

# 구조물 손상 예측 향상을 위한 순환신경망 방법론의 적용

## Application of Recurrent Neural Network for Enhancing Damage Detection of Structures

최수빈\* · 김태용\*\* · 송준호\*\*\*

Choi, Soo Bin · Kim, Taeyong · Song, Junho

구조물의 열화 및 노후화는 다양한 불확실성 요인으로 인하여 선제적 예측 및 그에 따른 대응에 한계를 보인다. 이를 극복하기 위해 본 연구에서는 딥러닝 알고리즘의 하나인 순환신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)을 활용하여 운용 중 언어지는 구조물의 건전성 모니터링 (Structural Health Monitoring, SHM) 데이터와 역학 지식에 기반한 열화 진행 모델을 결합하는 방법론을 제시하고자 한다. 순환신경망은 시간 순서로 받아들인 입력데이터를 학습할 때 사용하는 딥러닝 방법론으로서 현재는 언어 인식 및 모델링 분야에 활발히 적용되고 있다. 순환신경망을 통하여 역학 지식에 기반한 모델을 모니터링 데이터를 통해 재귀적으로 업데이트함으로써 구조물의 노후화 정도에 대한 정확한 예측과 평가가 가능할 수 있다. 제안된 프레임워크는 다양한 구조물의 미래 손상 정도를 예측하는데 적용될 것으로 예상된다.

**핵심용어** : 순환신경망, 머신러닝, 구조물 열화 및 노후화, LSTM, 의사결정

### 1. 서 론

노후화로 인한 구조물의 손상 및 붕괴는 다양한 원인의 복합작용에 의해 발생하기 때문에 불확실성이 매우 크므로 발생 예측과 그에 대한 예방조치 역시 매우 어려운 실정이다. 특히 최근 노후화된 구조물의 수가 증가하고 구조물의 붕괴사고가 증가함에 따라, 그로 인한 피해를 줄이고 지속가능한 사회 발전을 위해 더욱 발달된 구조물 성능 예측 기술이 요구되고 있다. 최근 구조물의 운용 중 건전성 모니터링 데이터와 역학적 열화 모델을 결합하기 위한 효과적인 방법론들이 개발되고 있다. 본 연구에서는 순환신경망을 활용하여 기존에 제시된 방법론과 차별화된 새로운 프레임워크를 제안하고자 한다. 이를 활용한다면 측정된 구조물의 변위 및 변형률 등 간접 데이터로부터 미래의 노후화 정도의 정량적 추론 및 예측이 가능할 것으로 예상되며 구조물의 사용성 여부에 대한 다양한 의사결정에 활용될 수 있다.

### 2. 순환신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)

머신 러닝이란 인공지능의 한 분야로 기계가 직접 데이터를 학습하여 의미와 패턴 등을 추출하고 스스로 어떤 정보를 분류 및 예측할 수 있게 하는 기술을 의미한다. 머신러닝 방법들 중 하나인 딥러닝은 기존의 인공신경망(Neural Network)을 다양하게 조합하여 신경망을 “깊게” 쌓음으로써 다른 머신러닝 기법들보다 높은 수준의 정보의 추출 및 패턴인식을 가능케 한다. 딥러닝의 대표적 알고리즘인 순환신경망은 입력과 출력이 모두 시계열 데이터로 구성된 문제에 적합하며 자료의 순서가 중요한 언어 모델링 및 음성인식 등에 적용되고 있다[1]. 순환신경망은 동일한 작업을 순차적인 데이터의 모든 요소에 적용하며, 현재 요소의 출력 결과가 다음 요소의 출력 결과에 영향을 주며 그 구조는 그림1 과 같다. 이론적으로 전통적인 순환신경망은 장기 의존성 문제(긴 시간 사이에서의 패턴을 학습하지 못하고, 오직 짧은 시간 관계만 파악)를 다룰 수 있다고 하지만 실제로는 어려움을 겪고 있다. 이러한 순환신경망의 장기 의존성 문제를 해결하기 위해 LSTM(Long Short Term Memory)이 개발되었다[2]. RNN의 변형인 LSTM(Long Short-Term

\* 비회원 · 서울대학교 건설환경공학부 석사과정, 공학박사 (E-mail:chkimsu@snu.ac.kr) - 발표자

\*\* 비회원 · 서울대학교 건설환경공학부 박사과정, 공학박사 (E-mail:chs5566@snu.ac.kr)

\*\*\* 정회원 · 서울대학교 건설환경공학부 교수, 공학박사 (E-mail:junhosong@snu.ac.kr)

Memory)은 그림 1의 “A” 부분에 input, forget 그리고 output gate로 구성된 cell state의 도입을 통해 이를 해결하였다. 본 연구에서는 LSTM을 구조물 노후화 예측에 적용하고자 한다.

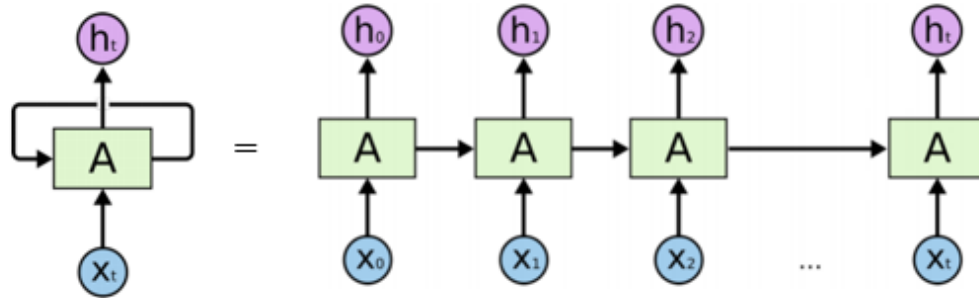


그림 1. 순환신경망의 기본 구조

### 3. 순환신경망 기반의 노후화 모델-모니터링 데이터 결합 프레임워크

순환신경망을 통한 노후화 모델 및 모니터링 데이터의 결합을 위해서는 시간에 따른 모니터링 데이터와 이에 반응하는 노후화진행모델 기반의 구조물의 상태값이 필요하다. 각각의 시계열 데이터 값들을 순환신경망의 출력과 입력으로 사용하여 학습시키면 향후 예측될 노후화 정도를 효과적으로 예측할 수 있을 것이다. 예를 들어, 시간  $t = 0, \dots, 5$  일때의 모니터링 데이터를  $h_{0,\dots,5}$ , 모델에 따른 구조물의 상태를  $x_{0,\dots,5}$  라고 가정하고 이를 그림1의 순환신경망을 통해 학습시킨다. 학습된 순환신경망 모델을 통하여  $t = 6$  일때의 구조물의 노후화 정도를 예측하고 싶다면 노후화 모델을 통하여  $x_6$ 의 값을 구하고 이를 순환신경망에 입력한다면  $\hat{h}_6$ 을 얻을 수 있고, 이는 기존의 모니터링 데이터를 통해 노후화 모델의 결과를 보정한 값으로 해석될 수 있다. 본 프레임워크는 향후 유한요소모델을 기반으로 한 수치 예제모델을 통해 적용성 및 효율성에 대한 검증이 가능하다. 제안된 프레임워크를 통해 노후화 모델을 기반으로 한 구조물의 상태 평가를 보정함으로써 모델의 불확실성 및 주변환경에 따른 변수를 줄일 수 있다.

### 4. 결론

본 연구에서는 순환신경망을 통해 노후화 모델과 모니터링 데이터를 결합하는 새로운 방법론을 제시하였다. 이를 통해 구조 부재의 부식예측에 대한 정확도를 향상시키고 불확실성을 줄이며, 구조물 점검에 대한 의사결정문제에 도움이 될 것으로 예상된다. 개발된 방법론의 효율성 및 적용성을 수치예제를 통해 검증하는 연구가 현재 진행되고 있으며, 노후화 예측의 정확도를 높이기 위한 가장 효율적인 순환신경망 구조 또한 개발 중에 있다. 현재 방법론은 유한요소 모델에서 구할 수 있는 변형률과 변위를 구조물의 모니터링 데이터로 사용하였지만 향후 실제 구조물의 건전성 모니터링 데이터에서 얻어지는 가속도와 같은 구조물의 응답을 적용하기 위한 후속연구가 필요하다.

### 감사의 글

본 연구는 2015년도 정부(미래창조과학부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(과제번호 2015R1A5A7037372)의 결과로서 지원에 감사드립니다.

### 참고문헌

1. I. Sutskever (2012). Training recurrent neural networks. PhD thesis, University of Toronto
2. S. Hochreiter and J. Schmidhuber (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, vol.9, no.8, 1735-1780