



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 등록특허공보(B1)**

(45) 공고일자 2022년10월25일  
(11) 등록번호 10-2458771  
(24) 등록일자 2022년10월20일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
G01B 21/32 (2006.01) G06F 30/17 (2020.01)  
G06N 3/04 (2006.01) G06N 3/08 (2006.01)  
G06Q 10/06 (2012.01)  
(52) CPC특허분류  
G01B 21/32 (2013.01)  
G06F 30/17 (2020.01)  
(21) 출원번호 10-2020-0176212  
(22) 출원일자 2020년12월16일  
심사청구일자 2020년12월16일  
(65) 공개번호 10-2022-0086088  
(43) 공개일자 2022년06월23일  
(56) 선행기술조사문헌  
JP2020155086 A  
KR1020150104459 A  
JP2012185774 A

(73) 특허권자  
세종대학교산학협력단  
서울특별시 광진구 능동로 209 (군자동, 세종대학교)  
(72) 발명자  
장윤  
서울특별시 동대문구 정릉천동로 16, 103동 401호 (용두동, 용두두산위브)  
김승억  
경기도 성남시 분당구 분당로 212, 201동 201호 (분당동, 샛별마을동성아파트)  
손혜숙  
경기도 남양주시 화도읍 먹갓로 54-3, 가동 202호 (화도읍, 보아췌르빌)  
(74) 대리인  
특허법인엠에이피에스

전체 청구항 수 : 총 7 항

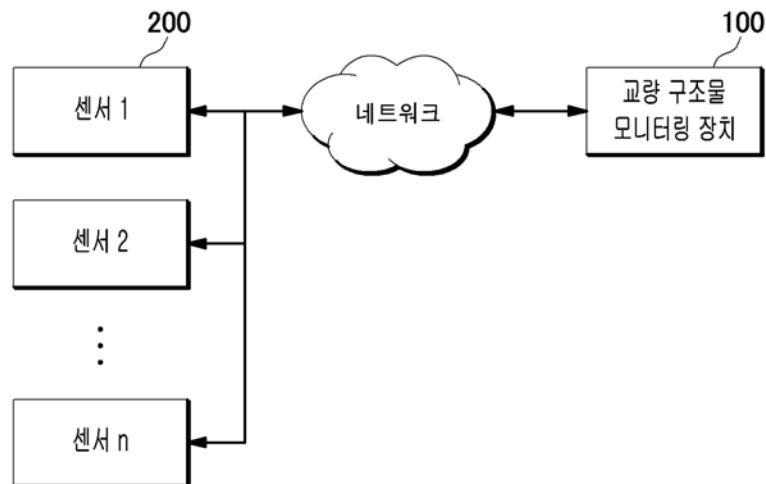
심사관 : 김윤선

(54) 발명의 명칭 **GNN을 이용한 교량 구조물의 모니터링 방법 및 장치**

**(57) 요약**

본원의 일 측면에 따른 교량 구조물 모니터링 장치는 하나 이상의 센서와 통신을 수행하는 통신 모듈; 교량 구조물 모니터링 프로그램이 저장된 메모리; 및 상기 교량 구조물 모니터링 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 교량 구조물 모니터링 프로그램은 상기 센서에서 수집된 정보에 기초하여 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환하고, GNN(graph neural network) 기반 교량 구조물 학습 모델에 상기 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력하고, 상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 상기 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력한다.

**대표도** - 도1



(52) CPC특허분류

- G06N 3/0454 (2013.01)
- G06N 3/08 (2013.01)
- G06Q 10/06 (2020.05)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711102882
과제번호	2019-0-00242-002
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	정보통신기획평가원
연구사업명	SW컴퓨팅산업원천기술개발(R&D)
연구과제명	빅데이터 신뢰성과 활용성 극대화를 위한 빅데이터 증강분석 프로파일링 플랫폼 개
발	
기 여 율	1/2
과제수행기관명	(주)피씨엔
연구기간	2020.01.01 ~ 2020.12.31

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호	1711109114
과제번호	2019R1A4A1021702
부처명	과학기술정보통신부
과제관리(전문)기관명	한국연구재단
연구사업명	집단연구지원(R&D)
연구과제명	디지털 트윈을 활용한 케이블 교량 상태평가 기초연구실
기 여 율	1/2
과제수행기관명	세종대학교
연구기간	2020.03.01 ~ 2021.02.28

---

명세서

청구범위

청구항 1

교량 구조물 모니터링 장치를 이용한 GNN(graph neural network) 기반의 교량 구조물의 모니터링 방법에 있어서,

- (a) 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환하는 단계;
- (b) GNN 기반 교량 구조물 학습 모델에 상기 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력하는 단계; 및
- (c) 상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 상기 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력하는 단계를 포함하되,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 그래프로 표현된 복수의 교량 구조물의 훈련데이터를 MPNN(Message Passing Neural Network)을 통해 학습한 것이고,

상기 그래프는 복수의 꼭지점(vertex)과 각 꼭지점을 연결하는 복수의 에지(edge)를 포함하고, 상기 꼭지점은 상기 교량 구조물의 노드의 위치 좌표를 나타내고, 상기 에지는 각 노드간의 거리, 각 노드를 연결하는 연결 요소의 종류 및 해당 연결 요소의 장력(tension)값을 나타내는 것인, 교량 구조물의 손상 모니터링 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 상기 MPNN을 통해 상기 그래프의 임베딩된 꼭지점( $x_v$ )을 인접한 에지( $e_{uv}$ )를 따라 이웃한 꼭지점에 전달하는 메시지 전달 단계를 반복적으로 수행하여 구축된 것이고, 반복학습된 꼭지점의 은닉상태( $h_v$ )는 아래의 수학식 1 및 2에 정의된 메시지 함수 및 갱신 함수에 의하여 정의되고, 상기 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프에 대한 출력값은 아래의 수학식 3에 정의된 출력함수(R)에 의하여 정의되는 것인, 교량 구조물의 손상 모니터링 방법.

[수학식 1]

$$h_v^{t+1} = U_t \left( h_v^t, \sum_{u \in N(v)} M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) \right)$$

[수학식 2]

$$M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) = \sigma(A(e_{uv}) h_u^t)$$

t: 반복 횟수,  $\sigma$ : 활성화 함수 A( ): 행렬을 출력하는 신경망

[수학식 3]

$$\hat{y} = R(\{h_v^T \mid v \in V\})$$

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 상기 손상이 발생한 케이블의 식별번호를 추정하는 제 1 작업을 위한 제 1 손실함수와 추정된 손상 케이블의 손상의 정도를 추정하는 제 2 작업을 위한 제 2 손실함수의 가중 합산을 사용하여 학습된 것인, 교량 구조물의 손상 모니터링 방법.

**청구항 4**

교량 구조물 모니터링 장치에 있어서,

하나 이상의 센서와 통신을 수행하는 통신 모듈;

교량 구조물 모니터링 프로그램이 저장된 메모리; 및

상기 교량 구조물 모니터링 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하되,

상기 교량 구조물 모니터링 프로그램은 상기 센서에서 수집된 정보에 기초하여 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환하고, GNN(graph neural network) 기반 교량 구조물 학습 모델에 상기 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력하고, 상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 상기 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력하되,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 그래프로 표현된 복수의 교량 구조물의 훈련데이터를 MPNN(Message Passing Neural Network)을 통해 학습한 것이고,

상기 그래프는 복수의 꼭지점(vertex)과 각 꼭지점을 연결하는 복수의 에지(edge)를 포함하고, 상기 꼭지점은 상기 교량 구조물의 노드의 위치 좌표를 나타내고, 상기 에지는 각 노드간의 거리, 각 노드를 연결하는 연결 요소의 종류 및 해당 연결 요소의 장력(tension)값을 나타내는 것인, 교량 구조물 모니터링 장치.

**청구항 5**

제 4 항에 있어서,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 상기 MPNN을 통해 상기 그래프의 임베딩된 꼭지점( $x_v$ )을 인접한 에지( $e_{uv}$ )를 따라 이웃한 꼭지점에 전달하는 메시지 전달 단계를 반복적으로 수행하여 구축된 것이고, 반복학습된 꼭지점의 은닉상태( $h_v$ )는 아래의 수학식 1 및 2에 정의된 메시지 함수 및 갱신 함수에 의하여 정의되고, 상기 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프에 대한 출력값은 아래의 수학식 3에 정의된 출력함수(R)에 의하여 정의되는 것인, 교량 구조물 모니터링 장치.

[수학식 1]

$$h_v^{t+1} = U_t \left( h_v^t, \sum_{u \in N(v)} M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) \right)$$

[수학식 2]

$$M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) = \sigma(A(e_{uv}) h_u^t)$$

t: 반복 횟수,  $\sigma$ : 활성화 함수 A( ): 행렬을 출력하는 신경망

[수학식 3]

$$\hat{y} = R(\{h_v^T \mid v \in V\})$$

**청구항 6**

제 4 항에 있어서,

상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 상기 손상이 발생한 케이블의 식별번호를 추정하는 제 1 작업을 위한 제 1 손실함수와 추정된 손상 케이블의 손상의 정도를 추정하는 제 2 작업을 위한 제 2 손실함수의 가중 합산을 사용하여 학습된 것인, 교량 구조물 모니터링 장치.

**청구항 7**

제 1 항 내지 제 3 항 중 어느 한 항에 따르는 교량 구조물의 손상 모니터링 방법을 수행하기 위한 컴퓨터 프로그램이 기록된 비일시적 컴퓨터 판독가능 기록매체.

**발명의 설명**

**기술 분야**

[0001] 본 발명은 GNN(Graph Neural Network)을 이용한 교량 구조물의 모니터링 방법 및 장치에 관한 것이다.

**배경 기술**

[0002] 교통 인프라의 주요 시설물 중 하나인 사장교(cable-stayed bridge)는 자연재해, 기후, 주변 진동, 그리고 차량 하중 등의 외부 환경과 복합적인 요인으로 인해 손상되고 부식된다. 특히, 사장교의 구성 요소인 케이블은 교량을 유지하는데 매우 중요한 요소이면서도 손상에 취약한 구성 요소이다. 케이블이 손상되면 강성과 단면적이 감소하는데, 케이블은 단면적이 작기 때문에 우발적인 측면 부하에 대해 저항이 낮아 손실될 수 있고, 케이블의 손실은 교량에 과부하를 발생시켜서 인접한 케이블들에도 악영향을 끼칠 수 있다.

[0003] 이에, 교량의 안전 상태를 유지하기 위해서는 케이블의 상태를 지속적으로 모니터링할 필요가 있다. 그러나 교량의 센서로부터 수집되는 데이터는 케이블의 장력에 대한 것인데, 이것 만으로는 손상된 케이블이 어떤 것인지, 그리고 손상된 케이블의 단면적은 어느 정도인지를 직접적으로 확인할 수 없다. 이를 점검 하기 위해 사람이 직접 모든 케이블을 점검하는 것은 매우 비효율적이고 유지보수 비용을 증가시킨다. 그러므로 교량의 안전성과 내구성을 보장하기 위해 새로운 방식의 교량 모니터링 방법의 개발이 요구된다.

**선행기술문헌**

**특허문헌**

[0004] (특허문헌 0001) 대한민국 등록특허공보 제10-1509305호(발명의 명칭: 케이블 손상 신호 처리 장치 및 방법)

**발명의 내용**

**해결하려는 과제**

[0005] 본 발명은 진술한 문제점을 해결하기 위한 것으로, GNN 을 이용하여 교량 구조물을 구성하는 케이블중 손상이 발생한 케이블과 손상의 정도를 출력할 수 있는 교량 구조물의 모니터링 방법 및 장치를 제공하는 것을 기술적 과제로 한다.

[0006] 다만, 본 실시예가 이루고자 하는 기술적 과제는 상기된 바와 같은 기술적 과제로 한정되지 않으며, 또 다른 기술적 과제들이 존재할 수 있다.

**과제의 해결 수단**

[0007] 상술한 기술적 과제를 해결하기 위한 기술적 수단으로서, 본 개시의 제 1측면에 따른 교량 구조물 모니터링 장치를 이용한 GNN(graph neural network) 기반의 교량 구조물의 모니터링 방법은, 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환하는 단계; GNN 기반 교량 구조물 학습 모델에 상기 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력하는 단계; 및 상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 상기 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력하는 단계를 포함한다. GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 그래프로 표현된 복수의 교량 구조물의 훈련데이터를 MPNN(Message Passing Neural Network)을 통해 학습한 것이고, 그래프는 복수의 꼭지점(vertex)과 각 꼭지점을 연결하는 복수의 에지(edge)를 포함하고, 상기 꼭지점은 상기 교량 구조물의 노드의 위치 좌표를 나타내고, 상기 에지는 각 노드간의

거리, 각 노드를 연결하는 연결 요소의 종류 및 해당 연결 요소의 장력(tension)값을 나타내는 것이다.

[0008] 또한, 본 개시의 제 2 측면에 따른 교량 구조물 모니터링 장치는, 하나 이상의 센서와 통신을 수행하는 통신 모듈; 교량 구조물 모니터링 프로그램이 저장된 메모리; 및 상기 교량 구조물 모니터링 프로그램을 실행하는 프로세서를 포함하되, 상기 교량 구조물 모니터링 프로그램은 상기 센서에서 수집된 정보에 기초하여 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환하고, GNN(graph neural network) 기반 교량 구조물 학습 모델에 상기 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력하고, 상기 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 상기 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력한다. GNN 기반 교량 구조물 학습 모델은 그래프로 표현된 복수의 교량 구조물의 훈련데이터를 MPNN(Message Passing Neural Network)을 통해 학습한 것이고, 그래프는 복수의 꼭지점(vertex)과 각 꼭지점을 연결하는 복수의 에지(edge)를 포함하고, 상기 꼭지점은 상기 교량 구조물의 노드의 위치 좌표를 나타내고, 상기 에지는 각 노드간의 거리, 각 노드를 연결하는 연결 요소의 종류 및 해당 연결 요소의 장력(tension)값을 나타내는 것이다.

**발명의 효과**

[0009] 전문한 본원의 과제 해결 수단 중 어느 하나에 의하면, 사장교를 그래프의 형태로 표현하고, 이를 기반으로 GNN 학습 모델을 구축하므로, 사장교를 구성하는 케이블의 상태를 보다 정확하게 모니터링할 수 있다. 특히, 사장교에 배치된 전체 센서가 아닌 일부 센서에서 수집된 정보만으로도, 어느 케이블에 손상이 발생하였는지, 그 케이블의 손상 정도는 어느 정도인지를 효과적으로 파악할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

- [0010] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 시스템의 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 장치의 구성을 도시한 블록도이다.
- 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 사용하고 있는 교량 구조물 모니터링 방법을 도시한 것이다.
- 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 사용하고 있는 교량 구조물 모델의 예시적인 구성을 도시한 것이다.
- 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 모델의 구축 과정을 설명하기 위한 도면이다.
- 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 방법의 실험 결과를 도시한 도면이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0011] 아래에서는 첨부한 도면을 참조하여 본원이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 본원의 실시예를 상세히 설명한다. 그러나 본원은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본원을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0012] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부분이 다른 부분과 "연결"되어 있다고 할 때, 이는 "직접적으로 연결"되어 있는 경우뿐 아니라, 그 중간에 다른 소자를 사이에 두고 "전기적으로 연결"되어 있는 경우도 포함한다.

[0013] 본원 명세서 전체에서, 어떤 부재가 다른 부재 “상에” 위치하고 있다고 할 때, 이는 어떤 부재가 다른 부재에 접해 있는 경우뿐 아니라 두 부재 사이에 또 다른 부재가 존재하는 경우도 포함한다.

[0014] 이하 첨부된 도면을 참고하여 본 발명의 일 실시예를 상세히 설명하기로 한다.

[0015] 도 1은 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 시스템의 구성을 도시한 블록도이다.

[0016] 교량 구조물 모니터링 시스템(10)은 교량 구조물 모니터링 장치(100) 및 복수의 센서(200)를 포함한다.

[0017] 교량 구조물 모니터링 장치(100)는 사장교 형태의 교량 구조물에 부착된 복수의 센서(200)로부터 전송되는 각 케이블의 장력(tension)에 대한 정보를 수집하고, 이를 GNN(graph neural network) 기반 교량 구조물 학습 모델에 입력하여, 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블 및 손상의 정도를 출력한다.

[0018] 센서(200)는 각 케이블에 결합되어, 각 케이블의 장력을 측정하고, 측정된 센싱 데이터를 데이터 통신을 통해 교량 구조물 모니터링 장치(100)에 전송한다. 이때, 각 센서(200)는 자신의 식별 정보를 포함하는 형태로 센싱 정보를 전송하며, 교량 구조물 모니터링 장치(100)는 각 센서의 식별 정보를 통해 어느 케이블에 대한 센싱 테

이터인지 식별할 수 있다. 센서(200)로는 일반적인 유선 또는 무선 센서 장치를 사용할 수 있으며, 센서(200)의 구체적인 구성은 종래의 기술과 같으므로, 이에 대한 상세한 설명은 생략하기로 한다.

- [0019] 도 2는 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 장치의 구성을 도시한 블록도이다.
- [0020] 도시된 바와 같이 교량 구조물 모니터링 장치(100)는 통신 모듈(110), 메모리(120), 프로세서(130), 데이터베이스(140) 및 입력모듈(150)을 포함할 수 있다.
- [0021] 통신모듈(110)은 복수의 센서(200)와 데이터를 송수신할 수 있다. 통신모듈(110)은 다른 네트워크 장치와 유무선 연결을 통해 제어 신호 또는 데이터 신호와 같은 신호를 송수신하기 위해 필요한 하드웨어 및 소프트웨어를 포함하는 장치일 수 있다.
- [0022] 메모리(120)에는 교량 구조물 모니터링 프로그램이 저장된다. 교량 구조물 모니터링 프로그램은 센서(200)로부터 각 케이블의 장력 데이터에 대한 정보를 누적적으로 수집하고, 이를 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델에 입력하며, GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 추론 결과에 기초하여, 교량 구조물에 배치된 케이블의 손상 발생 여부 및 손상의 정도를 출력한다.
- [0023] 이러한 메모리(120)에는 교량 구조물 모니터링 장치(100)의 구동을 위한 운영 체제나 교량 구조물 모니터링 프로그램의 실행 과정에서 발생하는 여러 종류가 데이터가 저장된다.
- [0024] 이때, 메모리(120)는 전원이 공급되지 않아도 저장된 정보를 계속 유지하는 비휘발성 저장장치 및 저장된 정보를 유지하기 위하여 전력이 필요한 휘발성 저장장치를 통칭하는 것이다.
- [0025] 또한, 메모리(120)는 프로세서(130)가 처리하는 데이터를 일시적 또는 영구적으로 저장하는 기능을 수행할 수 있다. 여기서, 메모리(120)는 저장된 정보를 유지하기 위하여 전력이 필요한 휘발성 저장장치 외에 자기 저장 매체(magnetic storage media) 또는 플래시 저장 매체(flash storage media)를 포함할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0026] 프로세서(130)는 메모리(120)에 저장된 프로그램을 실행하되, 교량 구조물 모니터링 프로그램의 실행에 따르는 전체 과정을 제어한다. 프로세서(130)가 수행하는 각각의 동작에 대해서는 추후 보다 상세히 살펴보기로 한다.
- [0027] 이러한 프로세서(130)는 데이터를 처리할 수 있는 모든 종류의 장치를 포함할 수 있다. 예를 들어 프로그램 내에 포함된 코드 또는 명령으로 표현된 기능을 수행하기 위해 물리적으로 구조화된 회로를 갖는, 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치를 의미할 수 있다. 이와 같이 하드웨어에 내장된 데이터 처리 장치의 일 예로써, 마이크로프로세서(microprocessor), 중앙처리장치(central processing unit: CPU), 프로세서 코어(processor core), 멀티프로세서(multiprocessor), ASIC(application-specific integrated circuit), FPGA(field programmable gate array) 등의 처리 장치를 망라할 수 있으나, 본 발명의 범위가 이에 한정되는 것은 아니다.
- [0028] 데이터베이스(140)는 프로세서(130)의 제어에 따라, 교량 구조물 모니터링 시스템에 필요한 데이터를 저장 또는 제공한다. 이러한 데이터베이스(140)는 메모리(120)와는 별도의 구성 요소로서 포함되거나, 또는 메모리(120)의 일부 영역에 구축될 수도 있다.
- [0029] 본 발명에서 사용되는 GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 구성과 이를 이용한 교량 구조물의 손상 모니터링 방법에 대하여 설명하기로 한다.
- [0030] 도 3은 본 발명의 일 실시예에서 사용하고 있는 교량 구조물 모니터링 방법을 도시한 것이다.
- [0031] 먼저, 평가 대상 교량 구조물을 모델링한 그래프를 임베딩 벡터로 변환한다(S310).
- [0032] 본 발명에서는 학습 모델을 구축하거나, 이를 기반으로 결과를 추론하는 과정에서, 교량 구조물을 모델링한 그래프를 생성하고, 이를 각각 임베딩 벡터로 변환하여 사용한다.
- [0033] 도 4는 본 발명의 일 실시예에서 사용하고 있는 교량 구조물 모델의 예시적인 구성을 도시한 것이다.
- [0034] 도시된 것은 세미 하프형 사장교 모델로서, 주탑, 거더, 크로스 빔, 복수의 케이블 등으로 이루어진다. 그림에 도시된 바와 같이, 전면에서 볼때, 제 1 주탑에 1번~10번의 케이블이 연결되고, 제 2 주탑에 11번~20번의 케이블이 연결되고, 후면에서 볼때, 제 1 주탑에 21번~30번의 케이블이 연결되고, 제 2 주탑에 31번~40번의 케이블이 연결될 수 있다. 이와 같은 구조에서, 어느 한 케이블이 손상되면, 다른 케이블의 인장력에도 영향을 주게 되므로, 이러한 사장교의 구조적인 특성을 이용하면, 어느 케이블에 손상이 발생하였는지를 기계 학습 모델을 통해 확인할 수 있게 된다. 또한, 전체 케이블이 아닌 일부 케이블에 센서를 결합한 상태에서도 어느 케이블에

손상이 발생하였는지를 특정할 수 있게 된다.

[0035] 학습 모델을 구축하기에 앞서, 교량 구조물을 설정하고 이에 대하여 시뮬레이션을 수행할 수 있는 모델을 통해, 특정 케이블의 손상에 따른 다른 케이블의 텐션 정보를 각각 생성할 수 있다. 본 발명의 실험 단계에서는 PAAP(Practical Advanced Analysis Program) 라는 종래에 알려진 구조해석 시뮬레이션 모델을 사용하였으나, 본 발명이 이에 한정되는 것은 아니다. 본 발명에서 사용하는 구조 해석 시뮬레이션 프로그램은 사장교를 구성하는 각 케이블의 손상 정도(단면적)에 변화를 주었을 때, 사장교를 구성하는 나머지 케이블들의 장력값을 산출할 수 있는 것이다.

[0036] 도 4의 사장교와 같이, 40개의 케이블을 가진 교량에 대하여, 다음과 같은 샘플 집합( $C_i$ )을 고려할 수 있다.

[0037] 
$$C_i = [A_1, A_2, A_j, \dots, A_{40}]$$

[0038] 이때,  $A_j$  는  $j$  번째 케이블의 단면적을 나타내는 것으로, 보다 구체적으로는 다음과 같은 수학적식을 통해 표현할 수 있다.

[0039] 
$$A_d = (1 - \alpha) \cdot A_i$$

[0040]  $A_i$  는 손상되지 않은 상태인 케이블의 단면적을 나타내고,  $A_d$ 는 손상된 상태의 케이블의 면적을 나타내며,  $\alpha$  는 매개 변수를 나타낸다. 이때,  $\alpha$  는 0과 1 사이의 값을 가진다.

[0041] 이때, 예를 들어, 매개변수  $\alpha$  를 0부터 1까지 0.01 단계로 변화해 가면, 한 케이블당 100개의 변화된 값을 획득할 수 있고, 40개의 케이블을 가진 교량이라면 총 4000개에 해당하는 데이터 샘플을 확보하게 된다.

[0042] 구조 해석 시뮬레이션 프로그램은 4000개의 케이블 단면적 변화 데이터에 대하여, 예를 들면, 10개의 케이블에서의 장력을 아래와 같이 획득할 수 있다.

[0043] 
$$U_i = [T_1, T_2, T_k, \dots, T_{10}]$$

[0044] 이와 같이, 사장교의 구조 해석 시뮬레이션 프로그램을 통해, 각 케이블의 손상 정도를 변화시키는 입력 데이터와, 이에 대한 출력으로서 각 케이블에 대한 장력 데이터를 출력으로서 획득할 수 있다. 그리고, 이와 같이 획득한 데이터를 훈련 데이터로서 활용하여 학습 모델을 구축한다.

[0045] 본 발명에서는 사장교의 구조적 토폴로지를 모델링 하기 위해, GNN(Graph Neural Network)을 사용한다. GNN은 그래프 구조의 데이터를 처리할 수 있는 강력한 딥러닝 모델로, 꼭지점(vertex)의 은닉 상태(hidden state)를 이웃들의 정보로 업데이트하여 그래프의 은닉 패턴을 포착하여 효과적으로 그래프를 분석하고 추론할 수 있다.

[0046] 또한, 본 발명에서는 이러한 GNN의 프레임 워크로서 MPNN(Message Passing Neural Network)을 사용하여 사장교 케이블의 장력과 공간 정보를 모두 활용하여 손상을 평가한다.

[0047] 먼저, 사장교의 구조적 토폴로지를 모델링 하는 그래프는 복수의 꼭지점(vertex)과 각 꼭지점을 연결하는 복수의 에지(edge)를 포함한다. 이때, 각 꼭지점( $x_v$ )은 교량 구조물의 개별 요소를 나타내는 노드의 3차원 위치 좌표를 나타낸다. 또한, 에지( $e_{uv}$ )는 각 노드간의 거리, 각 노드를 연결하는 연결 요소(케이블, 거더, 크로스 빔, 철탑)의 종류 및 해당 연결 요소의 장력값을 포함하는 6차원의 벡터이다. 이와 같이 그래프는 복수의 꼭지점들과 복수의 에지를 포함하여 이루어지는 것으로서, 각 케이블의 식별 번호 및 각 케이블의 손상 면적을 상이하게 설정함에 따라, 각각 구분되는 교량 구조물 모델에 대한 그래프를 생성할 수 있다.

[0048] 다시 도 3을 참조하면, GNN 기반 교량 구조물 학습 모델에 평가 대상 교량 구조물의 임베딩 벡터를 입력한다(S320). GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 구체적인 구성을 살펴보기로 한다.

[0049] 도 5는 본 발명의 일 실시예에 따른 학습 모델의 구축 과정을 설명하기 위한 도면이다.

[0050] 먼저, 앞서 설명한 구조 해석 시뮬레이션 프로그램을 획득한 훈련 데이터를 이용하여 GNN 기반 교량 구조물 모델을 각각 생성한다. 훈련 데이터는 그래프로 표현되는 데이터로서 특히 에지( $e_{uv}$ )에 기록되는 각 케이블의 장력 데이터를 포함하는 그래프 데이터가 입력 데이터로 사용되고, 이에 매칭되는 손상된 케이블의 식별 번호 및 해



당 케이블의 손상 정도(단면적의 넓이)가 출력 데이터로서 사용된다. 그리고, 학습 모델이 구축되면, 센서를 통해 감지된 장력 데이터가 학습 모델에 입력되고, 이에 기반하여 손상된 케이블의 식별 번호 및 손상 정도를 나타내는 값이 학습 모델에서 출력된다.

[0051] 도면을 살펴보면, 교량 구조물 모델 별로 생성된 각각의 그래프에 대하여, 각 그래프를 구성하는 꼭지점과 에지를 임베딩 벡터로 변환하고, 이를 MPNN(Message Passing Neural Network)을 통해 학습한다. 이때, 노드의 위치를 나타내는 꼭지점( $x_v$ )은 64개의 뉴런과 ReLU 활성화 함수를 갖는 완전 연결된 단일 은닉층으로 임베딩할 수 있다.

[0052] 메시지 전달 단계에서는 각 꼭지점을 나타내는 임베딩된 꼭지점을 인접한 에지를 따라 이웃한 꼭지점에 전달하며, 이와 같은 메시지 전달을 반복적으로 수행한다. 이와 같이 메시지 전달 단계를 반복적으로 수행하여 학습 모델이 구축되는데, 반복학습된 꼭지점( $x_v$ )의 은닉상태( $h_v$ )는 아래의 수학적식에 정의된 메시지 함수( $M_t$ ) 및 갱신 함수( $U_t$ )에 의하여 정의된다.

$$h_v^{t+1} = U_t \left( h_v^t, \sum_{u \in N(v)} M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) \right)$$

[0054] 이와 같은, 메시지 전달 단계는 총 T 번 반복 수행될 수 있으며, 초기 은닉 상태( $h_v^0$ ), t 번째 은닉 상태( $h_v^t$ ) 등으로 표시될 수 있다.

$$M_t(h_v^t, h_u^t, e_{uv}) = \sigma(A(e_{uv}) h_u^t)$$

[0056] 이때,  $\sigma$ 는 ReLU 활성화 함수를 나타내고,  $A()$ 는 행렬을 출력하는 2개 계층 신경망으로서, 128개의 뉴런과 ReLU 활성화 함수를 가진 제 1 계층과 64\*64 뉴런을 가진 제 2 계층을 포함할 수 있다.

[0057] 갱신 함수( $U_t$ )는 GRU(gated recurrent unit)으로 정의할 수 있다. 꼭지점 임베딩과 마찬가지로, 은닉 상태의 차원은 여전히 64이다. GRU는 꼭지점 자신의 상태와 이웃 꼭지점들로부터 수신한 메시지( $M_t$ )를 통합한다. 이러한 메시지 전달 단계를 예를 들면, 4회 반복 하고, 마지막 꼭지점들의 은닉 상태는 출력 함수(R)에 전달된다.

$$\hat{y} = R(\{h_v^T \mid v \in V\})$$

[0059] 이때, 출력함수(R)는 set2set 모델로 정의될 수 있는데, 이는 입력 데이터에 대하여 순열 불변(permutation invariant)인 LSTM(Long Short Term Memory) 네트워크이다. Set2set는 그래프 동형(isomorphism)에 대해 불변이므로, 그래프의 꼭지점을 효과적으로 통합하고 그래프 수준 임베딩을 생성할 수 있다.

[0060] 또한, 글로벌 풀링을 위해 두 개의 LSTM스택을 갖는 set2set 모델을 사용할 수 있다. 두 개의 스택된 LSTM에서 제 2 LSTM은 제 1 LSTM의 출력을 128 차원 벡터에 매핑하고, set2set 모델의 또 다른 하이퍼 파라미터인 계산 수를 2로 설정한다. 그리고, 64 개의 뉴런과 ReLU 활성화 함수로 완전히 연결된 은닉층을 추가하였다. 입력 데이터에 대한 예측은 두개의 출력 레이어에서 생성될 수 있는데, 도시된 바와 같이 40 개의 선형 단위와 1 개의 선형 단위에서 각각 생성될 수 있다.

[0061] 이와 같이 구축된 학습 모델에 평가 대상 교량 구조물의 그래프를 나타내는 임베딩 벡터를 입력하여, 결과가 출력되도록 한다. 이때, 평가 대상 교량 구조물의 그래프에는 교량 구조물에 부착된 하나 이상의 센서로부터 수집된 장력 데이터가 포함된다. 본 발명의 학습 모델의 구성에 의하면, 전체 케이블중 일부 케이블의 장력 데이터가 입력되더라도, 전체 케이블 중 손상이 발생한 케이블과 해당 케이블의 손상의 정도를 출력할 수 있게 된다.

[0062] 다시 도 3을 참조하면, GNN 기반 교량 구조물 학습 모델의 출력에 기초하여, 평가 대상 교량 구조물에서 손상이 발생한 케이블의 식별 번호 및 해당 케이블의 손상의 정도를 출력한다(S330).

[0063] 이와 같이, 본 발명에서는 학습 모델을 통해 손상된 케이블 식별 번호와 해당 케이블의 손상 정도를 출력하는데, MPNN이 두 가지 작업을 효과적으로 학습 할 수 있도록 다중 작업 학습(Multi-task learning)을 사

용한다.

[0064] 다중 작업 학습의 장점은 여러 작업을 동시에 예측하여 관련 작업을 보다 효율적으로 학습 할 수 있다는 것이다. 따라서 손상된 케이블의 손상 정도(단면적)를 예측하는 방법과 손상된 케이블을 분류하는 방법을 동시에 학습하는 것은 학습 효율성을 향상시킨다. 도 3에 도시된 바와 같이, 제안된 MPNN에는 각각 손상된 케이블의 식별 번호를 분류하는 제 1 작업(task 1)과 손상된 케이블의 단면적을 예측하는 제 2 작업(task2)에 대한 출력을 제공한다.

[0065] 제 1 작업은 분류이고, 제 2 작업은 연속 데이터에 대한 예측이다. 따라서, 아래와 같이 제 1 작업에 대한 교차 엔트로피(cross-entropy) 손실 함수와 제 2 작업에 대한 평균 절대 오차 손실 함수를 사용한다.

$$\mathcal{L}_{\text{task1}} = - \sum_i D_i \log \frac{\exp(\hat{D}_i)}{\sum_j \exp(\hat{D}_j)}$$

$$\mathcal{L}_{\text{task2}} = |A_d - \hat{A}_d|,$$

[0066]

[0067]  $D_i$ 는 전체 케이블들 중  $i$  번째 케이블이 손상되었을때를 나타내는 타겟 데이터이고,  $\hat{D}_i$  는 출력 데이터를 의미한다. 또한,  $A_d$ 는 손상된 케이블의 손상 정도를 나타내는 타겟 데이터이고,  $\hat{A}_d$ 는 출력 데이터를 의미한다. 이와 같이, 손실 함수를 통해 학습에 사용된 타겟 데이터와 출력 데이터 간의 차이가 최소화되도록 한다.

[0068] 이러한, 제 1 작업에 대한 제 1 손실함수와 제 2 작업에 대한 제 2 손실함수에 대하여 각각 가중치를 적용하고, 이를 합산한 가중 합산을 통합 손실 함수로서 사용할 수 있다.

$$\lambda_1 \mathcal{L}_{\text{task1}} + \lambda_2 \mathcal{L}_{\text{task2}}$$

[0069]

[0070] 도 6은 본 발명의 일 실시예에 따른 교량 구조물 모니터링 방법의 실험 결과를 도시한 도면이다.

[0071] 우선 구체적인 실험 조건을 설명하면, 40개 케이블에 대하여 각각 100개의 매개 변수( $\alpha$ )를 반영하여, 총 4000개의 케이스를 생성하였다. 각 케이스는 40개 케이블 중 어느 한 케이블의 매개 변수가 설정되었을때, 각 케이블에 가해지는 장력 값에 대한 데이터를 포함한다.

[0072] 학습 모델의 구축 과정에서는 교량 구조물의 그래프를 입력으로 하였는데, 훈련 데이터의 입력 데이터는 40개의 케이블중 10개의 케이블(1, 4, 9, 11, 16, 21, 24, 29, 31, 36 번)의 장력값이 사용되었고, 출력 데이터는 40개의 손상된 케이블의 식별 번호와 손상된 케이블의 단면적이 사용되었다. 이렇게 확보된 4000개의 데이터중 2400 개는 훈련 데이터로 사용되고, 800개는 검증 데이터로 사용되었으며, 800개는 테스트 데이터로 사용되었다. 이러한 데이터를 기반으로, 앞서 설정한 손실함수가 최소화 되도록 학습하였는데, 이때 배치 사이즈(batch size)는 32, 에포크(epoch)는 10000으로 설정하였다.

[0073] 본 발명의 일 실시예는 컴퓨터에 의해 실행되는 프로그램 모듈과 같은 컴퓨터에 의해 실행가능한 명령어를 포함하는 기록 매체의 형태로도 구현될 수 있다. 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터에 의해 액세스될 수 있는 임의의 가용 매체일 수 있고, 휘발성 및 비휘발성 매체, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다. 또한, 컴퓨터 판독 가능 매체는 컴퓨터 저장 매체를 포함할 수 있다. 컴퓨터 저장 매체는 컴퓨터 판독가능 명령어, 데이터 구조, 프로그램 모듈 또는 기타 데이터와 같은 정보의 저장을 위한 임의의 방법 또는 기술로 구현된 휘발성 및 비휘발성, 분리형 및 비분리형 매체를 모두 포함한다.

[0074] 본 발명의 방법 및 시스템은 특정 실시예와 관련하여 설명되었지만, 그것들의 구성 요소 또는 동작의 일부 또는 전부는 범용 하드웨어 아키텍처를 갖는 컴퓨터 시스템을 사용하여 구현될 수 있다.

[0075] 전술한 본원의 설명은 예시를 위한 것이며, 본원이 속하는 기술분야의 통상의 지식을 가진 자는 본원의 기술적 사상이나 필수적인 특징을 변경하지 않고서 다른 구체적인 형태로 쉽게 변형이 가능하다는 것을 이해할 수 있을 것이다. 그러므로 이상에서 기술한 실시예들은 모든 면에서 예시적인 것이며 한정적이 아닌 것으로 이해해야만 한다. 예를 들어, 단일형으로 설명되어 있는 각 구성 요소는 분산되어 실시될 수도 있으며, 마찬가지로 분산된 것으로 설명되어 있는 구성 요소들도 결합된 형태로 실시될 수 있다.

[0076] 본원의 범위는 상기 상세한 설명보다는 후술하는 특허청구범위에 의하여 나타내어지며, 특허청구범위의 의미 및

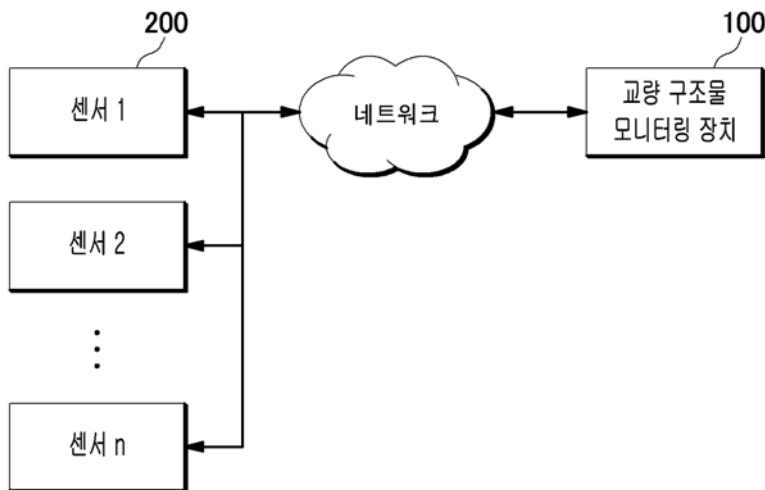
범위 그리고 그 균등 개념으로부터 도출되는 모든 변경 또는 변형된 형태가 본원의 범위에 포함되는 것으로 해석되어야 한다.

**부호의 설명**

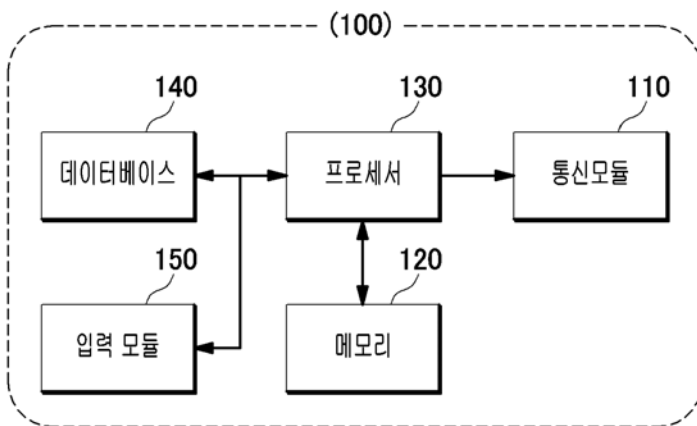
- [0077] 100: 교량 구조물 모니터링 장치
- 110: 통신 모듈
- 120: 메모리
- 130: 프로세서
- 140: 데이터베이스
- 150: 입력모듈
- 200: 센서

**도면**

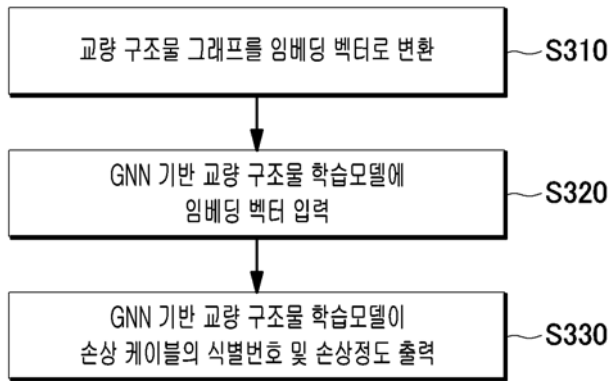
**도면1**



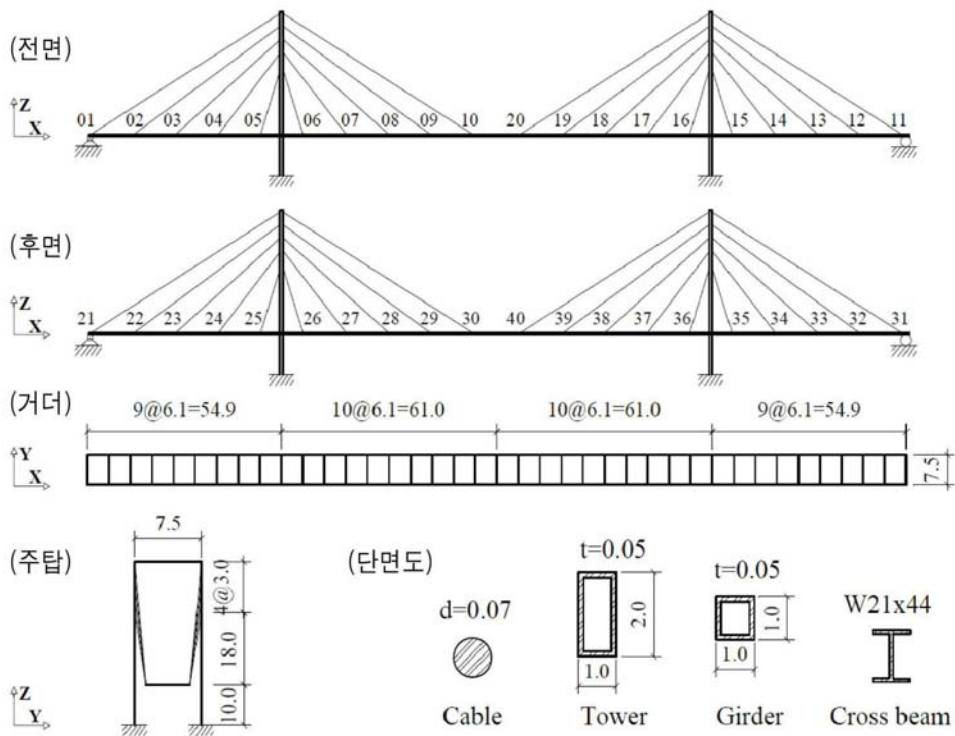
**도면2**



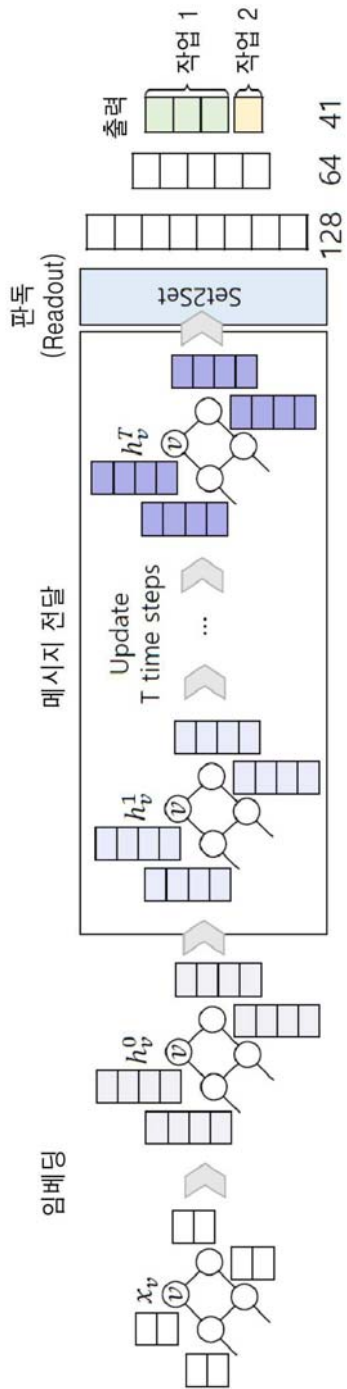
도면3



도면4



도면5



도면6

classification cross-sectional area	Accuracy (%)	MPNN	MPNN	MPNN	MLP
		( $\lambda_1=1, \lambda_2=1$ )	( $\lambda_1=0.8, \lambda_2=0.2$ )	( $\lambda_1=0.2, \lambda_2=0.8$ )	( $\lambda_1=1, \lambda_2=1$ )
MAE	<b>99.0</b>	97.375	98.625	97.0	
RMSE	<b>0.01066</b>	0.04228	0.01115	0.03775	
Correlation	<b>0.01675</b>	0.0892	0.02019	0.09393	
		<b>0.99831</b>	0.95139	0.99757	

