

순환 신경망 기반의 비선형 시스템 상태 관측기

진용식

한국전자통신연구원

yongsik@etri.re.kr

A recurrent neural network-based state observer for nonlinear systems

Jin Yongsik

Electronics and Telecommunications Research Institute (ETRI)

요약

본 논문은 모델링이 어려운 비선형 시스템의 상태 추정을 위해 순환 신경망 기반의 새로운 상태 추정 방법을 제안한다. 시스템의 입출력 데이터를 통해 비선형 시스템의 동적 모델 수식을 도출하고 상태 추정 오차의 수렴을 보장하기 위하여 Luenberger 형태의 상태 관측기 구조가 적용된다. 안정성을 만족하는 관측기의 이득 값 설계 조건은 Linear matrix inequality로 도출되며 이를 위해 순환 신경망의 비선형 항들을 다루는 방법들이 사용된다. 제안된 방법은 기존 순환 신경망만을 이용하는 방법에 상태 추정 오차 정보를 피드백하는 구조를 추가하여 상태 추정 결과의 안정성을 개선한다. 시뮬레이션을 통해 제안된 방법의 효과를 검증하였다.

I. 서론

인공 신경망은 로봇과 같은 비선형 동적 모델을 표현하기 위한 모델로 많이 사용되고 있으며 이를 활용한 상태 관측기 설계 방법이 많이 제안되어 지고 있다 [1, 2]. 뉴턴 법칙들로 모델을 도출하기 어려운 시스템들에 대해서 쉽게 수식 모델을 구축할 수 있다는 장점이 있고 입출력 데이터로 모델링을 할 수 있다는 점에서 획기적인 확장성을 가지고 있다. 특히 게이트 유닛들이 포함된 순환 신경망 모델은 기존의 학습 성능을 개선하여 다양한 비선형 시스템의 모델에 활용되고 있다 [3, 4].

본 논문은 순환 신경망 기반의 비선형 시스템의 상태 예측 성능을 안정화하기 위한 방법을 제안한다. 게이트 유닛이 포함된 순환 신경망 모델을 이용하여 비선형 시스템의 입출력 관계를 학습하고 상태 예측 오차를 안정하기 위한 상태 관측기의 이득 값을 설계한다. 이를 위해 Linear matrix inequality (LMI) 기반의 설계 방법이 활용되며 학습된 모델에 설계된 이득 값을 이용하여 상태 예측 오차 피드백 루프가 구성된다.

II. 본론

비선형 시스템 $x(t+1) = F(x(t), u(t))$ 은 아래와 같이 순환 신경망으로 근사될 수 있다.

$$x(t+1) = F(x(t), u(t)) = RNN(x(t), u(t)) + \Delta(t) \quad (1)$$

$F(x(t), u(t))$ 과 $RNN(x(t), u(t))$ 는 각각 비선형 시스템과 학습된 신경망 모델을 나타내고 $x(t)$ 와 $u(t)$ 는 상태 변수와 주어진 입력 값이다. $\Delta(t)$ 는 근사 오차를 나타낸다. 상태 $x(t)$ 를 추정하기 위해 아래 같이 신경망 기반의 상태 추정기가 구성된다.

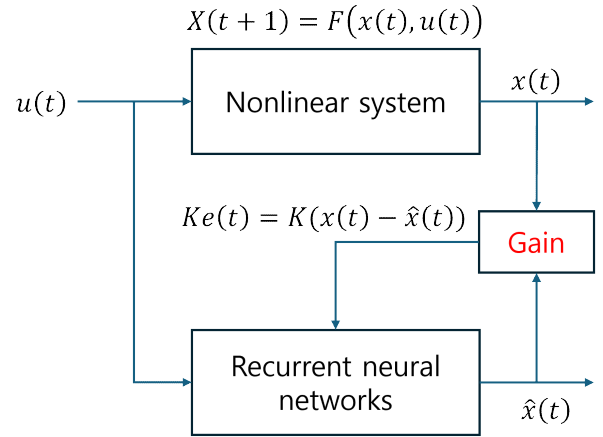
$$\hat{x}(t+1) = RNN(\hat{x}(t), u(t)) - K(x(t) - \hat{x}(t)) \quad (2)$$

$\hat{x}(t)$ 는 추정된 상태를 나타내고 K 는 설계된 상태 추정기의 이득 값이다. 상태 추정 오차를 $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ 로 정의하면 다음과 같은 오차 동역학 수식을 도출할 수 있다.

$$e(t+1) = RNN_e(e(t), u(t)) + Ke(t) \quad (3)$$

$$RNN_e(e(t), u(t)) = RNN(x(t), u(t)) - RNN(\hat{x}(t), u(t)) \quad (4)$$

그림 1은 제안된 순환 신경망 기반의 상태 관측기 구조를 보여준다.



$$\hat{x}(t+1) = RNN(\hat{x}(t), u(t)) + K(x(t) - \hat{x}(t))$$

그림 1. 제안된 순환 신경망 기반의 상태 관측기 구조 $F(x(t), u(t))$: 비선형 시스템, $RNN(\hat{x}(t), u(t))$: 학습된 신경망 모델, $x(t)$: 상태 변수, $u(t)$: 시스템 입력, $\hat{x}(t)$: 추정된 상태, $e(t)$: 추정 오차, K : 관측기 게인

수식 (3)을 안정화시키기 위한 K 를 설계하기 위해 리아프노프 안정성 기반으로 아래의 안정화 조건이 도출된다.

$$e(t+1)^T P e(t+1) - e(t)^T P e(t) + e(t)^T e(t) - \gamma^2 \Delta(t)^T \Delta(t) < 0 \quad (5)$$

P 는 최적화 되어야 할 양의 정부호 행렬이고, γ 는 주어진 양의 상수이다. 비선형 항들을 처리하는 LMI 기반의 안정화 조건 도출 방법을 활용하여 K 값을 설계할 수 있다 [1-4]. 조건 (5)를 만족하는 K 값이 존재하면 시스템 (3)은 추정 오차 피드백 $Ke(t)$ 을 통해 안정화될 수 있고 학습 오차 $\Delta(t)$ 는 주어진 성능에 따라 감소된다.

III. 결론

본 논문에서는 순환 신경망 기반의 상태 예측 모델에 Luenberger 형태의 상태 관측기 구조를 적용하여 상태 예측 오차의 안정성을 보장하는 방법을 제안하였다. 그림 2에서 보여주는 바와 같이 제안된 방법은 효과적으로 상태 추정 오차를 0으로 수렴하게 한다.

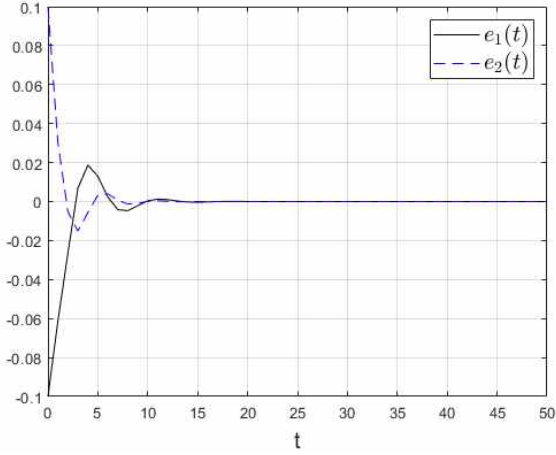


그림 2. 제안된 상태 추정기의 추정 오차

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by the Commercialization Promotion Agency for R&D Outcomes (COMPA) grant funded by the Korean Government (Ministry of Science and ICT). (RS-2023-00304776)

참 고 문 헌

- [1] Jin, Yongsik, Wookyong Kwon, and Sangmoon Lee. "Parameterized Luenberger-type H^∞ state estimator for delayed static neural networks." *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* 33.7 (2021): 2791–2800.
- [2] Jo, Seonghyeon, et al. "Enhanced Results on Sampled-Data Synchronization for Chaotic Neural Networks With Actuator Saturation Using Parameterized Control." *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* (2023).
- [3] Han, Seungyong, Suneel Kumar Kommuri, and Yongsik Jin. "Novel criteria of sampled-data synchronization controller design for gated recurrent unit neural networks under mismatched parameters." *Neural Networks* 172 (2024): 106081.
- [4] Jin, Yongsik, and S. M. Lee. "Sampled-Data State Estimation for LSTM." *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems* (2024).