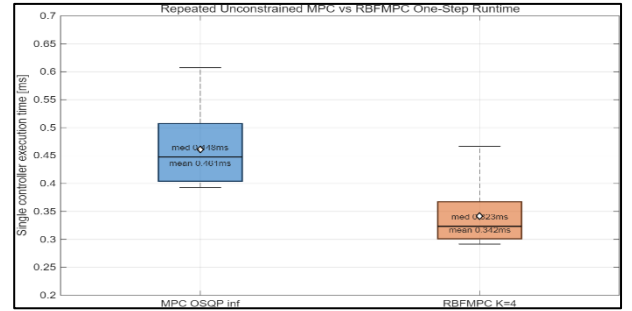


그림 2. 제어기별 단일 제어 구간 소요 시간 비교
(좌 : OSQP, 우 : RBFNN-MPC)

5. 결론

본 논문은 방사 기저 신경망을 사용해 모델 예측 제어의 제어 정책을 실시간으로 학습하는 방법을 제안한다. 온라인 신경망 학습은 모델 예측 제어의 비용 함수를 최소화할 수 있도록 경사 하강법을 기반으로 가중치를 갱신한다. MATLAB IPMSM 시뮬레이션을 통해 고속 이차 계획법 솔버 OSQP와 비교한 결과, 제안한 방법이 모델 예측 제어 근사가 가능함을 검증했다.

참고문헌

- [1] C. Zhao, Y. Zuo, H. Wang, and C. H. T. Lee, "Online-trained radial basis function neural network compensator for current harmonics suppression of electric drives," IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 71, no. 12, pp. 15488-15498, Dec. 2024.