

건축물 IoT 센서 데이터를 분석하여 인공지능을 활용한 건축물 실시간 상태감시 및 예측 시스템

서지민 · 김정집 · 권은혜 · 정희경*

배재대학교

By Analyzing the IoT Sensor Data of the Building, using Artificial Intelligence, Real-time Status Monitoring and Prediction System for buildings

Ji-min Seo · Jung-jip Kim · Eun-hye Gwon · Heokjung Jung*

Paichai University

E-mail : jmseo@telcokorea.co.kr / skyclue@nate.com / yera1109@naver.com / hkjung@pcu.ac.kr

요 약

본 연구가 기존 연구와 구별되는 점은 다음과 같다. 첫째, IoT 기술을 활용하여 클라우드 기반으로 시스템을 구축함으로써 인터넷 연결이 되는 어느 곳에서나 건축물의 상태를 실시간으로 모니터링 할 수 있도록 시스템을 구축했다는 것이다. 둘째, 계측된 시계열 센서 데이터를 인공지능(LSTM)과 통계적 (ARIMA) 방법을 이용하여 미래를 예측하는 모델을 개발하고 제안한 예측 모델의 실효성을 건축물 축소모형을 이용하여 실험적으로 검증하였다. 셋째, 또한 다수의 센서 데이터를 융합하여 건축물의 구조적 변형을 시각화함으로써 보다 입체적으로 건축물을 상태를 분석하는 방법에 대해 제안하고 실제 지진피해 건축물 사례를 통해 제안한 방법의 효용성을 입증하였다.

ABSTRACT

The differences between this study and previous studies are as follows. First, by building a cloud-based system using IoT technology, the system was built to monitor the status of buildings in real time from anywhere with an internet connection. Second, a model for predicting the future was developed using artificial intelligence (LSTM) and statistical (ARIMA) methods for the measured time series sensor data, and the effectiveness of the proposed prediction model was experimentally verified using a scaled-down building model. Third, a method to analyze the condition of a building more three-dimensionally by visualizing the structural deformation of a building by convergence of multiple sensor data was proposed, and the effectiveness of the proposed method was demonstrated through the case of an actual earthquake-damaged building.

키워드

AI, IoT, Cloud, LSTM, ARIMA, Real-time Health Monitoring

1. 서 론

초고층 재난관리법에 따라 50층 이상 또는 높이 200m 이상의 초고층 건축물 및 지하 연계 복합 건축물들은 건축물의 상태감시를 위해 재난 안전관

리 시스템을 구축하여 정부 지침 하 안전하게 관리되고 있다[1].

반면, 초고층 재난관리법 대상은 아니지만, 주의와 관심이 필요하고 현재 사회적 이슈가 되는 노후 건축물, 지진피해 건축물, 연약지반 및 인근 공사로 인한 지반침하 관심 대상 건축물들은 현실적인 제약으로 인해 건축물의 안전 점검이 연 2회

* corresponding author

(정기 검사) 혹은 3년(정밀검사)/5년(안전진단) 주기로 드문드문 이루어지고 있어 거주자들을 안심시키기에는 부족한 것이 사실이다.

II. 본 론

2.1 시스템 구성

연구에서는 Amazon에서 제공하는 클라우드 AWS(Amazon Web Service)를 이용하였다. 개별 서버를 직접 운영하는 온-프레미스(On-Premise) 방식에 비해 클라우드 (Cloud) 방식이 보안, 운영의 확장성 및 유연성 측면에서 유리한 면이 있다. 개별 IoT 복합센서와 클라우드 서버 간에는 저전력/소규모 디바이스 특히 IoT 기기 등에서 많이 활용되는 MQTT(Message Queuing Telemetry Transport) 규격에 맞춰 통신이 이루어지며, 동시에 12개 이상의 IoT 복합센서가 동시에 안정적으로 계속될 수 있도록 시스템을 설계하였다. 수집된 계측 데이터들은 누락 신호 보간, 좌표변환, 리샘플링 등과 같은 전처리 과정을 거친 후 인공지능 예측 모델과 통계적 예측 모델의 입력 값으로 전달된다.



그림 1. Configuration of cloud-based real-time building health monitoring and prediction system

클라우드 상에서 수집된 건축물의 상태는 인터넷 연결이 되는 어느 곳에서나 원격 접근이 가능하며 이를 통해 실시간 모니터링이 가능하다. 또한 인공지능과 통계적 방법을 통해 예측된 값은 건축물에 거주하는 주민과 시공사에 알려 사고를 사전에 대응하는 데 활용된다. 앞으로는 건축물의 상태와 위치 및 지리정보를 접목하여 스마트시티 통합 안전 관리시스템 구축에 활용될 수 있을 것이다

2.2 건축물 상태 예측 모델

ARIMA를 이용한 예측 모델 자기 회기 누적 이동평균 ARIMA(Auto Regressive Integrated Moving Average) 모델은 AR 모델과 MA 모델을 동시에 포함하여 시간의 흐름에 따른 관측값들의 확률 구조를 고려하는 모델이다.

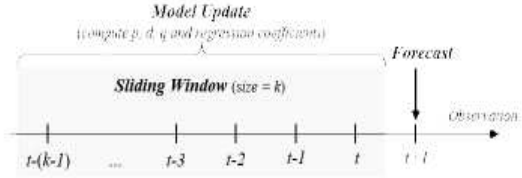


그림 2. ARIMA model with sliding window

ARIMA 모델은 시계열 데이터의 종속변수가 과거 값에 직접적으로 의존하는 AR 모델과 과거 값에 무작위로 발생한 교란 요인에 영향을 받는 MA 모델을 조합하여 시계열 데이터의 경향에 대한 설명력을 높이는 통계적 방법론이다[1]. 시계열 데이터 Z_t 가 ARIMA(p, d, q)를 만족하면 아래와 같이 표현된다.

$$\phi(B)(1-B)^d Z_t = \theta_0 + \theta_q(B)(1-B)^d Z_t \quad (1)$$

$$\text{where, } \phi_p(B) = (1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p),$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q)$$

여기서 $\phi(B), \theta(B)$ 는 자기회귀, 이동평균에 대한 다항식이며, p 는 자기회귀 차수를 나타내며 t 시점(현재)의 값에 $t-1, \dots, t-p$ 시점(과거) 값이 영향을 주는 것을 나타낸다. 그리고 d 는 차분을 나타내며, t 시점의 값에서 $t-d$ 시점의 값을 빼서 비정상성(Non-stationary) 시계열을 정상성(Stationary) 시계열로 만들어 주는 것을 의미한다. q 는 이동평균의 차수로서, t 시점의 값이 $t-1, \dots, t-q$ 시점의 연속적인 오차항들의 영향을 받는 것을 의미한다.

$$P_{201} = [\begin{matrix} +h \sin(\theta_{201y}) \\ -h \sin(\theta_{201y}) \end{matrix} \quad h \cos(\theta_{201y}) \cos(\theta_{201y})] \quad (2)$$

$$P_{202} = [\begin{matrix} D+h \sin(\theta_{202y}) \\ -h \sin(\theta_{202y}) \end{matrix} \quad h \cos(\theta_{202y}) \cos(\theta_{202y})]$$

$$P_{203} = [\begin{matrix} +h \sin(\theta_{203y}) \\ L-h \sin(\theta_{203y}) \end{matrix} \quad h \cos(\theta_{203y}) \cos(\theta_{203y})]$$

$$P_{204} = [\begin{matrix} D+h \sin(\theta_{204y}) \\ L-h \sin(\theta_{204y}) \end{matrix} \quad h \cos(\theta_{204y}) \cos(\theta_{204y})]$$

h 는 센서가 설치된 높이(층간높이)이며, L 과 D 는 센서 간의 가로/세로 간격이다. θ 는 센서를 통해 취득한 기울기 값이며 이를 통해 건축물의 3차원 변형을 가시화할 수 있다.

그림 3은 2020년 4월부터 6월까지 취득한 센서 정보를 이용하여 건축물의 3차원 변형을 가시화한 것이다.

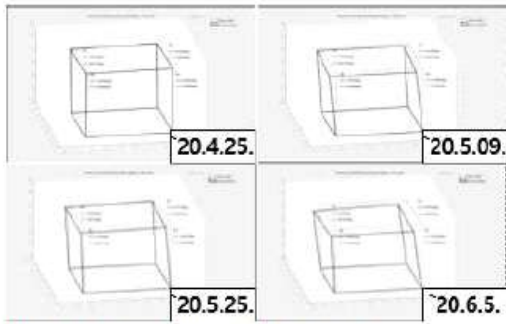


그림 3. 3D visualization result based on sensor measurements

202 센서 위치의 기울기가 가장 크다는 것을 알 수 있고 다른 위치의 기울기 역시 같은 방향으로 기울어지고 있다는 것을 시각적으로 확인할 수 있다. 실제로 202 센서가 설치된 위치 아래의 1층 필로티 기둥이 Fig. 8과 같이 지진으로 인해 가장 큰 손해를 입었고 그 영향으로 건축물 전체가 202 센서 방향으로 기울고 있다. 현재 보강대를 세워 건축물이 안정화된 상태이나 측정된 데이터를 기반으로 해석하자면 202 센서 아래 필로티 기둥 쪽에 추가적인 보강공사가 이루어진다면 건축물 안전에 도움이 되리라 기대된다. 이처럼 다중 센서를 이용한 건축물 3차원 변형 가시화는 건축물의 상태를 직관적으로 해석하는 데 도움을 줄 뿐만 아니라 개별 위치 간의 특성 상관관계를 파악하는데에도 도움이 된다.

III. 결 론

연구에서는 AI와 IoT 센서를 이용한 클라우드 기반 건축물 실시간 상태감시 및 예측시스템을 개발하였다. 건축물의 상태를 예측하기 위해 통계 기반의 ARIMA와 인공지능 기반의 LSTM 예측 모델을 설계하였고, 제안한 예측 모델의 유효성을 검증하기 위해 1/8 스케일 축소 건축물을 이용하여 실험적으로 제안한 방법의 예측정확도(MAPE)가 98% 이상 되는 것을 확인하였다. 또한 다중 센서를 통해 취득한 기울기 정보를 이용하여 건축물의 3차원 변형을 간접적으로 분석하는 방법을 제안하고 실제 지진피해 건축물 사례를 기반으로 제안한

방법의 효용성을 입증하였다.

현재는 IoT 복합센서 내부의 기울기 정보를 활용하여 건축물의 상태를 분석하여 예측하는 데 그쳤지만 앞으로는 기울기 정보와 가속도, 지진 강도들을 조합하여 건축물의 상태와 상태를 변화시킨 원인 간의 상관관계를 분석하는 영역에도 인공지능 방법을 이용하여 추가연구를 진행할 예정이다.

References

- [1] K. Kim, J. E. Colgate, J. J. Santos-Munne, A. Makhlin, and M. A. Peshkin, "On the Design of Miniature Haptic Devices for Upper Extremity Prosthetics," *IEEE Transactions on Mechatronics*, vol. 15, no. 1, pp. 27-39, 2010.