

Deep Learning applicatinos

김상현, 전기 추진 무인기 시스템을 위한 신경망 기반 배터리 이상 상태 탐지 기법(2021)
Neural Network-Based Battery Anomaly Detection Method for Electric-Powered UAS

AM202216002
전자공학과
부선아

INDEX



1. 논문 소개 Introduction

2. 배터리 이상상태 탐지를 위한 Autoencoder 신경망 구조 Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

3. 배터리 데이터셋 구축 방법과 신경망 학습 How to build a battery dataset and train a neural network

4. 실험 결과 Experiment result

5. 결론 conclusion

1. 논문소개 Introduction

김상현, 전기 추진 무인기 시스템을 위한 신경망 기반 배터리 이상 상태 탐지 기법(2021) Neural Network-Based Battery Anomaly Detection Method for Electric-Powered UAS

본 논문에서는 하나의 리튬 폴리머 배터리팩을 사용하는 무인기 시스템을 안정적으로 운영하기 위한 배터리 이상 상태 탐지 기법을 연구하였다. 이를 위해 물리 시스템과 가상시스템을 통합하는 가상 물리 시스템(CPS, Cyber-Physical System) 개념을 도입하여, 실제 비행 중인 무인기에서 획득된 배터리 잔량에 대한 시계열 데이터를 바탕으로 가상의 배터리 모델을 구현하는 방식을 적용하였다.

배터리 잔량은 현재의 배터리 전압을 바탕으로 측정이 되고 배터리의 이상상태는 내부 단락에 의해 발생하는 배터리 전압강하 그래프를 참고하여 모사하였다. 비행 중인 무인기의 배터리 잔량 변화에 대한 가상의 모델을 구현하기 위해 신경망 모델을 활용하였고, 신경망 모델 중에서 시계열 데이터를 분석하기 위해 비지도 학습 모델인 Autoencoder를 적용하였다.

In this paper, a battery anomaly detection technique was studied to stably operate an unmanned aerial vehicle system using a single lithium polymer battery pack. To this end, a virtual physical system (CPS, Cyber-Physical System) concept that integrates physical and virtual systems is introduced, and a virtual battery model is implemented based on time-series data about the remaining battery power obtained from an actual flying drone.

The remaining battery capacity is measured based on the current battery voltage, and the abnormal state of the battery is simulated by referring to the battery voltage drop graph caused by the internal short circuit. A neural network model was used to implement a virtual model for changes in the battery level of an unmanned aerial vehicle in flight, and Autoencoder, an unsupervised learning model, was applied to analyze time series data among the neural network models.

2. 배터리 이상상태 탐지를 위한 Autoencoder 신경망 구조

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

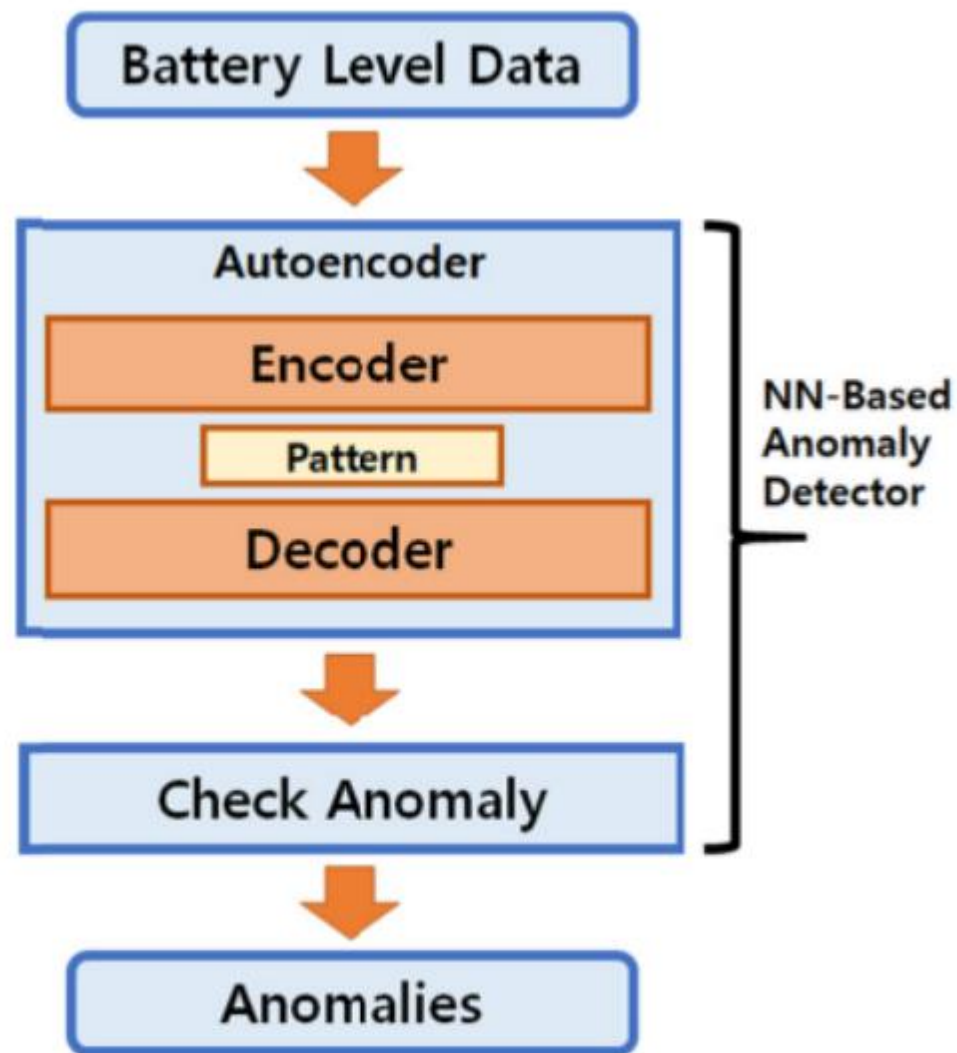


그림 1. 배터리 이상 상태 탐지 기법.

Fig. 1. Vision-Based Automatic Landing Scenario.

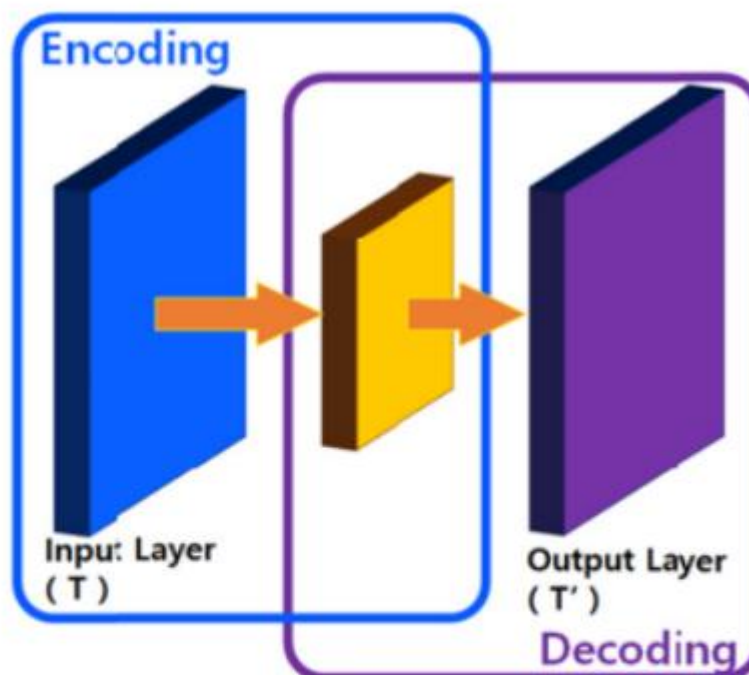


그림 2. 일반적인 Autoencoder 신경망 구조.

Fig. 2. General Autoencoder Neural Network Structure.

Autoencoder는 입력되는 데이터의 패턴을 발견하는 용도로 활용된다. 또한 Autoencoder는 비지도 학습 방식을 이용하여 인공 신경망에 입력되는 데이터 신호의 잡음을 제외하여 데이터의 전반적인 경향성을 학습하게 한다.

Autoencoder is used to discover patterns in input data. In addition, Autoencoder uses an unsupervised learning method to learn the overall trend of data by excluding the noise of the data signal input to the artificial neural network.

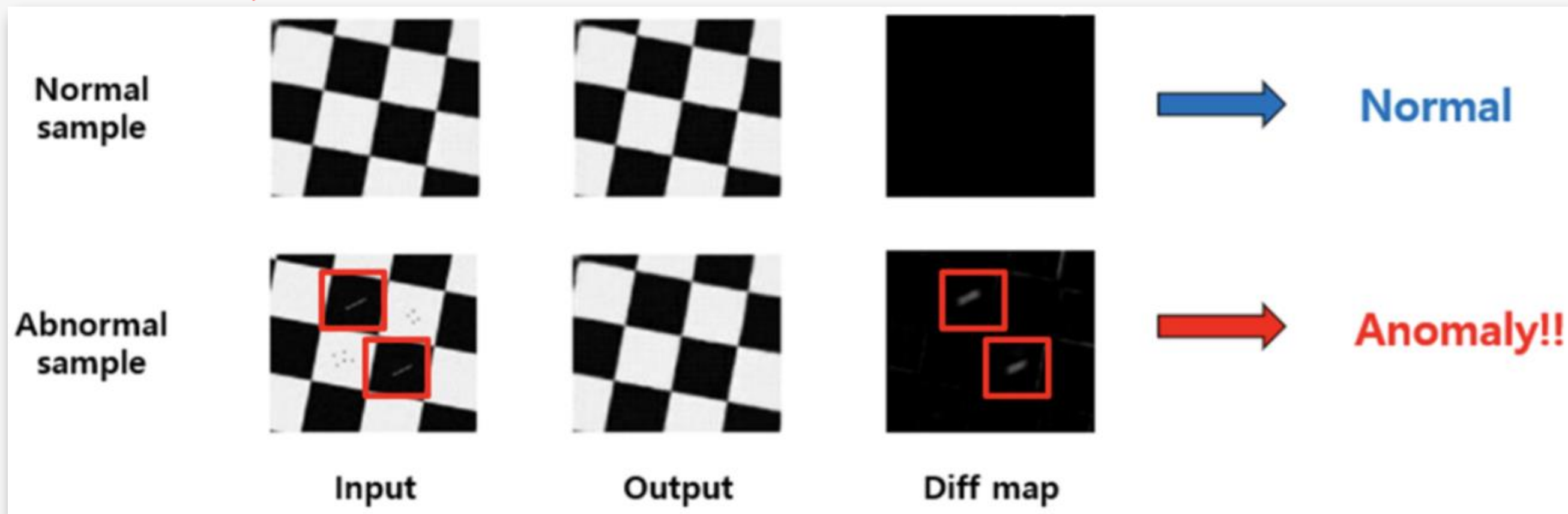
2. 배터리 이상상태 탐지를 위한 Autoencoder 신경망 구조

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

* Anomaly Detection by Autoencoder

오토인코더의 특성은 입력 데이터의 가장 중요한 특징을 학습하는 것이므로, **noise가 아닌 주요 특징에 대해서만 학습**하게된다.

Since the characteristic of the autoencoder is to learn the most important characteristics of the input data, **it learns only the main characteristics, not the noise.**



즉, 비정상 sample이 정상 sample에 복원 loss (=MSE)가 커지게 된다.

따라서, 이 복원 loss가 일정 threshold를 넘으면 비정상, 그렇지 않으면 정상으로 판명된다.

That is, the restoration loss (=MSE) of the abnormal sample to the normal sample becomes large.

Therefore, if this restoration loss exceeds a certain threshold, it is abnormal, otherwise it is determined to be normal.

2. 배터리 이상상태 탐지를 위한 Autoencoder 신경망 구조

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

$$\text{Encoding: } h = f_e(T) \quad (1)$$

$$\text{Decoding: } T' = f_d(h) \quad (2)$$

$$\text{Loss: } \mathcal{L}(T, T') = |T - T'|^2 \quad (3)$$

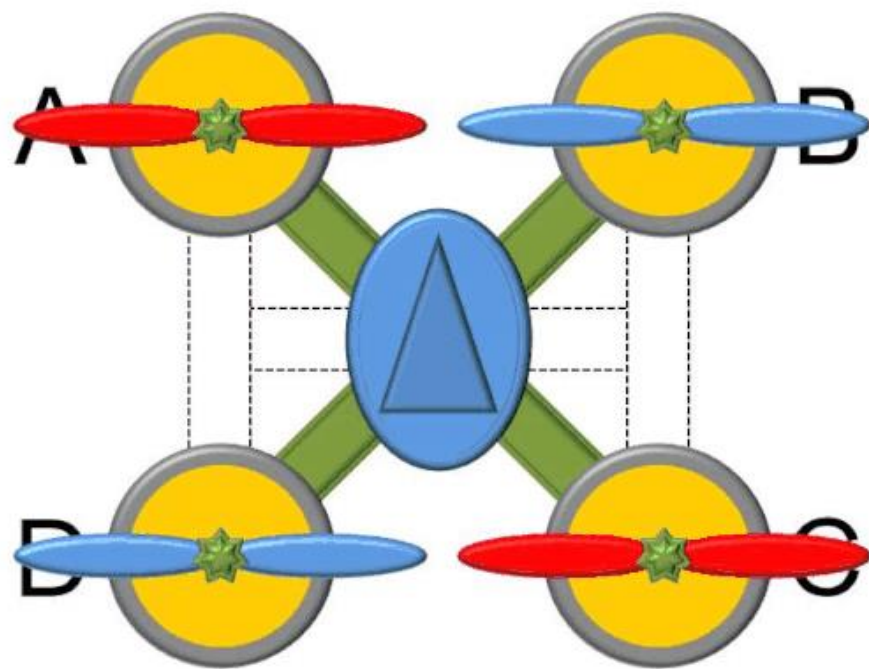
$$\text{Anomaly Check: } |T - T'| > \text{Threshold} \quad (4)$$

- 식(1) : 인코딩 과정, 입력 텐서(T)를 hidden layer(h)로 변환.
- 식(2) : 디코딩 과정, hidden layer(h)를 입력 텐서를 모방하는 출력텐서(T')로 변환.
- 식(3) : 신경망 학습을 하기위해 역전파가 진행되고 이를 위한 Loss함수.
- 식(4) : 입력되는 텐서T와 출력되는 텐서T'의 차이가 사전에 정의된 threshold값 보다 크면 이상 상태 데이터로 판별.
- 여기서, 이상 상태 탐지를 하기위한 threshold 값은 정상 상태인 시계열 데이터의 prediction 값의 MAE를 기준으로 설정 하였고, 정상 상태 데이터의 MAE계산 값을 threshold에 대입하여 사용.

- Equation 1 : Encoding process, converting the input tensor(T) into a hidden layer(h).
- Equation (2): The decoding process, transforms the hidden layer(h) into an output tensor(T') that mimics the input tensor.
- Equation (3): Backpropagation is performed to learn the neural network, and the Loss function for this
- Equation (4): If the difference between the input tensor T and the output tensor T' is greater than a predefined threshold value, it is determined as abnormal state data.
- The threshold value for detecting anomalies was set based on the MAE of the prediction value of the time series data in the steady state, and the MAE calculated value of the steady state data is used by substituting the threshold.

3. 배터리 시계열 데이터셋 학습

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection



배터리 시계열 데이터는 그림4와 같은 DJI Tello 쿼드콥터를 활용하여 수집하였다. DJI Tello에 장착된 배터리는 리튬폴리머 배터리이며 전압이 3.8V이고 용량은 1.1Ah이다.

비행 중인 쿼드콥터로부터 실시간으로 배터리 잔량 정보를 호스트 PC로 받는 과정을 통해 배터리 잔량에 대한 시계열 데이터를 수집하였다.

표 1. DJI Tello 사양.

Table 1. DJI Tello Specifications.

Weight	80g (Battery Included)
Body Size	98 x 92.5 x 41 mm
Propeller Size	3 inch
Max. Speed	8 m/s
Max. Flight Time	13 min.
Battery	1.1 Ah / 3.8 V

Battery time series data were collected using a DJI Tello quadcopter as shown in Figure 4. The battery installed in the DJI Tello is a lithium polymer battery with a voltage of 3.8V and a capacity of 1.1Ah.

Time series data on the remaining battery level were collected through the process of receiving the remaining battery level information from the quadcopter in flight to the host PC in real time.

3. 배터리 시계열 데이터셋 학습

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

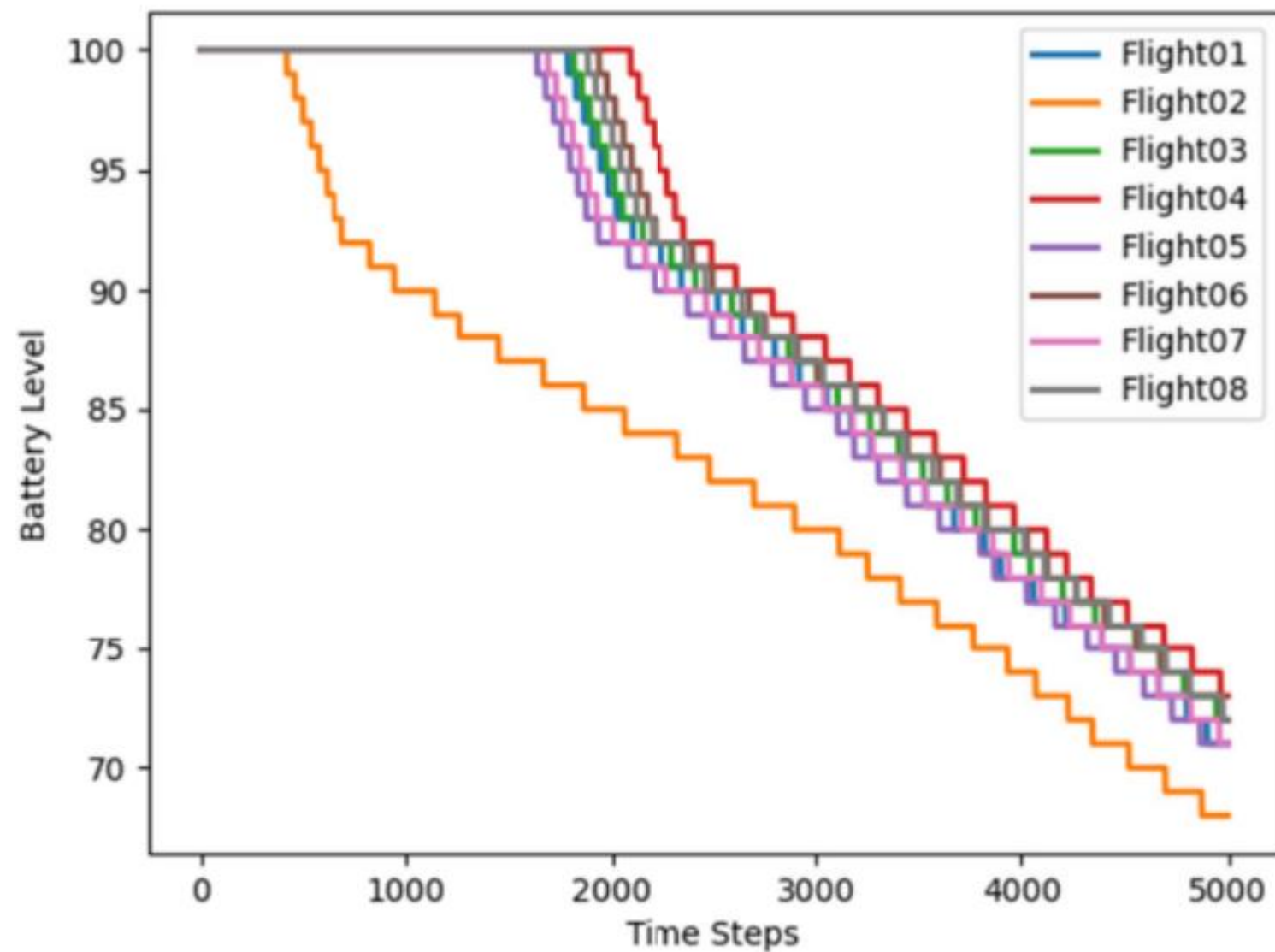


그림 6. DJI Tello 배터리 잔량 데이터.

Fig. 6. DJI Tello Battery Level Data.

--> 두 번째 비행(Flight02)의 경우 다른 비행 데이터와 큰 차이가 있음.

이는 배터리 시계열 데이터의 경향성은 유사하지만 배터리 잔량이 100%일 때 동일하게 시작하더라도 배터리 감소율은 매 비행 시 마다 다소 차이가 있기 때문.

배터리의 이상 감지의 예로는 순간적인 전압 강하가 있으며 이러한 유형의 이상 데이터만 감지하는 것이 중요하다. 따라서 Flight02는 비정상적으로 판단되지 않는다.

--> In the case of the second flight (Flight02), there is a big difference from other flight data. This is because the trend of the battery time series data is similar, but the battery decrease rate is slightly different for each flight, even if the battery starts the same when the remaining battery level is 100%. An example of an anomaly detection of a battery is a momentary voltage drop, and it is important to detect only this type of anomaly data. Therefore, flight02 is not judged as abnormal.

3. 배터리 시계열 데이터셋 학습

Autoencoder Neural Network Structure for Battery Anomaly Detection

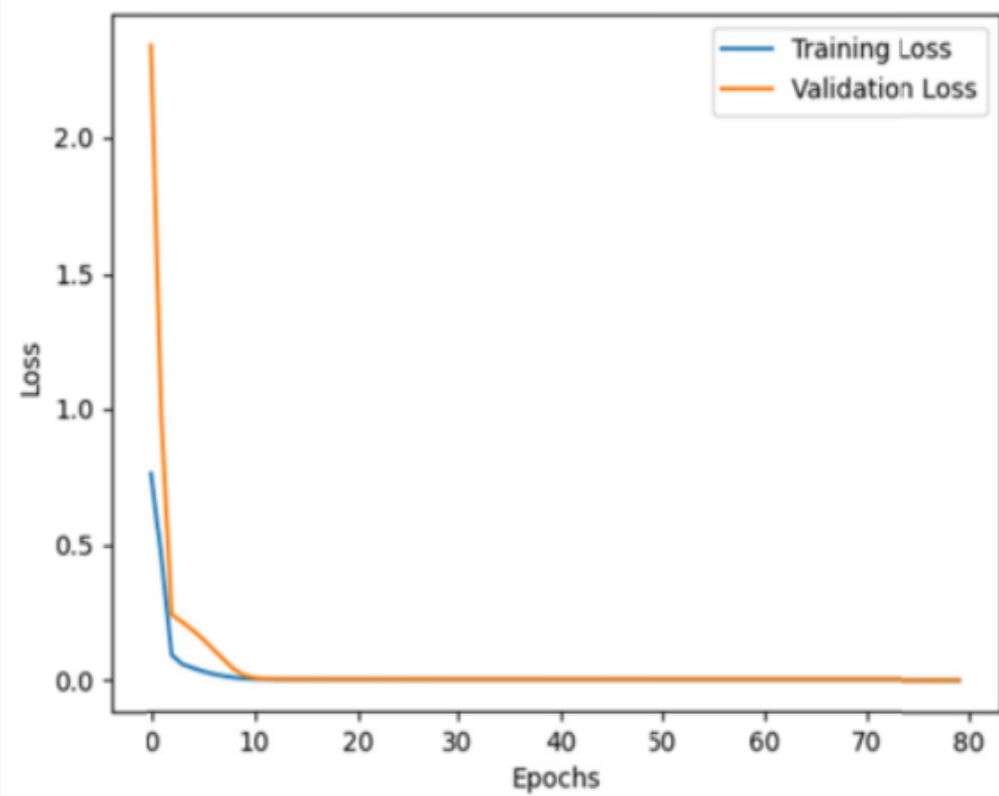


그림 7. Loss 그래프 1.
Fig. 7. Loss Graph 1.

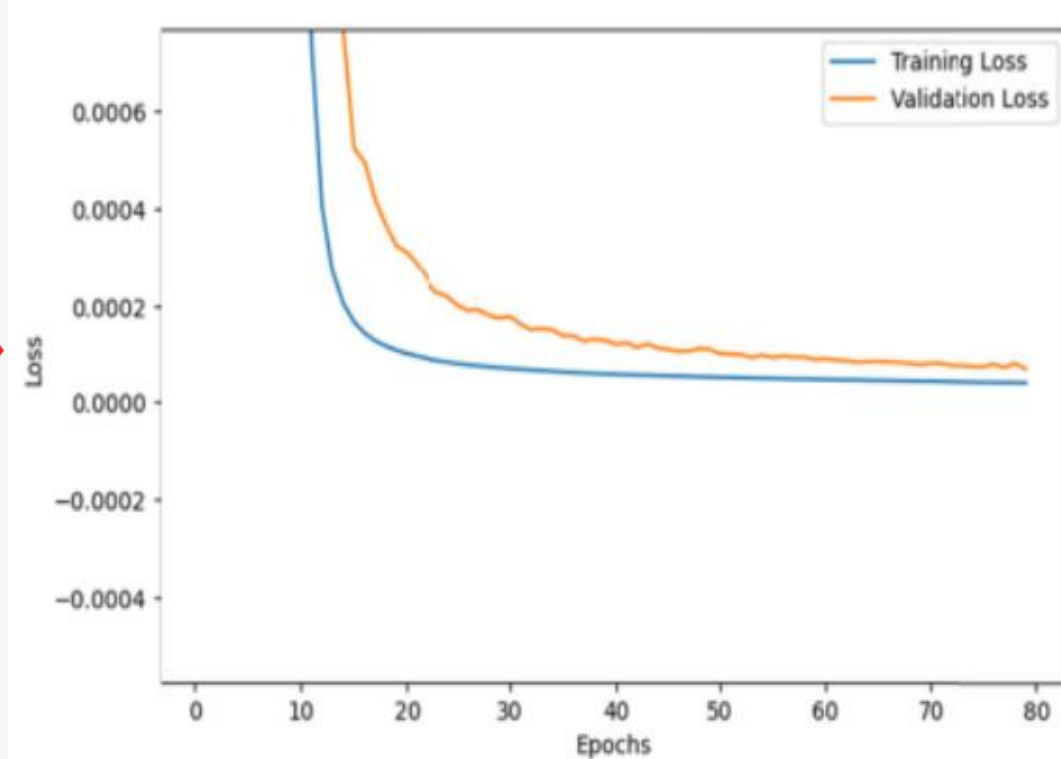


그림 8. Loss 그래프 2.
Fig. 8. Loss Graph 2.

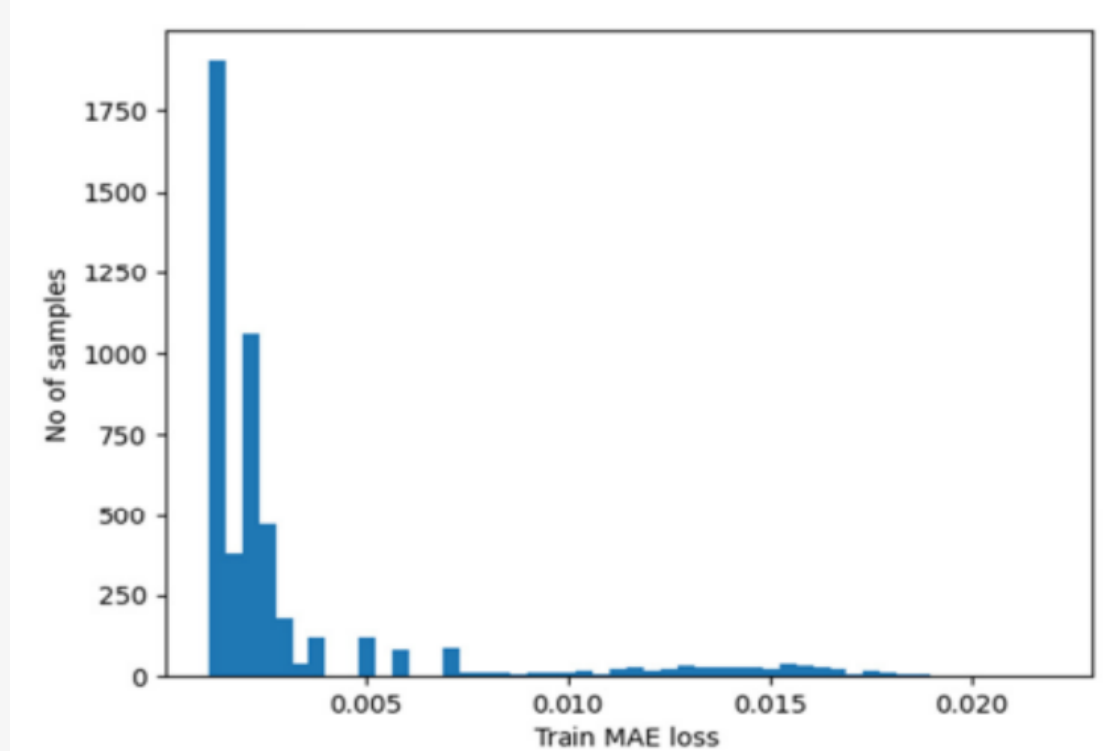


그림 9. Flight01 데이터로 학습된 신경망의 MAE 분포.
Fig. 9. MAE Distribution of Neural Network Trained with Flight01 Data.

4. 실험 결과 Experiment result

- 사용한 이상상태 데이터 : 정상 시계열 데이터를 인위적으로 변조

1) 그림10. 배터리 잔량값이 순간적으로 감소했다가 원래 상태로 회복하도록 변조

2) 그림11. 배터리 잔량값이 순간적으로 감소하여 더 이상 증가하지 않도록 변조

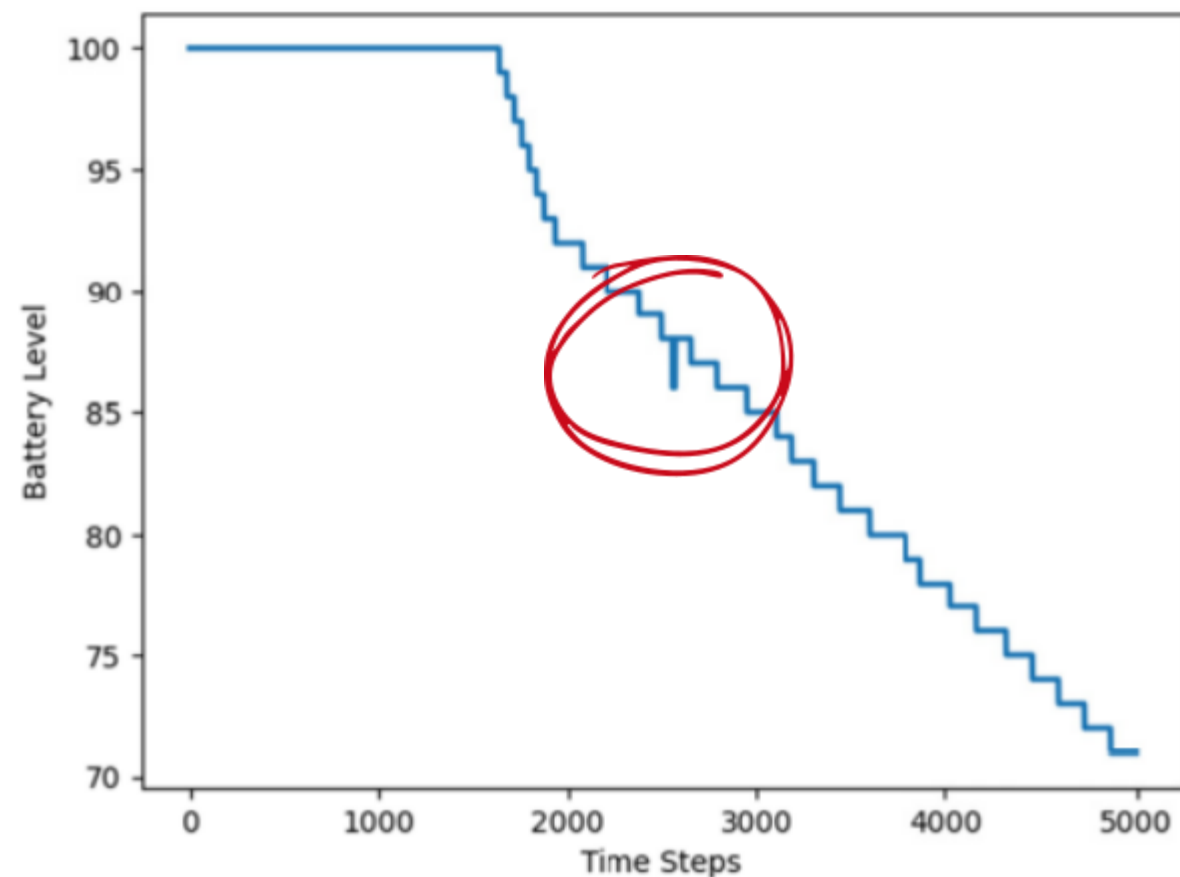


그림 10. 배터리 이상 상태 유형 1.

Fig. 10. Battery Anomaly Type 1.

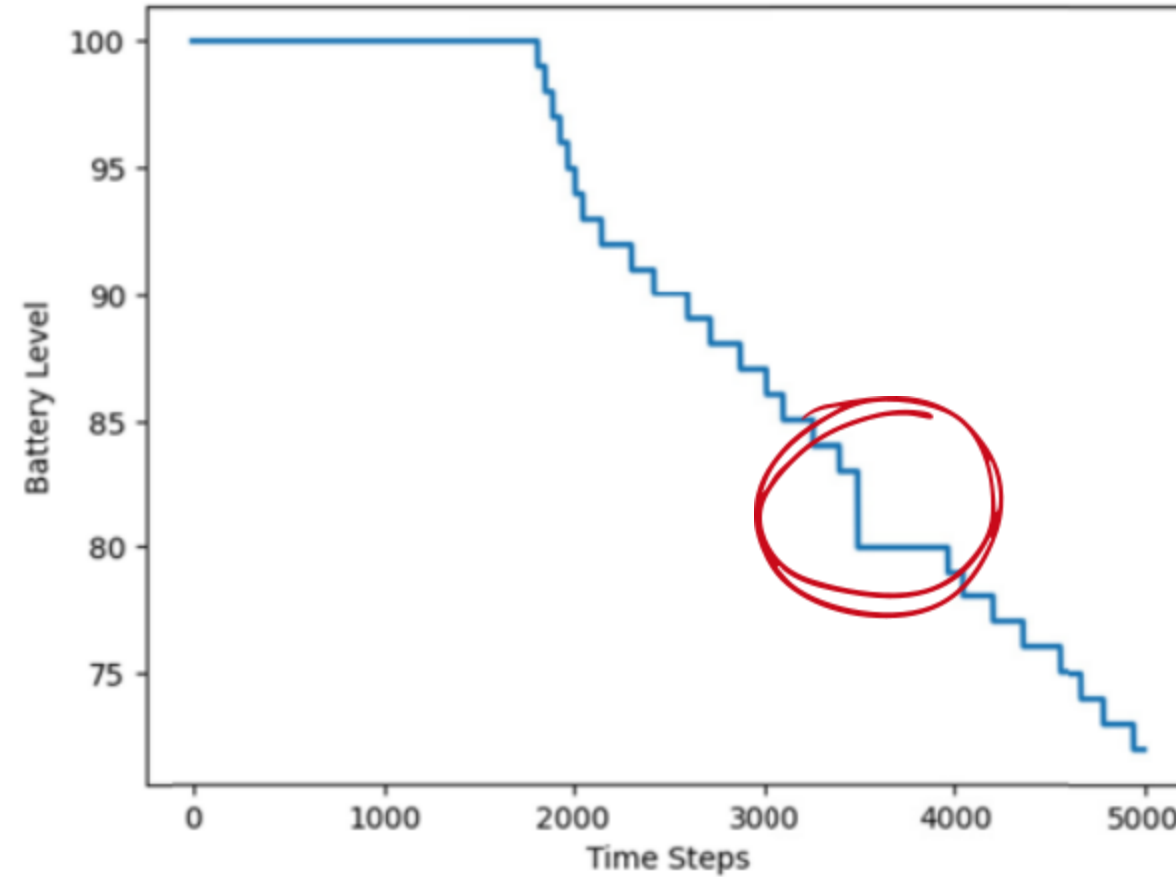


그림 11. 배터리 이상 상태 유형 2.

Fig. 11. Battery Anomaly Type 2.

- Abnormality data used: artificially modulating normal time series data

1) Fig10. Modulated so that the remaining battery level momentarily decreases and then returns to its original state.

2) Fig11. Modulated so that the remaining battery level momentarily decreases and no longer increases

4. 실험 결과 Experiment result

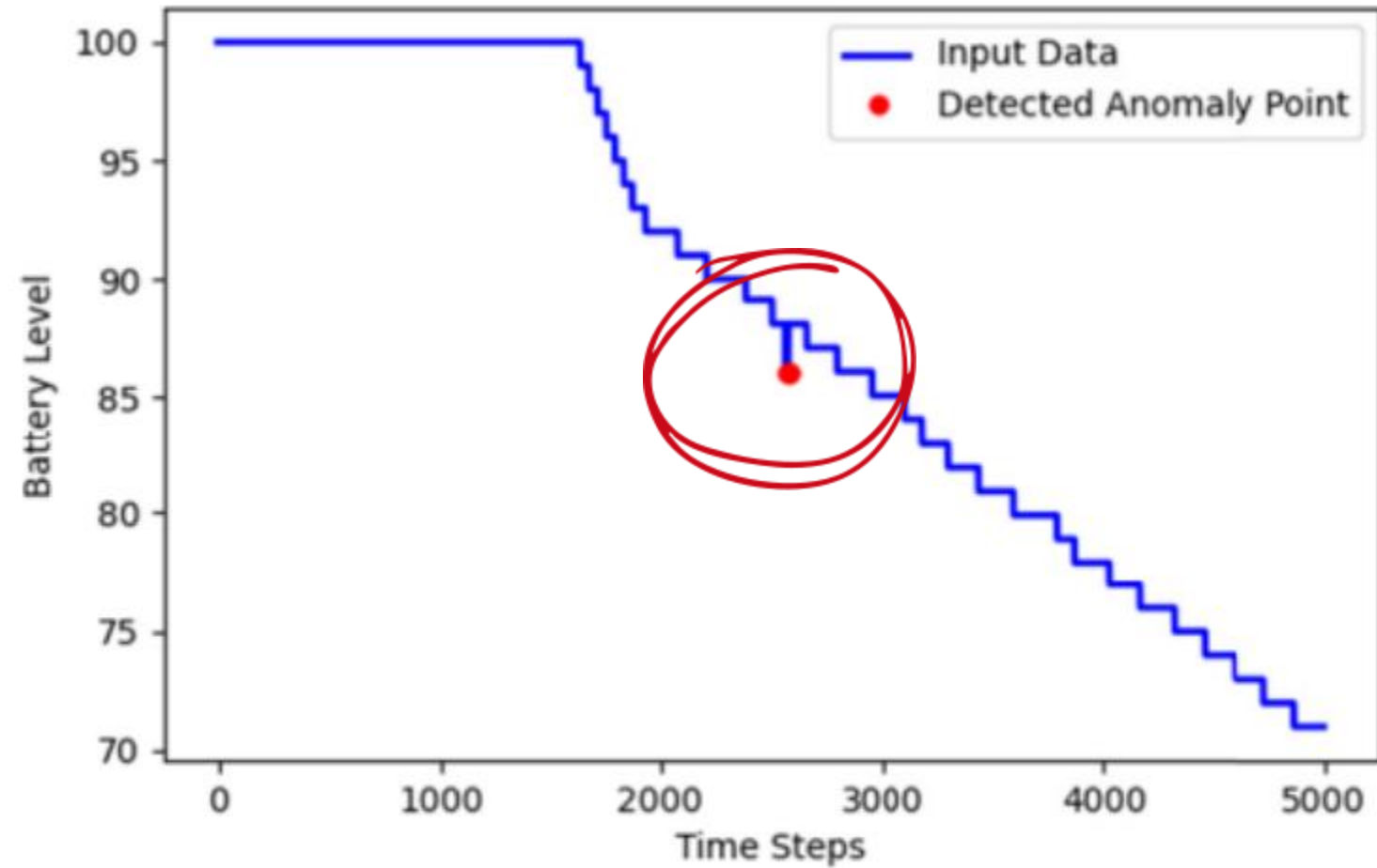


그림 13. 이상 상태 탐지 결과 1: $n=20$.

Fig. 13. Anomaly Detection Result 1: $n=20$.

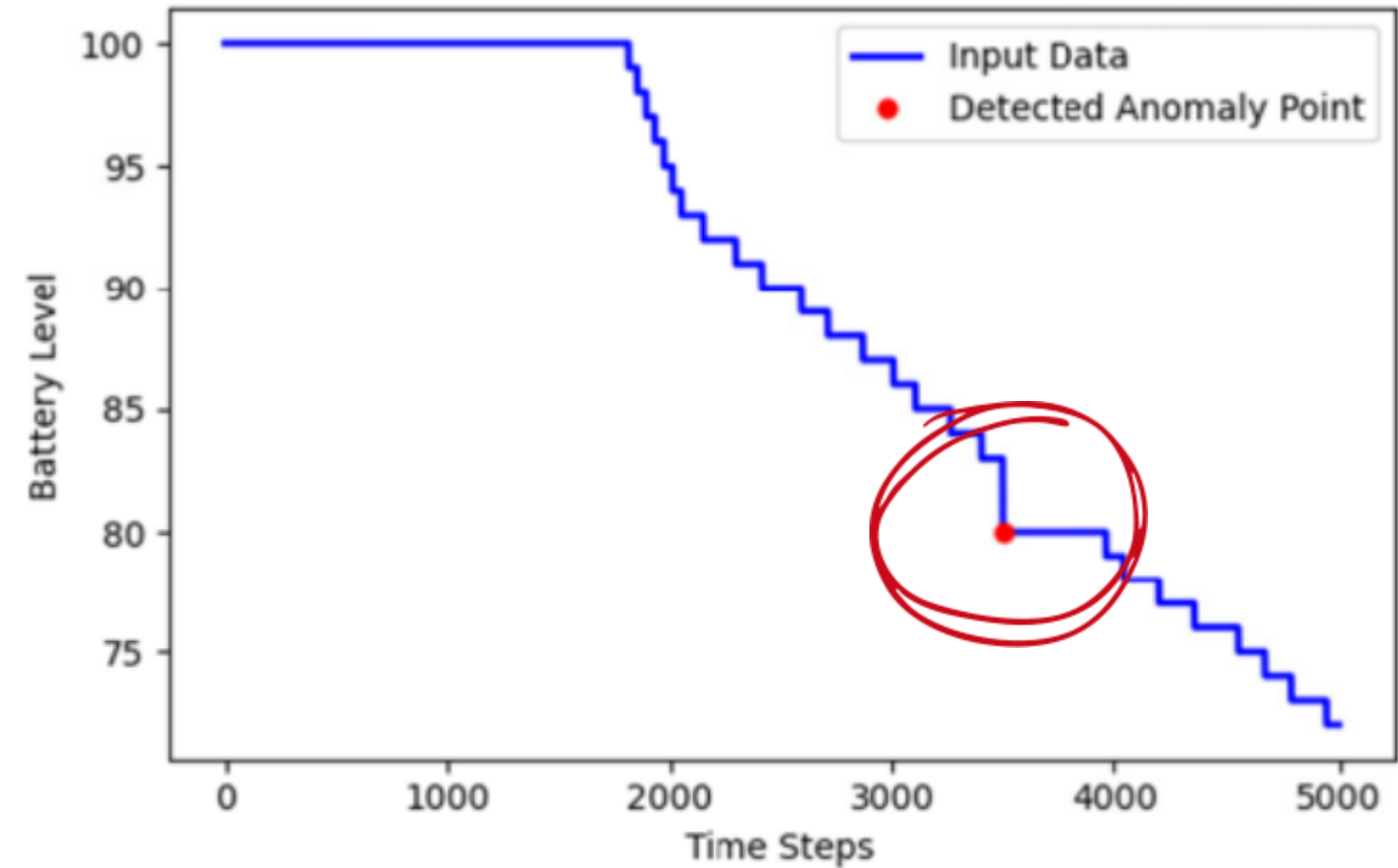


그림 15. 이상 상태 탐지 결과 2: $n=20$.

Fig. 15. Anomaly Detection Result 2: $n=20$.

4. 실험 결과 Experiment result

- Autoencoder 신경망 기반 이상 상태 탐지 기법이 Flight02 데이터를 정상 데이터로 인식하는지에 대한 실험

Experiment on whether the Autoencoder neural network-based anomaly detection technique recognizes Flight02 data as normal data

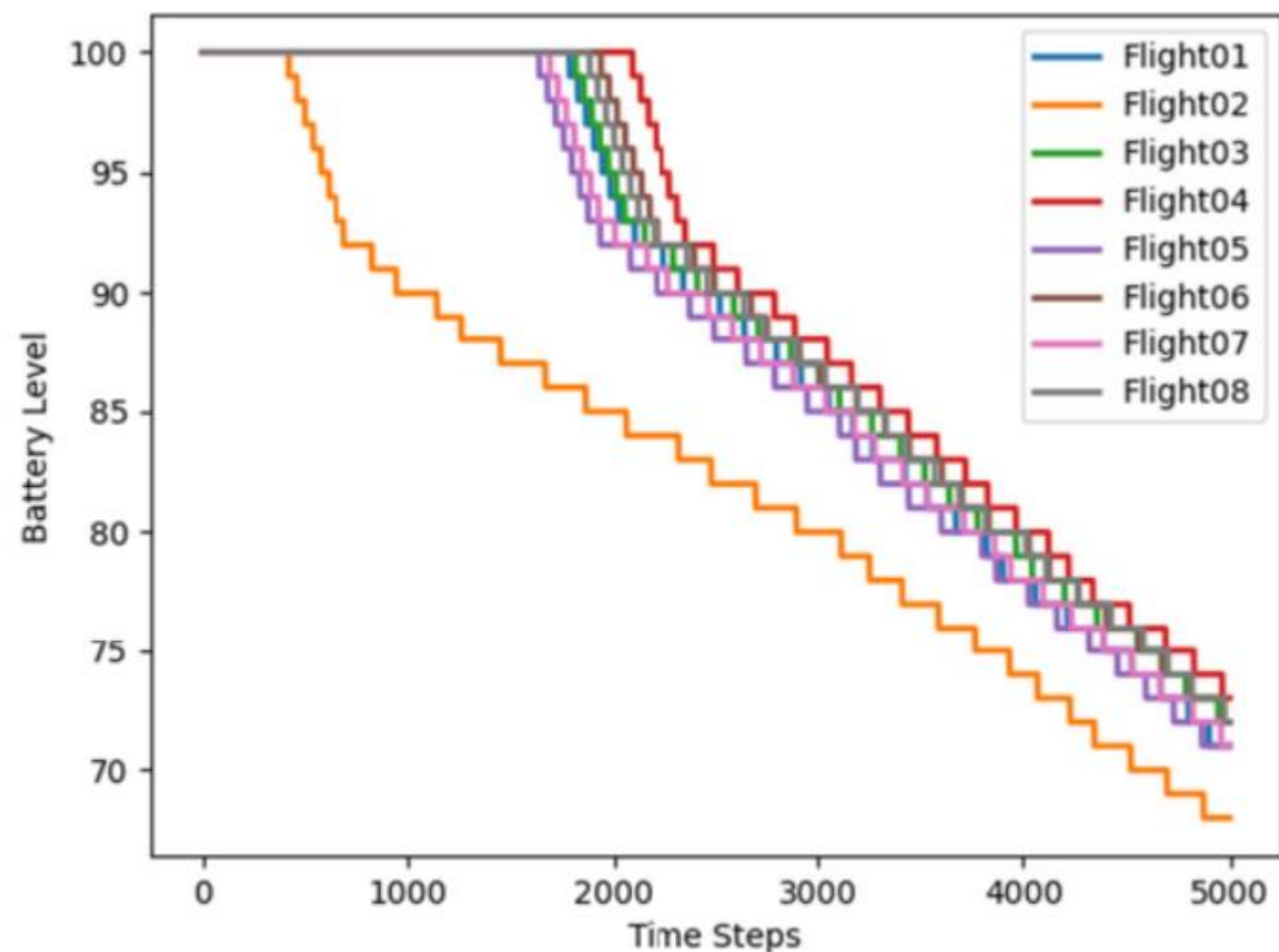


그림 6. DJI Tello 배터리 잔량 데이터.

Fig. 6. DJI Tello Battery Level Data.

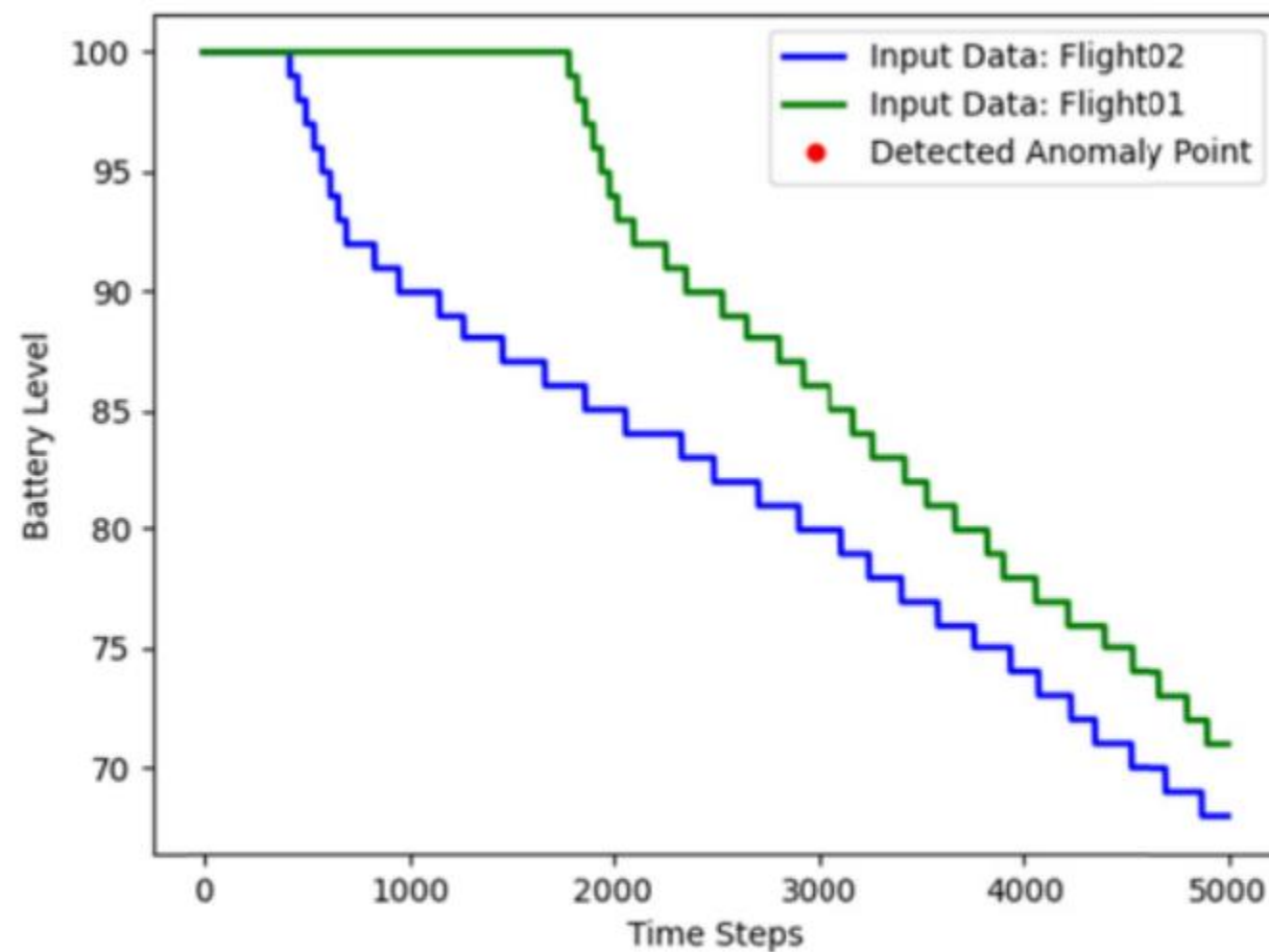


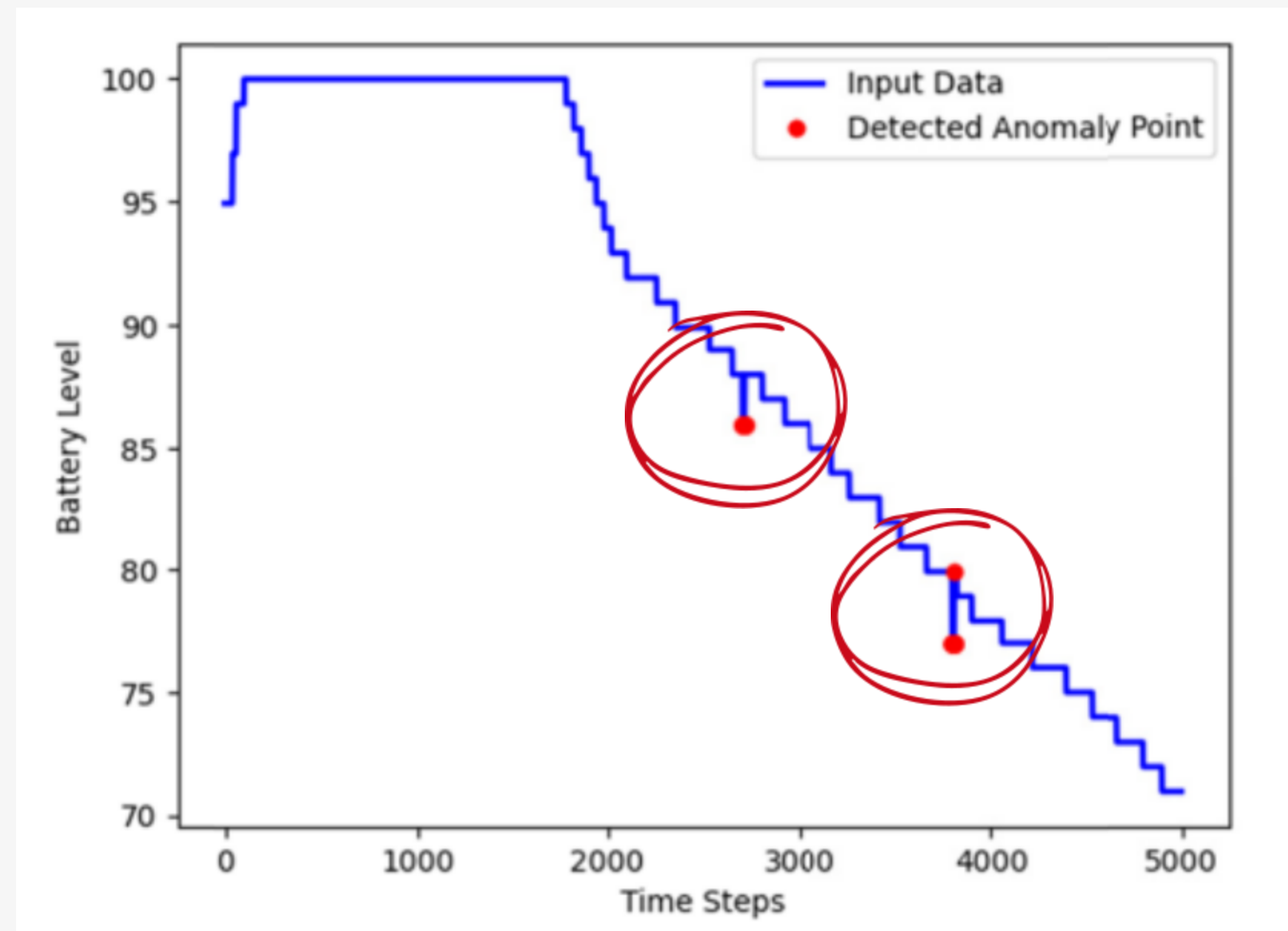
그림 16. 이상 상태 탐지 결과 3: $n=20$.

Fig. 16. Anomaly Detection Result 3: $n=20$.

4. 실험 결과 Experiment result

- 배터리 감소가 단조 감소가 아닌 유형에서도 배터리가 이상 상태를 탐지할 수 있는지, 여러 개의 이상상태가 발생하였을 때도 전부 감지하는지에 대한 실험

Experiments on whether the battery can detect an abnormal condition even when the battery decrease is not a monotonic decrease, and whether it detects all abnormal conditions when multiple abnormal conditions occur



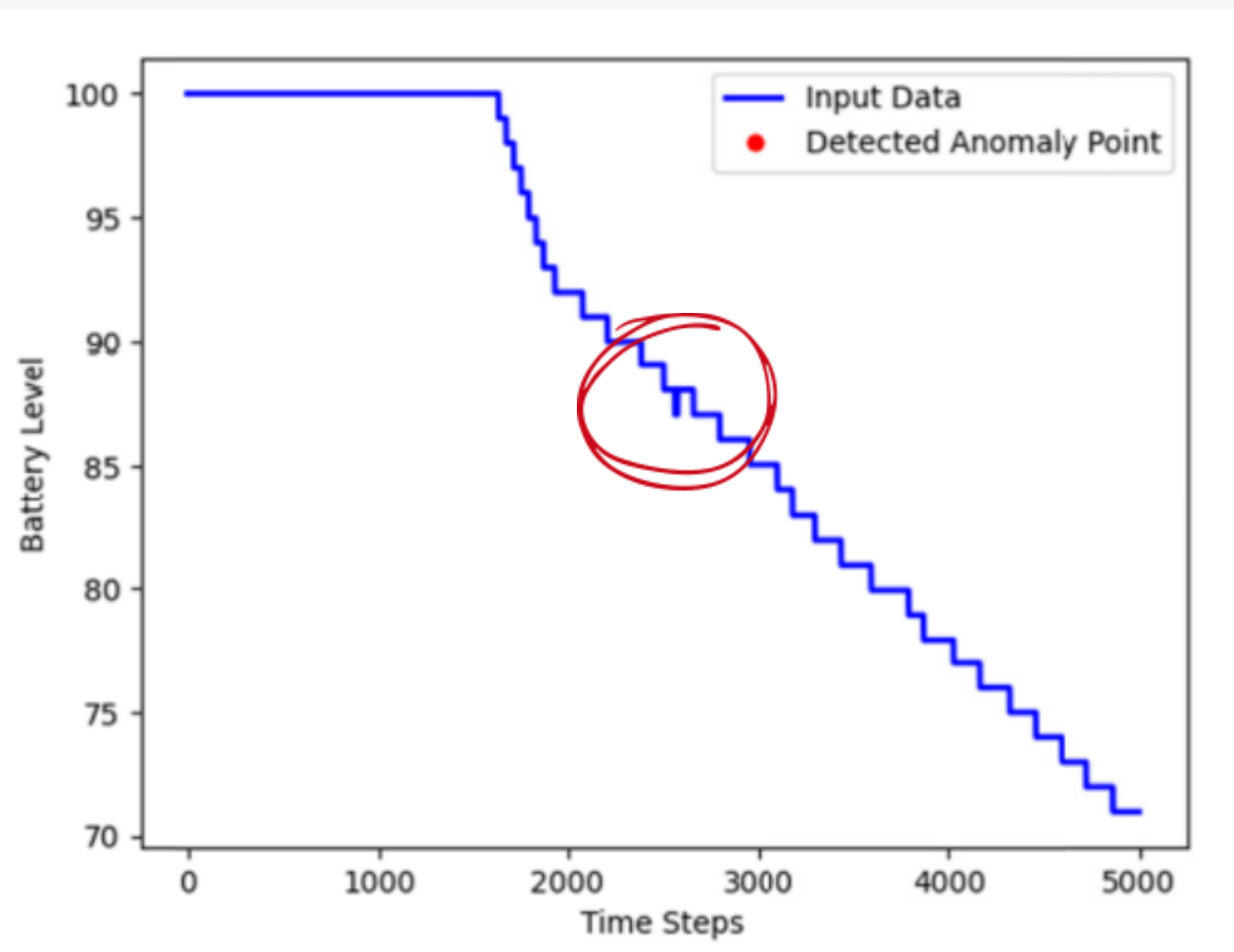
4. 실험 결과 Experiment result

Autoencoder 신경망 기반 이상상태 탐지 기법의 한계

: 배터리 잔량 데이터를 변조시, 1% 정도만 차이하도록 변조하게 되면 그 결과 미량 변조된 데이터에서는 이상 상태 탐지가 되지 않음.

Limitations of Autoencoder Neural Network-based Anomaly Detection Techniques

: When modulating the remaining battery data, if the data is modulated to make a difference of only 1%, as a result, no abnormality is detected in the slightly modulated data.



5. 결론 Conclusion

실험 결과 본 논문에서 구현한 신경망 기반 배터리 이상 상태 탐지 기법이 본 논문에서 제시한 시나리오에서 정상상태와 이상 상태를 구분할 수 있는 것을 확인하였다. 추후, 인위적으로 변조한 이상 상태 데이터가 아닌 실제로 이상 동작하는 배터리로 이 실험을 수행한다면 본 논문에서 제시한 기법이 실제 하드웨어에서도 의미가 있는 성능을 보인다는 것을 검증할 수 있을 것이다.

As a result of the experiment, it was confirmed that the neural network-based battery anomaly detection technique implemented in this paper can distinguish the normal state from the abnormal state in the scenario presented in this paper. In the future, if this experiment is performed with a battery that actually operates abnormally rather than artificially modulated abnormal state data, it will be possible to verify that the technology presented in this paper shows meaningful performance even in actual hardware.

Thank you :)