

논문 2021-16-06

피드백 진동의 심층학습 기반 원단 분류 기술의 시험 및 평가 (Test and Evaluation of Fabric Classification Technology based on Deep Learning of Feedback Vibration)

원 흥 인, 정 승 현*, 장 진 석, 윤 종 필

(Hong-In Won, Seung Hyun Jeong, Jinseok Jang, Jong Pil Yun)

Abstract : This paper presents the test and evaluation results of the fabric classification technology using deep learning of feedback vibration occurring on fabric surfaces. Ten fabrics composed of different materials were selected for the classification test. To build a database for the design of an artificial intelligence model, feedback vibration measurement equipment with functions of fixed tension, contact load, and contact velocity control, was constructed and feedback vibration data on each fabric surface were collected under the same measurement conditions. Then, training and validation datasets were created with the collected feedback vibration data, and a deep learning architecture with convolutional neural networks was designed in the consideration of data characteristics. A deep learning model development program was established and the fabric classification model was derived with the training and validation dataset. In the end, a test system including an embedded system with the developed model was constructed in order to test and evaluate the performance of the fabric classification model. Results of the fabric classification test were summarized and analyzed by means of the confusion matrix. Finally, the performance of the integrated system was confirmed to have an accuracy of more than ninety percent in fabric classification with the developed model.

Keywords : Fabric classification, Feedback vibration, Artificial intelligence, Deep learning, Convolutional neural network

1. 서 론

섬유산업의 부가가치 및 이익 창출의 구조가 제조공정을 포함해 디자인과 유통, 마케팅 등까지 범위가 확장되면서 지식집약형 산업기술 개발의 중요성이 증대되고 있다. 특히, IT·NT·BT·CT 등과의 융합제품 개발로 섬유산업의 글로벌 경쟁이 심화되는 가운데 적극적인 미래기술 개발을 통해 차세대 시장을 준비하는 것이 필요하다. 이러한 관점에서, 피드백 진동의 심층학습 기반 원단 분류 기술은 임베디드 시스템의 개발과 융합하여 섬유 산업의 전반에 걸쳐 새로운 가치를 창출하는데 크게 기여할 것으로 기대된다.

산업 현장에서 원단을 검사하거나 분류하는 기술은 오래 전부터 관심을 받아 왔다. Zhang과 Bresee는 이미지 분석을 통해 원단 결함을 검출 및 분류하는 연구를 수행하였고 [1], Barret 등은 Wavelet-Based Neural Network 접근을 통해 재봉 시스템에서 원단 분류 기술을 온라인으로 적용하는 연구를 수행하였다 [2]. 그리고 Fan 등은 원단의 기계적 속성을 KES-FB 시스템으로 측정하고 인공신경망과 차원축소 방법으로 면, 린넨, 실크, 그리고 울 소재의 원단을 구분하는

연구를 수행하였다 [3].

하지만 현재까지 피드백 진동의 심층학습을 통해 원단을 분류하고 적용하는 기술은 적극적으로 연구되거나 제시되지 않아 왔다. 일반적으로 접촉에 의해 발생하는 피드백 진동은 물체 또는 소재에 따라 원천적으로 다르기 때문에, 접촉 특성을 계측 및 분석하여 물체를 식별하거나 소재를 분류하는 방법은 이미 여러 연구자들에 의해 제안되고 검증되어 왔다 [4-11]. 즉, 원단의 고유 특성을 이해하고 피드백 진동 데이터베이스를 구축 및 분석하는 방법으로 원단을 분류하는 것은 충분히 가능성이 있으며, 이를 활용한다면 섬유산업의 임베디드 시스템 기술을 더욱 발전시키고 지능화시킬 수 있을 것이다. 특히, 피드백 진동 기반 기술은 비전 센서 기반 기술이 적용되기 어려운 상황이나 조건에서 쉽게 활용 가능하며, 센서가 상대적으로 단순하여 휴대가 쉽고 저렴하게 개발될 수 있을 것으로 생각된다.

따라서 본 연구에서는 피드백 진동의 심층학습 기반 원단 분류 기술을 시험 및 평가하여, 섬유산업 임베디드 시스템에서의 활용 가능성을 제시하고자 한다. 2장에서는 훈련 대상 원단의 선정, 피드백 진동 측정 장비의 구성, 피드백 진동 데이터의 수집을 설명하고, 3장에서는 모델 개발 방법론의 결정, 데이터셋의 생성, 심층학습 아키텍처의 설계, 프로그램의 작성 및 AI 모델의 개발을 설명한다. 그리고 4장에서는 개발 모델의 원단 분류 성능을 시험하고 평가한다.

*Corresponding Author (shjeong@kitech.re.kr)






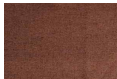
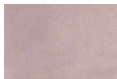

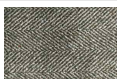

Received: Feb. 3, 2021, Revised: Mar. 8, 2021, Accepted: Mar. 26, 2021.

H.I. Won, S.H. Jeong, J. Jang: KITECH (Senior Researcher)

J.P. Yun: KITECH (Principal Researcher)

※ 본 논문은 한국생산기술연구원 기관주요사업과 한국연구재단 기초연구사업 (No. 2018R1D1A1B07043406)에서 지원하여 연구하였음.

표 1. 훈련 대상 원단 목록
Table 1. List of Training Target Fabrics

	Material 1	Material 2	Picture
Fabric 1	Cotton 100%	-	
Fabric 2	Cotton 45 %	Linen 55 %	
Fabric 3	Polyester 100%	-	
Fabric 4	Polyester 80%	Span 20%	
Fabric 5	Polyester 60%	Acryl 40%	
Fabric 6	Polyester 50%	Acryl 50%	
Fabric 7	Polyester 30%	Rayon 70%	
Fabric 8	Nylon 80%	Span 20%	
Fabric 9	Wool 60 %	Acryl 40%	
Fabric 10	Wool 30 %	Rayon 70%	

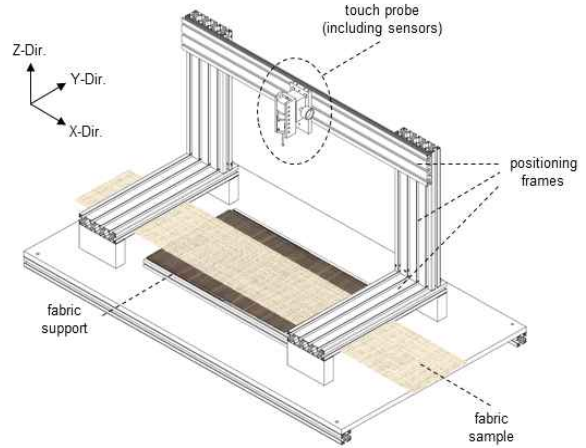


그림 1. 피드백 진동 측정 장비
Fig. 1. Feedback Vibration Measurement Equipment

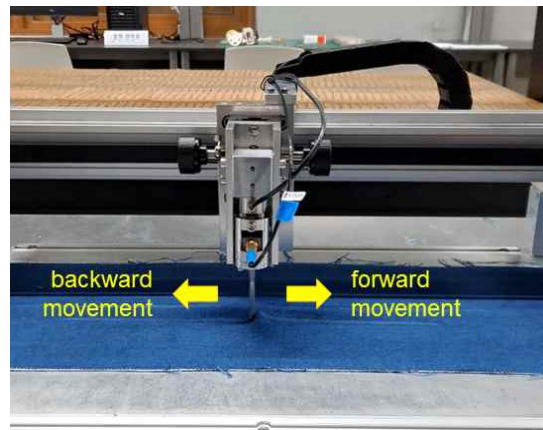


그림 2. 피드백 진동 측정 시의 모습
Fig. 2. Picture of Feedback Vibration Measurement

II. 피드백 진동 데이터 수집

1. 훈련 대상 원단 선정

섬유 시장에서는 원단의 특성 및 기능, 가격 등의 이유로 다양한 원단의 제조와 유통이 이루어진다. 이때 원단의 종류는 섬유 소재의 조합이나 직조 방식에 따라 그 수가 굉장히 다양하다. 그리고 신소재의 개발과 혼방섬유의 사용으로 원단의 종류는 계속적으로 증가하고 있으며, 동일한 섬유를 사용하더라도 방적 및 제직 공정에 따라 다른 특성을 가지는 원단이 생산될 수 있다.

본 연구에서는 심층학습 방법을 통해 원단의 종류를 인식하고 분류하는 기술의 구현 가능성을 평가하는 것을 목적으로 한다. 따라서 본 연구에서의 훈련 대상 원단으로 실제로 섬유공장에서 생산되어 시장에서 널리 유통되는 원단 중에 보편적인 두께감을 가지면서도 소재 특성이 서로 다른 10종의 원단을 표 1과 같이 선정하고 준비하였다. 선정된 원단은 면 (Cotton), 폴리에스터 (Polyester), 나일론 (Nylon), 울 (Wool), 린넨 (Linen), 스팸 (Span), 아크릴 (Acryl), 레이온 (Rayon) 소재가 서로 다른 비율로 혼용된 것이다.

2. 피드백 진동 측정 장비 구성

본 연구에서 피드백 진동을 생성하기 위한 방법으로 터치프로브와 원단을 접촉시키고 상대적으로 운동시키는 방법을 선택하였고, 그림 1과 같이 피드백 진동 측정 장비를 구성하였다. 본 측정 장비의 사용 방법은 다음과 같다. 먼저 원단을 거치대에 올려놓고 양 끝단을 클램프에 물려 고정한다. 그리고 원단의 장력을 측정하면서 클램프의 위치를 조절하여 원단의 고정 장력을 원하는 값으로 조정한다. 원단을 고정한 이후, 터치프로브의 위치를 조절하여 원단 표면에 접촉시키고 누름 하중을 측정하면서 원하는 값으로 조정한다. 그런 다음, 스테이지 제어장치를 이용하여 터치프로브를 일정한 속도로 이동시키며 원단 표면과의 마찰에 의한 피드백 진동을 발생시킨다. 이때 과도한 측정 조건 설정으로 인해 원단의 밀립과 손상이 발생하지 않도록 주의한다.

3. 피드백 진동 데이터 수집

앞에서 구성한 측정 장비를 이용하여 표 1에 제시된 원단

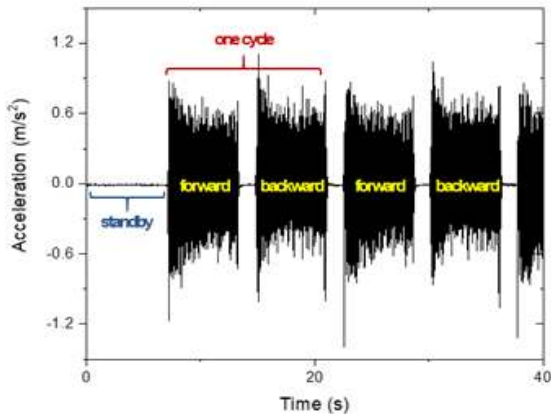


그림 3. 1번 원단에서 측정된 피드백 진동 (X-방향)
Fig. 3. Feedback Vibration measured at Fabric 1 (X-Dir.)

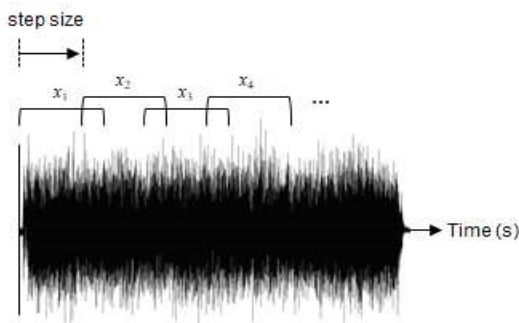


그림 4. 피드백 진동 데이터에서의 샘플 분할 방법
Fig. 4. Sample Split Method in Feedback Vibration Data

들의 피드백 진동 데이터를 다음과 같이 동일한 조건 하에서 수집하였다. 측정을 시작하기 이전, 원단의 초기 고정 장력 T 를 웹텐션 로드셀 (NRT-LSB20)로 측정하며 $T = 1$ kgf로 설정하였고, 터치프로브의 누름 하중 P 를 토큰형 로드셀 (UMM-K5)로 측정하며 $P = 0.5$ kgf로 설정하였다. 그런 다음 터치프로브의 이동 속도 V 를 스텝모터 드라이버 소프트웨어 (Mach3)를 사용해 $V = 30$ mm/s로 제어하고, 터치프로브가 이동할 때 발생하는 피드백 진동을 3축 가속도계 (Dytran 3293A)로 수집하였다. 이때 데이터 수집의 초당 샘플링 수는 16,000개 이며, 충분한 양의 데이터 확보를 위해 300 mm의 거리를 10회 왕복하는 동안의 피드백 진동을 측정하였다. 실제로 피드백 진동을 측정할 때의 모습은 그림 2와 같으며, 모든 측정은 같은 날에 수행되었다.

예시로써, 면 100%로 구성된 1번 원단에서 X-방향 (터치프로브의 진행 방향)으로 획득된 피드백 진동을 그림 3에 나타내었다. 그림 3에서 보여준 바와 같이, 측정을 수행하기 전 대기 (standby) 상태에서 획득되는 신호 및 방향이 바뀌는 시점에서 획득되는 신호에 대비하여, 터치프로브가 전진 (forward) 및 후진 (backward) 방향으로 이동할 때 획득되는 신호가 명확하게 구별되는 것으로 보아 앞서 설정된 측정 조건이 유효한 피드백 진동 데이터를 생산하는 것으로 판단할 수 있다. 그리고 전진 방향의 측정 신호와 후진 방

향의 측정 신호가 크게 다른 양상으로 나타나지 않으며, 주기 간 신호 사이에도 크게 차이가 나지 않는 것으로 보아, 본 측정을 통해 획득된 피드백 진동이 방향 및 시간에 크게 의존하지 않았다고 할 수 있다. Y-방향과 Z-방향으로 측정된 피드백 진동 또한 신호의 양상이 유사하게 나타났으며, 신호의 크기는 X-방향이 가장 크게 나타났다. 이러한 특징에 근거하여, 피드백 진동 데이터는 측정 유효 구간을 추출한 다음 원단의 번호와 이름을 레이블로 하여 저장되었다.

III. 원단 분류 모델 개발

1. 모델 개발 방법론 결정

본 연구에서 원단의 인식 및 분류를 위해 측정되고 수집되는 피드백 진동 데이터는 시계열 데이터이다. 시계열 데이터는 일정 시간 간격으로 배치된 데이터들의 수열을 의미하고, 시계열 데이터의 주요 성분으로는 불규칙성분, 체계적 성분, 추세성분, 계절성분, 순환성분이 있다. 이때 원단을 구성하는 섬유의 물성이 대체로 균일하며, 원단의 마모 등 시간에 따른 소재의 변형은 피드백 진동에 크게 영향을 미치지 않는다고 가정하면 피드백 진동의 데이터의 특성은 순환성분이 가장 주요하다고 할 수 있다. 이러한 관점에서, 본 연구에서는 원단의 종류를 인식하고 분류하는 인공지능 모델을 개발하기 위해 합성곱신경망 (CNN, Convolutional Neural Network)를 이용하여 피드백 진동 패턴에서 특징을 추출하고 학습하는 방법을 사용하고자 한다.

2. 데이터셋 생성과 아키텍처 설계

합성곱신경망을 적용한 심층학습을 통해 AI 모델을 만들기 위해서는 먼저 피드백 진동의 시계열 데이터로부터 훈련과 검증 데이터셋을 생성해야 한다. 개발 모델이 임베디드 시스템에서 사용될 때에는 짧은 시간의 데이터 샘플만으로도 원단을 인식하고 분류할 수 있어야 하므로, 훈련과 검증 데이터 또한 짧은 시간의 데이터 샘플로 분할될 필요가 있다. 본 연구에서는, 그림 4와 같이, 획득된 피드백 진동 데이터에서 샘플링 윈도우를 전진시키며 오버랩하는 방법으로 데이터 샘플 (x_i)을 분할하였고, 이를 무작위 순서로 배열한 뒤 훈련 데이터 세트와 검증 데이터 세트를 50대 50의 비율로 생성하였다. 이때 샘플링 윈도우 크기는 3.0초로, 단위 전진 길이 (step size)는 0.5초로 사용하였다. 측정에 사용된 터치프로브의 이동속도 V 가 30 mm/s 였음을 고려하면, 여기서 생성된 훈련 및 검증 데이터 세트는 길이 90 mm의 피드백 진동 데이터를 15 mm 간격으로 측정하여 누적 저장한 것으로 생각할 수 있다.

피드백 진동의 시계열 데이터로부터 훈련과 검증 데이터 세트를 생성한 이후에는, 합성곱신경망을 이용한 심층학습 아키텍처를 그림 5와 같이 설계하였다. 여기서 Conv1D는 1차원 합성곱층을 나타내며, 해당 층에서는 드롭아웃을 사용한 합성곱 (Convolution)과 배치정규화 (Batch Normalization), 정류선형유닛 (ReLU, Rectified Linear Unit)을 사용한다. 팔

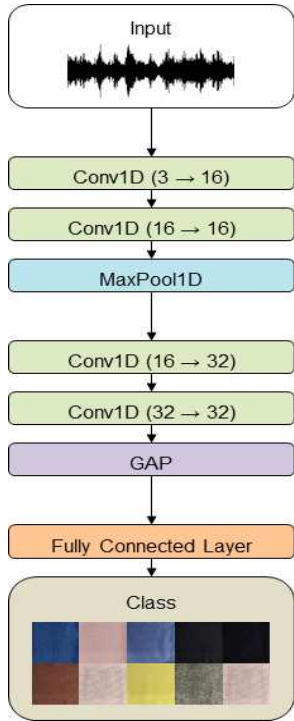


그림 5. 합성곱신경망을 이용한 심층학습 아키텍처
Fig. 5. Deep Learning Architecture with CNNs

호안의 숫자는 입력과 출력 데이터의 채널 개수이다. 첫 번째와 두 번째 Conv1D 층에서 합성곱의 커널 사이즈는 3, 배치 정규화의 채널 수는 16을 사용하였고, 세 번째와 네 번째 Conv1D 층에서 합성곱의 커널 사이즈는 3, 배치 정규화의 특징 수는 32를 사용하였다. 그리고 MaxPool1D는 단 방향으로 최대값을 뽑아내는 풀링층이며, GAP (Global Average Pooling)는 전역 평균값을 획득하는 풀링층이다. 4개의 합성곱층과 2개의 풀링층을 통과한 뒤 완전 연결층 (Fully Connected Layer)을 거쳐 클래스가 출력된다.

준비된 데이터셋과 심층학습 아키텍처를 이용한 AI 모델의 훈련, 즉 가중치 업데이트 방법은 다음과 같이 진행된다. 먼저 순전과 과정에서 데이터를 입력받은 모델이 초기 가중치 값을 이용하여 클래스의 예측 값을 출력한다. 그리고, 획득된 예측 값과 정답 사이의 오차를 계산한다. 그런 다음, 클래스 출력층에서 다시 입력층으로 거슬러 올라가는 역전파 과정의 기울기 값을 이용해 앞서 구한 오차 및 손실 함수를 최소화하는 방향으로 가중치 값을 수정한다.

3. 프로그램 작성 및 모델 개발

다음으로, 앞에서 준비된 데이터셋과 심층학습 아키텍처를 이용하여 원단 분류를 위한 AI 모델 개발 프로그램을 작성하였다. 이때 작성된 프로그램의 알고리즘을 순서도는 그림 6과 같다. 프로그램을 실행하면 먼저 피드백 진동의 훈련과 검증 데이터셋을 로드하고 모델 개발을 위한 하이퍼 파라미터 (*batch size*, *epochs*, *dropout rate*, *learning rate* 등)를 설정한다. 그리고 심층학습의 반복을 위한 변수

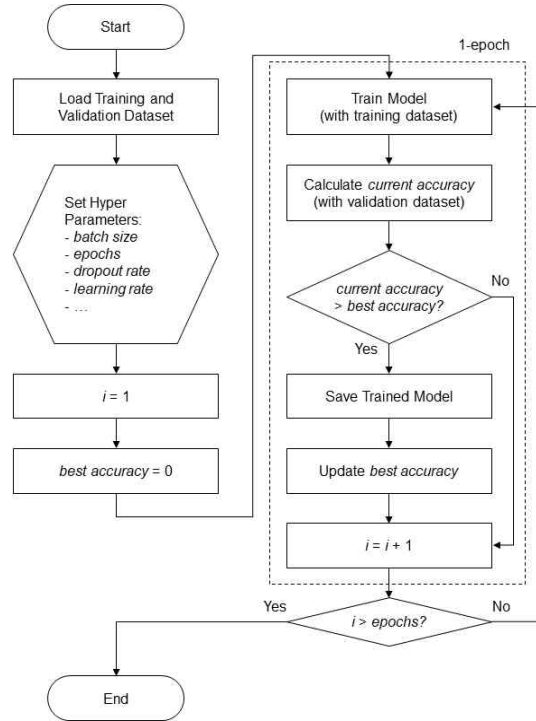


그림 6. 심층학습 모델 개발 알고리즘
Fig. 6. Deep Learning Model Development Algorithm

*i*와 학습 모델의 최적 정확도를 나타내는 변수 *best accuracy*를 각각 1과 0으로 초기화한다. 그런 다음 훈련 데이터셋을 이용하여 모델의 훈련을 진행하고, 검증 데이터셋을 이용하여 훈련된 모델의 *current accuracy*를 계산한다. 이때 *current accuracy*가 *best accuracy*보다 향상된 값을 가지면 훈련 모델을 저장하고 *best accuracy*를 새로 갱신한다. 그리고 *i*를 1씩 증가시키며 모델의 훈련을 *i*가 *epochs*를 초과할 때까지 반복하고 프로그램을 종료한다. 프로그램이 종료되는 시점에 저장된 훈련 모델을 최적 모델로 정의한다.

본 연구에서는 하이퍼 파라미터를 조정하며 AI 모델의 훈련을 수회 진행하였고, 최종적으로 *batch size* = 16, *epochs* = 300, *dropout rate* = 0.5, *learning rate* = 0.001 등의 하이퍼 파라미터를 사용하여 *best accuracy* = 92.40 %의 훈련 모델을 도출하였고, 해당 모델을 사용하여 원단 분류 시험을 진행하였다.

IV. 원단 분류 시험 및 평가

1. 원단 분류 시험 시스템 구성

개발 모델의 성능을 검증하기 위해 2장에서 소개된 피드백 진동 측정 장비에 AI 모델이 내장된 임베디드 시스템을 탑재하여 그림 7과 같은 알고리즘으로 작동하는 원단 분류 시험 시스템을 구성하였다. 구성된 시스템은 시험 대상 원단의 피드백 진동을 측정하고, 데이터 전처리를 통해 AI 모델이 수용할 수 있는 데이터셋을 생성하고 모델에 전달한

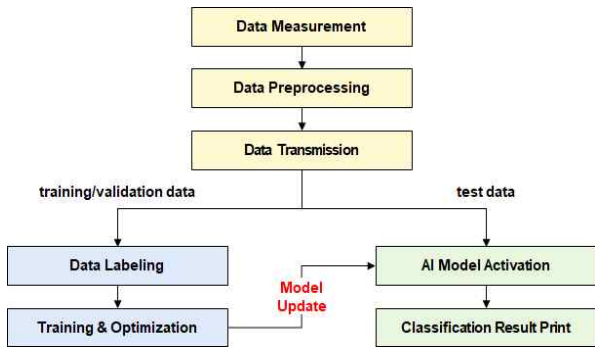


그림 7. 원단 분류 시험 시스템에 적용된 알고리즘
Fig. 7. Algorithm for Fabric Classification Test System

다. 이때 측정에 사용된 원단의 정보가 있는 경우, 즉, 데이터 레이블이 있는 경우에는 모델의 훈련을 다시 수행하여 최적 모델을 갱신한다. 그리고 원단의 정보를 모르는 경우, 즉, 데이터 레이블이 없는 경우에는 훈련된 모델을 활성화하여 원단의 클래스를 분류 및 출력한다. 본 연구에서 Intel Core i5-10210U CPU와 8 GB RAM의 사양을 가지는 임베디드 시스템 (Intel NUC10i5FNK)을 사용하였을 때, 원단 분류 알고리즘 연산에 사용되는 CPU와 메모리 사용량은 각각 90%와 60% 정도였으며, 측정된 피드백 진동 데이터가 심층학습 네트워크를 통과하여 원단의 클래스를 1회 분류하는데 소요되는 시간은 약 15 ms 정도였다.

2. 원단 분류 모델 시험 및 평가

마지막으로, 위와 같이 구성된 시스템을 이용하여 표 1에 소개된 10개의 원단에 대한 개발 모델의 성능을 시험 및 평가하였다. 원단의 피드백 진동을 무작위 순서로 측정하여 각 원단마다 96개의 시험 데이터셋을 생성하였고, AI 모델로 하여금 원단의 클래스를 분류하도록 하였다. 그리고 각각의 원단에 대한 분류 시험 결과를 Confusion Matrix로 정리하여 표 2에 나타내었다. 이 표에서 F1-F10은 각각 1번-10번 원단을 의미한다. 그리고 가로 축의 F1-F10은 시험 대상으로서의 원단을, 세로 축의 F1-F10은 분류 결과로서의 원단을 나타낸다. 예를 들어, Confusion Matrix에서 가로 축의 F2와 세로 축의 F5가 만나는 위치의 값은 2번 원단 대상으로 시험했을 때 5번 원단으로 분류한 횟수를 나타낸다. 이 시험에서 각 원단에 대한 시험 횟수는 96회 이므로, 1번과 3번, 5번, 7번, 8번, 9번, 10번 원단은 모두 100%의 정확도로 분류되었고, 2번과 4번, 6번 원단은 각각 95.83%, 65.63%, 58.33%의 정확도로 분류되었다. 종합적인 관점으로 보았을 때, 시험 결과로 획득된 개발 모델의 원단 분류 정확도는 91.98%이나, 몇몇 원단의 경우 분류 정확도가 다소 떨어지는 것으로 보인다.

이처럼 몇몇 원단의 분류 정확도가 낮은 원인을 고찰하기 위해, 원단 분류 시험에 사용된 피드백 진동 데이터의 특징을 분석하였다. 그림 4에 나타난 바와 같이, 각 원단에서 측정되는 피드백 진동은 다양한 주파수가 결합된 복잡한 형태로 나타하므로, 시험에 사용된 원단의 피드백 진동 데이터

표 2. 원단 분류 시험 결과
Table 2. Results of Fabric Classification Test

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	F10
F1	96	4	-	-	-	-	-	-	-	-
F2	-	92	-	-	-	-	-	-	-	-
F3	-	-	96	8	-	-	-	-	-	-
F4	-	-	-	63	-	-	-	-	-	-
F5	-	-	-	-	96	40	-	-	-	-
F6	-	-	-	-	-	56	-	-	-	-
F7	-	-	-	-	-	-	96	-	-	-
F8	-	-	-	25	-	-	-	96	-	-
F9	-	-	-	-	-	-	-	-	96	-
F10	-	-	-	-	-	-	-	-	-	96

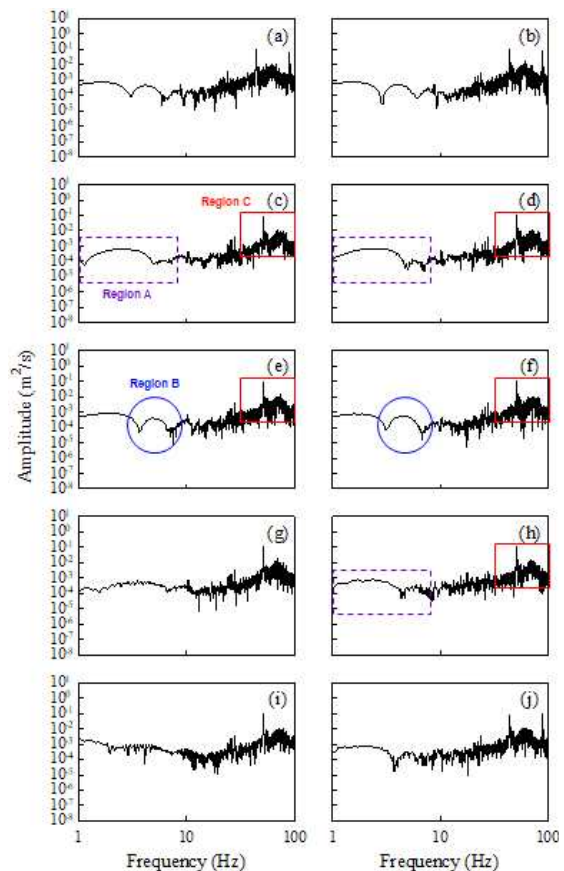


그림 8. 각 원단에서 획득된 피드백 진동 주파수 스펙트럼
Fig. 8. Feedback Vibration Frequency Spectrum obtained from Each Fabric

셋을 고속 푸리에 변환하여 각 원단의 피드백 진동 주파수 스펙트럼을 그림 8과 같이 획득하고 관찰하였다. 그림 8에서 (a)-(j)는 각각 1번-10번 원단의 피드백 진동 주파수 스펙트럼을 나타낸다. 100 Hz 이상의 주파수 스펙트럼은 특

정을 파악하고 비교하기 어려울 정도로 복잡하게 나타나 생략하였다.

먼저 4번 원단의 분류 정확도가 낮은 원인을 유추해보기 위해 그림 8 (d)에 나타난 4번 원단의 주파수 스펙트럼을 다른 것들과 비교하여 보면, 3번 원단에 해당하는 그림 8 (c)와 8번 원단에 해당하는 그림 8 (h)와 전체적으로 비슷한 양상인 것을 확인할 수 있으며, 특히 보라색 파선 사각형으로 표시한 1~8 Hz의 영역 (Region A)과 빨간색 실선 사각형으로 표시한 30~100 Hz의 영역 (Region C)이 특히 남아있는 것을 관찰할 수 있다. 그리고 다른 원단의 주파수 스펙트럼에서는 두 개 영역 모두 유사한 형태를 보이는 것은 없는 것으로 확인된다. 즉, 3번과 4번, 그리고 8번의 원단이 비록 소재의 함유율은 다르나, 피드백 진동이 유사하게 나타나게 나타나며, 이러한 원인으로 개발된 모델이 다소 빈번하게 4번 원단을 3번 원단 또는 8번 원단으로 잘못 추론하는 것으로 판단된다.

또한 유사한 맥락으로, 그림 8 (d)에 나타난 6번 원단의 주파수 스펙트럼의 경우, 5번 원단에 해당하는 그림 8 (e)와 전체적으로 비슷한 양상인 것을 확인할 수 있으며, 특히 파란색 실선 원으로 표시한 3~8 Hz의 영역 (Region B)과 빨간색 실선 사각형으로 표시한 30~100 Hz의 영역 (Region C)이 특히 남아있는 것을 관찰할 수 있다. 그리고 다른 원단의 주파수 스펙트럼에서는 두 개 영역에서 모두 유사한 형태를 보이는 것은 없는 것으로 확인된다. 즉, 5번과 6번 원단은 표 1에 주어진 바와 같이 소재 혼용률이 비슷하기 때문에 피드백 진동이 아주 유사하게 나타나며, 이러한 원인으로 개발된 모델이 높은 빈도로 6번 원단을 5번 원단으로 잘못 추론하는 것으로 판단된다.

V. 결론

본 연구에서는 피드백 진동의 심층학습 기반으로 원단 분류 모델을 개발하고 그 성능을 시험 및 평가하였다. 10개의 원단과 피드백 진동 측정 장비를 사용하여 모델 개발에 필요한 데이터를 수집하였고, 데이터 특성을 고려하여 AI 모델의 개발 방법론을 결정하고 심층학습 아키텍처를 설계하였다. 그런 다음 수집된 데이터를 이용해 모델을 훈련하는 프로그램을 작성하여 원단 분류 AI 모델을 도출하였고, 해당 모델이 내장된 원단 분류 시험 시스템을 구성하였다. 원단 분류 모델의 시험 결과, 개발 모델의 원단 분류 정확도는 91.98 %로 확인되었다. 본 연구에서 사용된 1D-CNN 기반의 심층학습 아키텍처는 정형화된 측정 조건에서 피드백 진동 데이터를 획득하여 원단의 종류를 분류하는데 용이하며, 피드백 진동의 측정 조건이 변화하는 경우에도 성능을 보장할 수 있도록 아키텍처와 알고리즘을 개선한다면 더 좋은 분류기로 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

본 연구는 이처럼 피드백 진동을 이용한 심층학습 기반 원단 분류 기술의 기본 성능을 검증하고 실용화 가능성을 제시하였다. 양질의 데이터베이스를 구축하고 AI 모델을 고

도화하는 추가 연구를 통해 더욱 우수한 성능을 가지는 기술로 발전시킬 수 있으리라 판단된다.

References

- [1] Y.F. Zhang, R.R. Bresee, "Fabric Defect Detection and Classification Using Image Analysis," *Textile Research Journal*, Vol. 2, No. 1, pp. 1-9, 1995.
- [2] G.R. Barrett, T.G. Clapp, K.J. Titus, "An on-line Fabric Classification Technique Using a Wavelet-based Neural Network Approach," *Textile Research Journal*, Vol. 66, No. 8, pp. 521-528, 1996.
- [3] K.C. Fan, Y.K. Wang, B.L. Chang, T.P. Wang, C.H. Jou, I.F. Kao, "Fabric Classification Based on Recognition Using a Neural Network and Dimensionality Reduction," *Textile Research Journal*, Vol. 68, No. 3, pp. 179-185, 1998.
- [4] H. Liu, X. Song, J. Bimbo, L. Seneviratne, K. Althofer, "Surface Material Recognition Through Haptic Exploration Using an Intelligent Contact Sensing Finger," 2012 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 52-57, 2012.
- [5] H. Zheng, L. Fang, M. Ji, M. Strese, Y. Özer, E. Steinbach, "Deep Learning for Surface Material Classification Using Haptic and Visual Information," *IEEE Transactions on Multimedia*, Vol. 18, No. 2, pp. 2407-2416, 2016.
- [6] S.S. Baishya, B. Berthold, "Robust Material Classification with a Tactile Skin Using Deep Learning," 2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 8-15, 2016.
- [7] Y. Gao, L.A. Hendricks, K.J. Kuchenbecker, T. Darrell, "Deep Learning for Tactile Understanding from Visual and Haptic Data," 2016 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 536-543, 2016.
- [8] C. Affonso, A.L.D. Rossi, F.H.A. Vieira, A.C.P. de Leon Ferreira, "Deep Learning for Biological Image Classification," *Expert Systems with Application*, Vol. 83, pp. 114-122, 2017.
- [9] M. Kerzel, M. Ali, H.G. Ng, S. Wermter, "Haptic Material Classification with a Multi-channel Neural Network," 2017 International Joint Conference on Neural Networks, pp. 439-446, 2017.
- [10] C. Bai, J. Guo, H. Zheng, "Three-dimensional Vibration-based Terrain Classification for Mobile robots," *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 63485-63492, 2019.
- [11] J.W. Kim, J.S. Jang, M.S. Yang, J.H. Kang, K.W. Kim, Y.J. Cho, J.W. Lee, "A Study on Fault Classification of Machining Center Using Acceleration Data Based on 1D CNN Algorithm," *Journal of the Korean Society of Manufacturing Process Engineers*, Vol. 18, No. 9, pp. 29-35, 2019. (in Korean)

Hong-In Won (원 흥 인)



2012 Mechanical Engineering
from Hanyang University (B.S.)
2017 Mechanical Desing Engineering
from Hanyang University (Ph.D.)
2019~Korea Institute of Industrial
Technology (Senior Researcher)

Career:

2017~2019 Postdoctoral Researcher, TU Dresden
Field of Interests: Digital Twin, Augmented Reality, Industry
Automation, Machine Learning, Haptic, Noise and Vibration
Email: luvhayym@kitech.re.kr

Jinseok Jang (장 진 석)



2010 Intelligent Mechanical Engineering
from Pukyong National University
(B.S.)
2012 Mechatronics Engineering from
Pukyong National University (M.S.)
2016 Mechanical system design from Pusan
National University MD USA (Ph.D.)

2016~Korea Institute of Industrial Technology
(Senior Researcher)

Field of Interests: Machine Learning, Computer Vision, Noise
and Vibration, Cyber-Physical Systems, Multi-Body System
Dynamics
Email: jsjang@kitech.re.kr

Seung Hyun Jeong (정 승 현)



2004 Mechanical Engineering
from Hanyang University (B.S.)
2014 Mechanical Engineering
from Hanyang University (Ph.D.)
2016~Korea Institute of Industrial
Technology (Senior Researcher)

Career:

2014~2016 Senior Researcher, Hyundai Heavy Industries
Field of Interests: Machine Learning, Deep Learning,
Optimization Algorithms
Email: shjeong@kitech.re.kr

Jong Pil Yun (윤 종 필)



2003 Electronic and Electrical Engineering
from Kyungpook National University
(B.S.)
2009 Electrical Engineering from POSTECH
(Ph.D.)
2016~Korea Institute of Industrial
Technology (Principal Researcher)

Career:

2009~2016 Senior Researcher, POSCO
Field of Interests: Deep Learning, Computer Vision, Image
Processing, Defect inspection, Fault Diagnosis, Medical Image
Analysis
Email: rebirth@kitech.re.kr