

1-D CNN 기반 자동차 휠 너트 풀림 상태 예측 기법 개발

Development of Prediction Algorithm Featuring 1-D CNN for Vehicle Wheel Nuts

황 규 용* · 정 성 민** · 오 종 석†

Gyu-Yong Hwang*, Soeng-Min Jeong** and Jong-Seok Oh†

(Received February 22, 2022 ; Revised April 14, 2022 ; Accepted July 6, 2022)

Key Words : 1-D Convolutional Neural Network(1-D 합성곱 신경망), Wheel Nut Loosening(휠 너트 풀림), Accelerometer(가속도 센서), Time Series(시계열 데이터), Data-based Fault Diagnosis(데이터 기반 고장진단)

ABSTRACT

To predict the loosening state of a ehicle wheel nuts, a prediction algorithm featuring a 1-D convolutional neural network (CNN) has been proposed. After the acceleration of unsprung mass is measured, a feature matrix is obtained. Based on the feature matrix, the training stage of the 1-D CNN is conducted. Then, it is implemented using MATLAB/Simulink post data preprocessing, learning, and verification. To evaluate the prediction performance of the proposed model, we compared it with a 2-D CNN model. In addition, the robustness of the 1-D CNN model under various types of sensor noise has been analyzed.

1. 서 론

최근 기계시스템의 결함이나 손상을 파악하기 위해 대부분 정기적인 예방정비를 시행하고 있지만, 부품 교체로 인한 비용손실이나 갑작스러운 고장에는 대처가 어려운 문제가 있다. 이와 같은 이유로 최근 PHM(prognostics and health management) 기술이 연구되고 있다⁽¹⁾. 여기서 데이터를 분석하는 방법인 데이터 기반 고장진단 기술은 주기적인 모니터링을 통해 건전성 인자들을 수집 후, 패턴인식, 머신러닝 등의 데이터 처리 기법을 활용하여 정상, 이상 상태

를 파악하는 데이터 기반 진단기술이며 사물인터넷 기술의 발달, 센싱 기술의 발달을 기반으로 많은 연구가 진행되고 있다⁽²⁾. 이에 이 논문에서는 데이터 기반 진단 기술인 자동차 휠 너트 풀림 정도를 예측하기 위한 연구를 진행하였다.

볼트 및 너트에 의한 기계식 체결은 구조물 결함에 신뢰성과 효율성에 의해 많이 사용되는 요소이다⁽³⁾. 볼트 및 너트를 활용한 체결 구조물은 다른 체결 방식 보다 높은 강도와 강성을 제공하여 사용 빈도가 높다⁽⁴⁾. 하지만 볼트 및 너트의 체결은 진동이나 충격 등에 의해 풀림이 발생할 수 있으며 체결력은 제조 단계에서 결정되므로 지속적인 관찰 및 관리가 필요하다⁽⁵⁾.

† Corresponding Author ; Member, Department of Future Convergence Engineering, Kongju National University, Professor
E-mail : Jongseok@kongju.ac.kr

* Department of Automotive Engineering, Kongju National University, Student

** Department of Future Convergence Engineering, Kongju National University, Student

‡ Recommended by Editor Nam Keun Kim
© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

휠과 타이어는 차량이 도로와 접촉하는 유일한 부위이며, 승차감과 성능에 영향을 미치고 안정성에 직결되는 부분이다. 일반적으로 바퀴당 4개~5개의 휠 너트가 체결된다. 차량 제조사들은 휠 너트에 규정된 토크를 인가함으로써 허브볼트에 적절한 인장력을 발생시켜 안정적인 장착을 유지한다. 하지만 반복적인 주행 하중과 사용 조건 등 여러 환경적인 요소로 인해 체결력이 초기 상태보다 저하될 가능성을 가지고 있으며, 이는 허브볼트에 인장 방향이 아닌 전단 방향의 힘이 발생하는 원인이다. 일반적으로 볼트는 인장 방향보다 전단 방향에 취약한 구조임으로 체결력의 저하는 슬립으로 인한 전단력을 발생시켜 파손 원인이 될 수 있다. 이러한 휠 너트 풀림 현상은 주행 중 충격과 진동을 받아 종종 발생하며 탑승자의 목숨과 직결된 만큼 상시 모니터링이 필요하지만 이에 관한 기술은 연구된 바가 없다.

이와 같은 이유로 이 연구에서는 차량 하부에 가속도 센서를 부착하고 차량 앞바퀴 볼트 체결 정도를 다르게 하여 바퀴 회전 시 발생하는 가속도 신호를 획득하여 특징을 추출하였다. 그 후 합성곱 신경망을 통과시켜 학습 정확도를 비교하고 노이즈에 의한 강건성 분석을 진행하였다.

최근 고장진단에는 LSTM(long short-term memory)과 합성곱 신경망이 주로 사용된다. LSTM은 RNN(recurrent neural network) 기법의 하나로 셀, 입력 게이트, 출력게이트, 망각 게이트를 이용해 기존 RNN의 기울기 소실 문제를 방지하도록 개발되었다. 시계열 데이터를 통한 학습에 좋은 모습을 보이나 합성곱 신경망에 비해 많은 파라미터가 필요하고 학습 시간도 느린 것으로 알려져 있다⁽⁶⁾.

합성곱 신경망은 컴퓨터 비전 영역에서 병렬 연산을 통해 높은 정확도를 획득할 수 있으며 적은 파라미터를 통한 실시간 예측에 많이 사용된다. 이와 같은 이유로 합성곱 신경망(convolutional neural network, CNN)이 적합하다고 판단하여 이미지 분류로 주로 사용되는 2-D 합성곱 신경망과 이 연구에서 사용한 딥러닝 기법인 1-D 합성곱 신경망 학습 결과와 비교하고 SNR(signal-to-noise ratio) 관점에서 강건성을 분석하였다.

이후 이 논문의 순서는 2장에서 가속도 센서를 통해 신호 획득과정과 신경망 통과 과정을 서술하고 3장에서 결과, 강건성 분석을 진행한다. 마지막으로 4장에서 결론을 요약한다.

2. 본 론

2.1 합성곱 신경망

최근 몇 년 동안 이미지를 활용한 2-D CNN은 컴퓨터 비전 분야에서 뛰어난 효과를 보였다. 하지만 산업용 기계 상태 모니터링에는 효과적인 응용 프로그램에 대한 발전이 거의 없으며 시계열 신호와 같은 1-D 데이터를 분류하는 데 직접 사용할 수 없어 효과적으로 해결하기 위한 1-D CNN이 제안되었고 진동 신호의 모니터링을 빠르고 효율적으로 처리할 수 있음이 밝혀졌다⁽⁷⁾. 또한 이미지를 주로 사용하는 2-D CNN은 학습 정확도가 높다는 장점이 있지만, 학습 데이터를 획득하는데 비교적 시간이 많이 소요된다는 단점이 있다. 이에 비해 1-D CNN은 상대적으로 학습 데이터를 획득하는데 시간이 덜 소요되므로 상태 분류에는 효과적이다. 볼트 체결상태에 따라 시간 도메인 신호가 다른 패턴을 가지고 있어 분류하는 것이 가능하며, 합성곱 신경망에 의한 결합 진단을 가능하게 할 것으로 판단했다. 따라서 이 연구에서는 이미지 데이터로 학습하는 2-D CNN이 아닌 시간 도메인 신호로 학습하는 1-D CNN 알고리즘을 사용하였다.

합성곱 신경망의 구조는 크게 convolution layer, pooling layer, fully-connected layer로 세 종류의 layer를 포함하고 있다.

Convolution layer의 필터는 시계열 데이터를 슬라이드 하여 feature map을 생성한다. 각 feature map은 일종의 feature를 나타낸다. 필터의 수 k , window의 크기 m , 입력 데이터 크기가 $l \times d$ 일 때, 각 슬라이드 stride의 k 번째 필터의 출력은 C 이며, 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다^(8,9).

$$C_k = f(W_k^T * X + b) \quad (1)$$

여기서, W_k 는 필터 매개변수이며, X 는 $m \times d$ 크기의 입력 데이터, b 는 편향을 나타내게 되고 *는 합성곱 연산을 표현한다. 필터 슬라이드 stride가 s 단계이고 패딩 작업이 없는 경우 각 필터의 출력 크기는 $((l-m)/s+1) \times 1$ 로 표현할 수 있다. 이때 f 는 활성화 함수이고 일반적으로 사용하는 함수는 Relu 함수를 사용한다.

Pooling layer는 네트워크의 계산 복잡성을 줄일

수 있고 학습된 중요한 feature를 추출할 수 있다. max pooling 방법을 사용하여 convolution layer를 다르게 되며 특정 stride에서 k번째 pooling 필터의 출력값은 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$V_k = \max_{(C_k \in C)} C_k \tag{2}$$

여기서 C는 풀링 필터 크기이고 pooling layer에서 k번째 필터 크기는 $p \times 1$ 이며 패딩 작업이 없고 슬라이드 stride 단계가 s 단계일 때 풀링 작업 후 필터의 출력 크기는 $((l-m)/s+1-p)/s+1 \times 1$ 이다. 이에 따라 센서 신호 데이터의 크기가 $n \times l \times d$ 일 때 합성곱 및 풀링 연산 후 출력의 크기는 식 (3)과 같이 나타낼 수 있다.

$$n \times ((l-m)/s+1-p)/s+1 \times k \tag{3}$$

여기서 n은 샘플의 개수이고, k는 필터의 수 그리고 m과 p는 각각 합성곱 필터의 크기와 풀링 필터 크기를 나타내게 된다.

Fully-connected layer는 합성곱 신경망 모델에 마지막 layer이다. Fully-connected layer는 기존의 multi-layer neural network와 유사하며, task에 softmax 연산 후 N개의 클래스가 있다고 가정하면 각 클래스의 출력값은 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{bmatrix} P(y=1|x, \theta) \\ P(y=2|x, \theta) \\ \dots \\ P(y=N|x, \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^N \exp(\theta^{(j)}x)} \begin{bmatrix} \exp(\theta^{(1)}x) \\ \exp(\theta^{(2)}x) \\ \dots \\ \exp(\theta^{(N)}x) \end{bmatrix} \tag{4}$$

여기서 $\theta^{(1)}, \theta^{(2)}, \dots, \theta^{(N)}$ 는 합성곱 신경망의 모델 파라미터를 나타내게 된다.

1-D CNN 개략도를 Fig. 1에 나타내었고 convolution layer, normalization layer 그리고 fully-connected layer

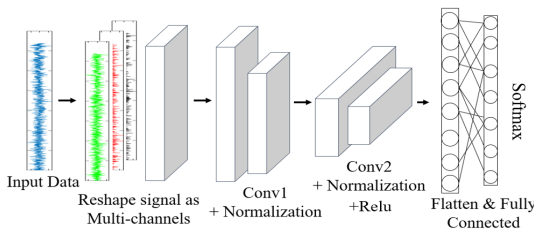


Fig. 1 Photo of the 1-D CNN

로 연결되어 있다. 활성화 함수는 Relu 함수를 사용하였으며 softmax 연산을 통해 클래스를 분류하게 된다.

2.2 실험장치 및 실험방법

이 연구에서는 차량 하부에 가속도 센서를 부착한 뒤 차량 바퀴가 회전할 때 발생하는 가속도 신호를 획득하였다. 주행 실험 시 압력에 따라 변화하는 속도에 대한 기록이 어려우며 실험 장소 특성상 주행 방향 전환 요소가 많이 포함되어 속도 기록이 힘들 것으로 판단하여 리프트에 올려 바퀴를 띄운 뒤 공회전으로 진행하였다. 실험에 사용한 차량은 쉐보레사의 캡티바 차량으로 Fig. 2(a)와 같이 차량 리프트에 올려 실험하였다. 또한 Fig. 2(b)와 같이 실험 조건을 달리할 너트 5개를 표시하였다.

실험에 사용된 가속도 센서는 B&K(Bruel & Kjaer)사의 4508-B-004 센서를 사용하였고 같은 종류의 센서 두 개를 사용하였으며(Fig. 3), 센서의 사양은 Table 1에 표시하였다.

휠 너트에 정확한 토크를 인가하기 위해 디지털 토크렌치를 사용했고 사양은 Table 2에 표시하였다.

데이터 수집은 수집한 가속도 신호를 시그널 컨디셔너, 데이터 수집보드, 컴퓨터 순을 통과하여 데이터를 수집하게 된다.

사용된 시그널 컨디셔너는 PCB PIEZOTRONICS의

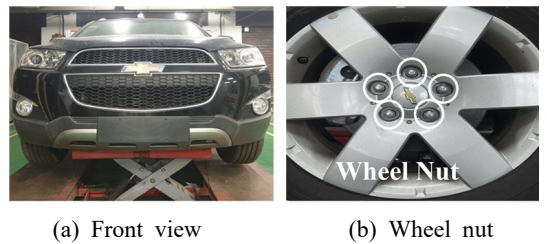


Fig. 2 Photo of the experimental automotive

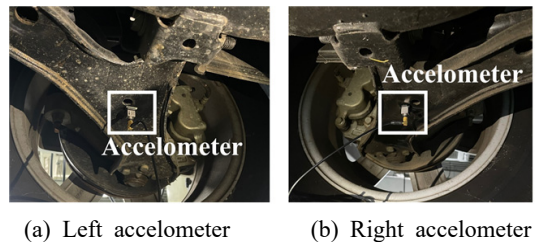


Fig. 3 Photo of the accelerometers under the vehicle

Table 1 Specifications of accelerometer

Frequency range	0.2 Hz ~ 8000 Hz	Temperature	-54 °C ~ 100 °C
Weight	4.8 g	Sensitivity	50 mV/ms ⁻²
Resonance frequency	25 kHz	Maximum shock level (±peak)	5000 g

Table 2 Specifications of digital wrench

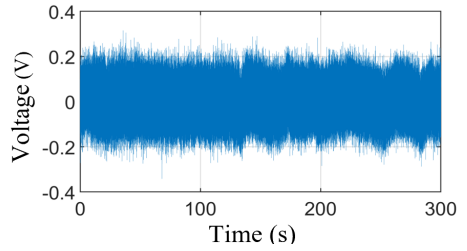
Error range	±2 %	Torque range	17 Nm ~ 203 Nm
Weight	205 kg	No-load speed	0 r/min ~ 100 r/min

Table 3 Signal acquisition conditions for each case

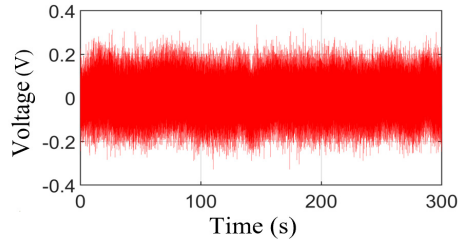
Number	Case	The number of data	Acquisition time	Sampling frequency
#1	Normal	2 × 1 500 000	5 minute	5 kHz
#2	Left 1 EA			
#3	Left 3 EA			
#4	Left 5 EA			
#5	Right 1 EA			
#6	Right 3 EA			
#7	Right 5 EA			

482C이고 데이터 수집 보드는 National Instruments의 USB-6341을 사용하였다.

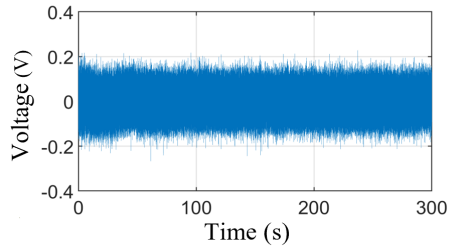
획득한 신호의 sampling frequency는 5 kHz이고 신호는 정상상태의 신호와 풀림 조건이 다른 6개의 신호인 총 7가지 조건에 따라 획득하였다. 정상 체결 토크는 여러 회사의 휠 너트 체결 규정을 참고하여 110 Nm로 지정하였고 풀림 상태는 겨우 손으로 풀릴 정도인 15 Nm와 정상상태인 110 Nm의 사잇값인 70 Nm (110 Nm의 약 70%)을 기준으로 풀림 상황으로 가정하였으며 양쪽의 풀린 너트의 개수를 다르게 하여 실험을 진행하였다. 차량 엔진의 회전속도는 약 1200 r/min, 차량 속도는 20 km/h일 때 발생하는 신호를 획득하였다. 획득 신호는 Table 3에 나타내었으며 case의 normal은 모든 휠 너트 체결이 110 Nm인 정상상태를 뜻하고 left와 right는 풀린 바퀴를 뜻하며 EA는 풀린 너트의 수를 뜻한다. 위 과정을 통해 획득한 신호 중 일부인 case #1, 6을 Fig. 4에 나타냈고 조건별 신호의 차이



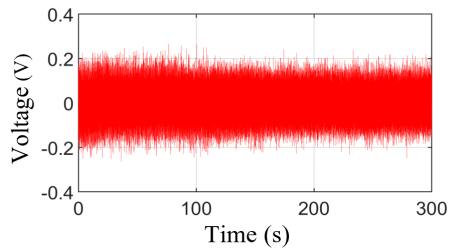
(a) Case #1 - left



(b) Case #1 - right



(c) Case #6 - left



(d) Case #6 - right

Fig. 4 Raw signal for each condition

가 크지 않았음을 확인했다. 또한 sampling frequency를 5 kHz로 5분간 측정하였기 때문에 각 case는 시간과 획득한 신호로 이뤄진 행렬인 2×1 500 000의 행렬 크기를 가지게 된다. 이 행렬은 매우 큰 크기를 가지게 되며 데이터량이 방대한 시계열 데이터 학습에 원신호를 통한 학습은 물리적인 한계가 있어 전처리 과정이 필요했다.

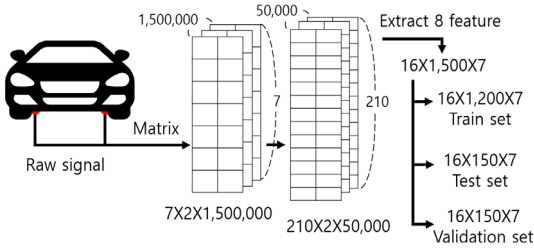
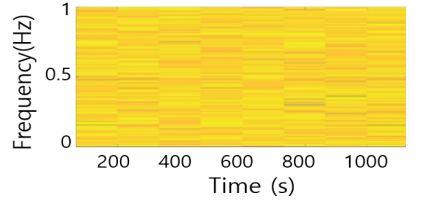


Fig. 5 Training and test data set process

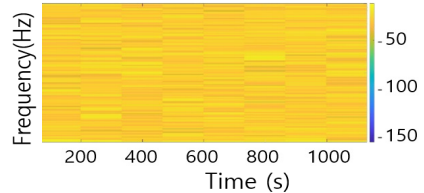
2.3 데이터 세트 분류

이 연구에서는 차량 하부에 가속도 센서를 부착한 뒤 차량 바퀴가 회전할 때 발생하는 가속도 신호를 획득 후 여러 특징을 추출하는 전처리 과정을 거친 후 학습을 진행하였다. Fig. 4에서 보인 것처럼 각 case 별로 신호의 차이가 크지 않아 학습에 어려움이 있으므로 판단의 근거가 되는 신호의 특징들을 학습에 이용하기 위해 특징을 추출하였다. 특징을 추출하기 위한 연구들이 많이 진행되었고 데이터의 최댓값, 최솟값, 평균, 분산, 왜도, 첨도 등의 통계적 특징들과 신호의 실효치를 나타내는 RMS, Peak to Peak 등의 물리적 특징들은 고장을 대표하는 특징이다⁽¹⁰⁻¹²⁾. 이와 같은 이유로 이 논문에서 풀림 정도를 추출한 특징은 최댓값, 최솟값, RMS, Peak to Peak, 표준편차, 분산, 첨도(kurtosis), 왜도(skewness) 총 8가지의 특징을 추출하여 이를 학습 데이터로 사용하였다. 전처리 과정을 Fig. 5에 나타내었다. 측정된 원신호는 case, 양측 바퀴, 가속도 데이터를 뜻하는 AXBXC 형태인 3차원 행렬로 표현된다. 획득된 데이터의 원활한 전처리를 위하여 행렬을 분할하였다. Fig. 5에 나타낸 것처럼 행렬의 크기를 줄인 후 특징을 추출하고 8:1:1로 나누어 훈련, 테스트, 검증 데이터로 사용하였다. 추출한 특징 데이터들을 1-D CNN 학습에 사용하였다.

최근 시계열 데이터 분류에 많이 사용되는 네트워크는 다수의 convolution layer를 포함한다⁽¹³⁾. 이에 따라 이 논문에서는 1-D CNN은 8개의 convolution layer를 사용하였다. 이를 3장의 baseline 네트워크로 설정하여 다른 네트워크들과 성능을 비교하였다. 2-D CNN은 추출한 특징데이터를 이미지화하여 진행하였다. 2차원 이미지를 구현하기 위해서 STFT(short time Fourier transform)를 기반으로 하는 스펙트로그램(spectrogram)을 사용하여 진행하였다. STFT는 대상



(a) Case #1



(b) Case #7

Fig. 6 Photo of the 2-D CNN train data

신호를 프레임 단위로 나누어 일정한 크기의 창을 움직이면서 푸리에 변환을 수행하는 방법이다. 2-D CNN 훈련 데이터의 일부를 Fig. 6에 나타내었다. 시간에 따른 큰 주파수 차이를 보이지 않는 것을 확인할 수 있으며, 전통적인 진동 신호 분석 방법으로는 풀림 정도를 판단하기 어렵다는 것을 보여준다. STFT의 자세한 내용은 참고문헌 14번을 참조하길 바란다.

3. 결과 및 분석

이번 장에서는 획득한 신호를 활용하여 이 연구에서 제시하는 1-D CNN 결과와 2-D CNN 학습 결과를 나타낸다. 또한, 강건성을 분석하여 결과를 도시하였다.

3.1 CNN 이용한 정확도 결과

학습 데이터에 활용된 데이터는 모두 동일한 크기의 데이터가 입력되었고 Table 4에 나타내었다. 학습 정확도는 모델 예측 결과와 실제 데이터가 일치할 때를 정답으로 하여 측정하였다. 1-D CNN과 2-D CNN의 비교를 위해 Fig. 7, Tables 5, 6에 1-D CNN의 혼동행렬, 평가지표, 정확도를 나타내었다. Table 5의 TP(true positives)는 실제 긍정을 긍정이라고 예측, TN(true negative)는 실제 부정을 부정이라고 예측, FP(false positives)는 실제 부정을 긍정이라고 예측, FN(false negative)는 실제 긍정을 부정이라고 예측한 것이다.

Table 4 Information of data used training

Number	Case	Training data	Test data	Validation data
#1	Normal	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#2	Left 1 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#3	Left 3 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#4	Left 5 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#5	Right 1 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#6	Right 3 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150
#7	Right 5 EA	16 × 1200	16 × 150	16 × 150

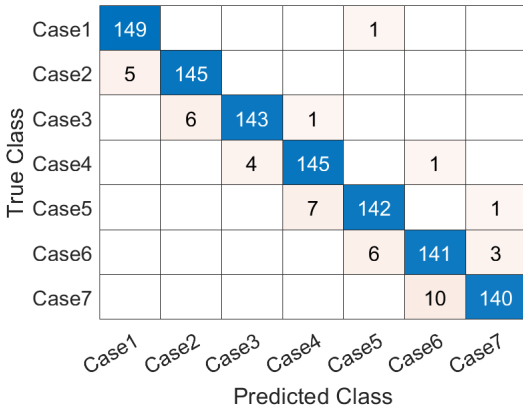


Fig. 7 Confusion matrix of 1-D CNN

Table 5 Information of data used training

Measure	Formula
TPR (recall)	$\frac{TP}{TP+FN}$
FNR (false negative rate)	$1 - \frac{TP}{TP+FN}$
PPV (precision)	$\frac{TP}{TP+FP}$
FDR (false discovery rate)	$1 - \frac{TP}{TP+FP}$
Accuracy	$\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}$

Table 6 Accuracy of data used training

Model	TPR	FNR	PPV	FDR	Accuracy
2-D CNN	98.3 %	1.7 %	98.3 %	1.7 %	98.3 %
1-D CNN (baseline)	95.7 %	4.3 %	95.7 %	4.3 %	95.7 %

10 000회 반복 시 훈련 시간, 데이터 전처리 소요 시간, 판단 시간을 Table 7에 나타내었으며 데이터 전체에 대한 시간을 뜻한다. 1-D CNN이 훈련, 전처리, 판단 시간 모두 빠른 것을 확인하였다. 적용 대상이 바뀌어서 분별해야 할 요소가 생기고 데이터가 증가할수록 더 많은 차이를 보일 수 있다.

다른 기계학습 방법들과의 비교를 위해 Table 8에 정확도를 나타내었으며 제안하는 방법보다 낮은 정확도인 평균 47 %의 정확도를 보였다.

앞선 결과를 통해 이 연구에서 제안한 방법인 1-D CNN 정확도가 이미지 데이터를 활용한 2-D CNN 정확도보다 2.6 % 낮은 것을 확인하여 두 알고리즘 간의 차이가 거의 없으나 훈련, 전처리, 판단 시간은 차이가 큰 것을 확인하였다.

이에 이 논문에서 제안하는 1-D CNN을 이용하는 분류 알고리즘이 분류에 적합하다고 판단하였으며 실제 현장에서의 적용성을 판단하기 위해 센서 데이터에 노이즈를 추가하여 1-D CNN의 강건성을 평가하였다.

3.2 강건성 분석

신경망에서 강건성은 일부 특정 데이터만 잘 설명하는 것이 아닌 범용적인 데이터에도 적합한 모델을 말한다. 입력의 교란, 변형이 일어나면 잘 학습된 신경망도 오작동할 수 있다. 하지만 현재 대부분의 딥러닝 연구는 실험실 수준에서 진행되고 있기에 실제 현장에서 생기는 노이즈에 대한 고려가 부족하다. 이를 해결하는 방법에는 노이즈 필터링을 추가하여 딥

Table 7 Time spent in 1-D CNN and 2-D CNN

	Training time	Preprocessing time	Judgment time
1-D CNN	20 m 2 s	1.96 s	0.221 s
2-D CNN	92 m 51 s	42.11 s	0.358 s

Table 8 Accuracy of machine learning techniques

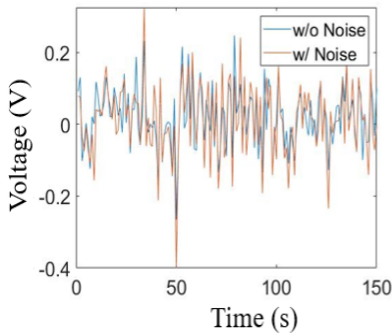
Model	Accuracy	Model	Accuracy
K-NN (dense)	42.0 %	SVM (linear)	30.4 %
K-NN (cosine)	43.8 %	SVM (quadratic)	59.8 %
Neural network	60.7 %	Ensemble (KNN)	42.0 %

러닝을 하는 방법과 딥러닝 네트워크 자체에서 노이즈에 강건하게 하는 방법이 있으며 이 논문에서는 딥러닝 네트워크 자체의 강건성에 대한 영향도를 살펴보고자 하였다. 이에 따라 baseline 네트워크를 SNR 관점에서 강건성 분석을 진행하였다.

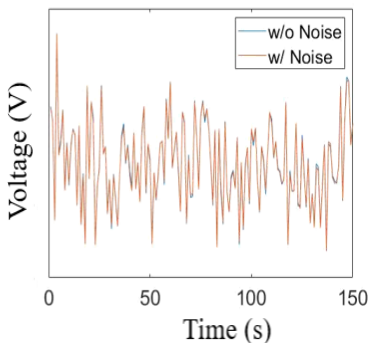
SNR은 신호 대 잡음비(S/N)로, 신호를 방해하는 잡음 세기에 대한 신호 세기의 비율이다. 원하는 신호의 레벨을 배경 잡음 레벨과 비교하여 측정한다.

Table 9 Information of hyper-parameter

Hyper-parameter	Selected value	Range
Max epoch	10 000	5000 ~ 50 000
Mini-batch size	1	0 ~ 100
Learning rate	0.01	0 ~ 1
Activation function	ReLU	
Solver	adam	



(a) SNR 30



(b) SNR 60

Fig. 8 Comparison of w/o Noise and w/ Noise

식 (5)와 같이 표현할 수 있으며 수치가 작을수록 잡음이 많음을 뜻한다.

$$SNR = \frac{P_s}{P_n} \tag{5}$$

여기서 P_s 와 P_n 은 각각 신호의 전력과 노이즈의 전력에 해당한다.

앞서 언급된 1-D CNN 네트워크를 baseline으로 지정하였다. 네트워크의 강건성을 증가시키는 방법인 dropout 기법과 네트워크의 과적합을 방지하기 위해 학습 데이터에 SNR을 적용하여 4가지의 네트워크를 비교 분석한 결과를 Table 9에 나타내었다. 테스트 데이터로 사용한 SNR 데이터 일부를 Fig. 8에 나타내었고 노이즈가 없는 데이터와 비교하였다.

이 연구에 사용된 하이퍼 파라미터는 총 5개가 사용되었으며, random search를 사용하여 최적화 작업을 진행하였다. Random search 방법은 실험과 이론을 통해 하이퍼 파라미터의 범위를 지정 후, 범위 내 값을 임의로 대입하여 최적의 결과값을 도출할 수 있는 하이퍼 파라미터를 특징하는 최적화 방법이다⁽¹⁵⁾. 적용한 하이퍼 파라미터의 범위와 최적화된 값은 Table 10과 같다.

Table 9의 Network 1은 1-D CNN의 강건성 분석의 기준이 되는 baseline 네트워크이다. Network 2는 baseline과 같은 구조이며 1-D CNN에서 과적합을 방지하기 위한 기법인 spatial dropout layer를 추가하였다. Network 3은 baseline의 구조에 SNR이 적용된 훈련 데이터를 사용하였고 90%는 noise가 추가되지 않은 데이터, 10%는 SNR 60 적용하여 훈련하였다. Network 4는 baseline에 훈련 데이터 모두 SNR 60을 적용하여 학습하였다.

Table 10 Accuracy of robustness analysis

Test data / Model	SNR 30 accuracy	SNR 40 accuracy	SNR 50 accuracy	SNR 60 accuracy
Network 1 (baseline)	18.95 %	34.40 %	56.72 %	81.41 %
Network 2	29.05 %	40.04 %	66.28 %	90.04 %
Network 3	21.22 %	49.72 %	49.72 %	72.82 %
Network 4 (propose)	31.21 %	62.23 %	87.63 %	91.22 %

제안한 네트워크인 network 4의 결과가 다른 네트워크들에 비해 정확도가 높은 것을 확인하였다. 또한 SNR이 적용되지 않은 3.1장의 데이터에는 93.8%의 정확도를 보여 95.7%의 정확도를 보인 baseline 네트워크와의 정확도 성능에서도 큰 차이를 보이지 않는 것을 확인하였다.

4. 결 론

이 논문에서는 차량의 휠 너트의 풀림을 예측하기 위해 2개의 가속도 센서를 부착하여 신호를 획득하였다. 휠 너트 풀림에 따른 가속도 신호를 획득하여 이를 통해 여러 특징을 추출하여 1-D CNN 학습을 진행하였다. 주로 이미지를 활용하여 결과를 분류하는데 사용되는 2-D CNN은 얼굴 인식 및 물체 감지와 같은 컴퓨터 비전 분야에서 뛰어난 효과를 보이기 때문에 이 연구에서 사용한 1-D CNN에 비해 정확도가 2.6% 높은 것을 확인하였지만 신호를 통해 이미지를 추출하는 과정에서 상대적으로 시간이 많이 소요된다는 단점이 있다.

따라서 이 연구에서는 시계열 데이터를 활용하여 상대적으로 빨리 상태를 분류할 수 있는 1-D CNN을 활용하여 차량 볼트 체결상태를 진단하는 연구를 진행하였다. 실험 결과를 바탕으로 시간 도메인 신호를 통해 딥러닝 모델 학습을 진행한 뒤 학습된 신경망을 통해 분류를 진행하였을 때 볼트 체결상태를 분류에는 1-D CNN이 2-D CNN보다 적합하다고 판단하였다. 이에 이 연구에서는 가속도 신호에서 추출한 여러 특징을 합성곱 신경망을 통해 학습하여 새로운 모델을 획득할 수 있었으며, 이러한 결과를 통해 가속도 데이터를 활용한 휠 너트 풀림 상태 진단이 가능한 것을 확인했다. 또한 SNR 개념을 이용한 강건성 분석을 진행하여 노이즈 비중에 따른 정확도를 확인하였다. SNR 30, 40에 대한 정확도는 낮지만 비교적 적은 노이즈인 SNR 50, 60의 정확도는 높은 것으로 확인하였다.

하지만 노이즈 비중이 높은 신호에 대한 강건성은 실제 현장에서 적용 전 해결해야 할 필수적인 요소이다. 노이즈 비중이 높은 신호인 도로의 균열이나 불규칙함으로 인해 획득 신호에 노이즈가 추가되었을 때의 분류 정확도 향상을 위해 네트워크의 구조 변경, 파라미터 수정을 통한 추가 연구를 통해 노이즈 비중이 높은 신호에 대한 1-D CNN 네트워크의 강건성을 개선할 예정이다.

후 기

이 성과는 2022년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원과 교육부의 재원으로 공동 지원된 과제로서, 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기본 연구와 지자체-대학 협력기반 지역혁신 사업의 공동 결과입니다. (No. 2022R1F1A1074691, 2021RIS-004)

References

- (1) Oh, H. and Yoon, B., 2016, Research Trend of PHM Technology for Data Characteristic Factor Extraction, *Journal of the KSME*, Vol. 56, No. 11, pp. 32~36.
- (2) Tsui, K. L., Chen, N., Zhou, Q., Hai, Y. and Wang, W., 2015, Prognostics and Health Management: A Review on Data Driven Approaches, *Mathematical Problems in Engineering*, Vol. 25, Article No. 793161.
- (3) Lee, C. H., 2007, Measurement of Shear Contact Characteristics on Mechanical Joints, *Proceedings of the KSNVE Annual Autumn Conference*, pp. 1344~1347.
- (4) Riccio, A., Ricchiuto, R., Di Caprio, F., Sellitto, A. and Raimondo, A., 2017, Numerical Investigation of Constitutive Material Models on Bonded Joints in Scarf Repaired Composite Laminates, *Engineering Fracture Mechanics*, Vol. 173, pp. 91~106.
- (5) Kim, G., Yu, H. S. and Kim, E., 2022, A Study on the Vibration Characteristics of Bolted Plates Depending on the Clamping Force of the Bolt. *Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering*, Vol. 32, No. 1, pp. 58~66.
- (6) Weytjens, H. and De Weerd, J., 2020, Process Outcome Prediction: CNN vs. LSTM (with Attention), *Business Process Management Workshops*, pp. 321~333, Springer, Cham.
- (7) Abdeljaber, O., Avci, O., Kiranyaz, S., Gabbouj, M. and Inman, D. J., 2017, Real-time Vibration-based Structural Damage Detection using One-dimensional Convolutional Neural Networks, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 388, pp. 154~170.
- (8) Shan, P., Lv, H., Yu, L., Ge, H., Li, Y. and Gu, L., 2020, A Multisensor Data Fusion Method for Ball Screw Fault Diagnosis based on Convolutional Neural Network with Selected Channels, *IEEE Sensors Journal*,

Vol. 20, No. 14, pp. 7896~7905.

(9) Jing, L., Wang, T., Zhao, M. and Wang, P., 2017, An Adaptive Multi-sensor Data Fusion Method based on Deep Convolutional Neural Networks for Fault Diagnosis of Planetary Gearbox, *Sensors*, Vol. 17, No. 2, p. 414.

(10) Kim, Y. S., Lee, D. H. and Kim, S. K., 2010, Fault Classification for Rotating Machinery using Support Vector Machines with Optimal Features Corresponding to Each Fault Type, *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A*, Vol. 34, No. 11, pp. 1681~1689.

(11) Saxena, V., Chowdhury, N. and Devendiran, S., 2013, Assessment of Gearbox Fault Detection using Vibration Signal Analysis and Acoustic Emission Technique, *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, Vol. 7, No. 4, pp. 52~60.

(12) Caesarendra, W. and Tjahjowidodo, T., 2017, A Review of Feature Extraction Methods in Vibration-based Condition Monitoring and Its Application for Degradation Trend Estimation of Low-speed Slew Bearing, *Machines*, Vol. 5, No. 4, p. 21.

(13) Srinivasamurthy, R. S., 2018, Understanding 1D Convolutional Neural Networks using Multiclass Time-varying Signals, Doctoral Dissertation, Clemson University, US.

(14) Kang, K. and Lee, K., 2020, CNN-based Automatic Machine Fault Diagnosis Method using Spectrogram Images, *Journal of Korea Institute of*

Convergence Signal Processing, pp. 121~126.

(15) Bergstra, J. and Bengio, Y., 2012, Random Search for Hyper-parameter Optimization, *Journal of Machine Learning Research*, Vol. 13, pp. 281~305.



Gyu-Yong Hwang is a Bachelor's student. He is currently conducting a Bachelor's degree program at Kongju National University. His research interests are intelligence control and machine learning.



Soeng-Min Jeong is a master's student. He is currently conducting a master's degree program at Kongju National University Graduate School. His research interests are signal processing and control.



Jong-Seok Oh received the Ph.D. degrees in Mechanical Engineering from Inha University in 2015, respectively. He is currently assistant professor in Kongju National University. His research interests are robust controller design and control of various systems using smart actuators such as magnetorheological (MR), electrorheological (ER) fluids, and piezo actuators.