AI 기능이 탑재된 아두이노를 활용한 보행용 신발의 패션 테크놀로지

김고운*, 조동섭*
*이화여자대학교 컴퓨터공학과
e-mail : gearhead1234@ewhain.net.dscho@ewha.ac.kr

Fashion Technology for Sneakers Using Embedded AI with Arduino Environment

Goun Kim, Dongsub Cho*
*Dept of Computer Science and Engineering, Ewha Womans University

요 약

인공지능 기술은 입력값을 유한한 범위 내에 예상할 수 없는 분야에서 새로운 답을 찾는데 유용하다. 때문에 여러 분야에서 활발하게 응용되고 있다. 특히, 예상하지 못한 환경의 발생 가능성이 높은 패션 테크놀로지 영역에서 큰 변화를 가져올 것으로 예상된다.
본 논문에서는 인공지능 기능을 아두이노에 탑재하여 패션 테크놀로지에 활용할 수 있는 시스템을 제안한다. 기존 연구에서 사용되던 빅데이터 기반의 인공지능 학습과 인식기술에서 18개의 입력노드와 8개의 출력노드를 갖는 EBP-ANN 모델을 사용하여 사용자의 다양한 입력을 지능적으로 처리하는 모듈을 구현하였다.

1. 서론

최근 인공지능 기술 도입이 활발해지면서 생활과 근접한 분야까지도 인공지능이 많이 응용되고 있다. 특히 패션 테크놀로지에 인공지능을 도입하면 예측하지 못한 환경 변화나 사용자의 행동패턴을 바로 파악할 수 있어 인공지능 기반 패션 기술이 상용화되면 패션 산업에 큰 변화가 예상된다. 또한, 사용자가 직접 접하는 환경을 테스트할 환경을 쉽게 구현할 수 있는 시스템으로 아두이노를 이용하면 개발이 보다 빠르고 안정적으로 이루어질 수 있다.

그러나, 이전까지 아두이노에 인공지능을 도입하기 위해서는 두 대 이상의 연산 기능을 수행하는 시스템이 필요하였다. 빅데이터를 기반으로 한 머신러닝을 수행하여 새로운 입력에 대한 출력을 생성하는 일을 메인 컴퓨터에서 수행하고 그 후에 결과만을 아두이노로 전달하여 움직이는 방식이 주로 사용되었다. 이 방법을 사용하면 아두이노를 웨어러블 기기에 적용하기 어려워진다. 따라서 본 논문에서는 아두이노에 인공지능 기능을 직접 탑재하여 패션 테크놀로지에 이용할 수 있는 시스템을 개발하고 관련 기술에 관해 논의하고자 한다.

2. 적용 기술

2.1. ANN(Artificial Neural Network)

입력값을 분류하는 계산 방법은 SIFT 특징점을 추출하고 추출하여 분류 모델에 적용하는 것과 딥러닝을 이용하는 방법이 있다. 하지만 SIFT 특징을 추출하는 분류 모델은 정확도가 떨어지기 때문에 딥러닝을 이용한 Artificial Neural Network를 설계한다.

ANN은 활성함수를 이용하여 뉴런들 사이의 연결 패턴을 파악하여 연결 사이의 가중치를 갱신하는 시스템으로 노드 간 관계를 파악하여 새로운 입력에 대한 출력을 구할 수 있다. 먼저, 아래 공식을 사용하여 입력층과 다음 계층 사이의 추측값 H를 구한다.

$$H_{n=sigmoid}(\sum_{i} node_{n+i} Weight_i)$$

예를 들어, i를 3이라고 가정하면 그림1과 같은 forward propagation을 구하는 것이다.

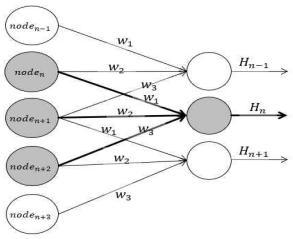

그림 1 forward propagation

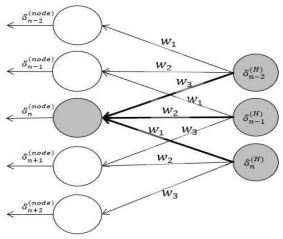

그림 2 backward propagation

그 추측값을 Back propagation 단계에서 실제 데이터와 비교하여 오차율을 구해 edge와 weight를 계산한다. 이때 사용되는 공식은 아래와 같다. 결론적으로 forward propagation 단계와 backward propagation 단계를 거쳐

머신러닝을 구현하게 된다.

$$\delta^{(node)} = \delta^{(H)} * flip(Weight)$$

$$\nabla Weight = \delta^{(H)} * x,\ x_{n+i-1} = \frac{\partial H_n}{\partial Weight_i}$$

2.2. sigmoid 함수

ANN에서 계층 간 관계를 파악하기 위해서는 활성함수를 사용하여야 한다. 특히, 은닉층의 활성함수는 미분가능하고 닫힌 함수만을 사용할 수 있기 때문에 learning 단계에서의 가중치와 learning에서 도출한 가중치로 아두이노에서 얻은 새로운 입력에 대해 아래와 같은 sigmoid 함수를 사용하여 결과값을 계산하였다.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

3. 구조 설계

3.1. 시스템 구조

패션 테크놀로지 전반에서 활용될 수 있는 인공지능 시스템을 만들기 위해서는 예측하지 못한 입력을 받아도 비슷한 답을 출력하도록 해야 한다. 본 연구에서는 신발의 깔창에 부착한 압력센서를 통해 입력이 들어오면 정해놓은 분류에 따라 번호나 문자열을 출력함으로써 신발의 부가기능을 추가할 수 있는 시스템을 개발한다.

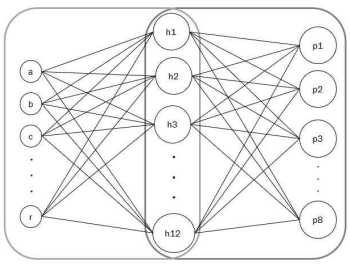

그림 3. ANN 구조

깔창에 부착한 압력 센서 18개(a,b,…,r)로 한 번에 18개의 입력을 받아 배열에 저장하여 8개의 출력 중 하나로 결정되도록 설계한다. 예를 들어, 그림 4의 두 번째 입력의 경우 abcdef 부분이 눌리므로 [1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]의 배열이 입력되고 [0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 0]을 출력할 수 있게 한다. 그림 3과 같이 입력층의 노드18개, 출력층의 노드 8개가 배치되고 두 개의 레이어 사이에 12개의 은닉층으로 구성된다.

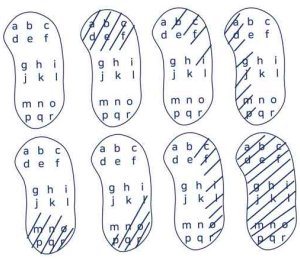

그림 4. input case

가중치를 계산하는 머신러닝 코드는 python에서 구현한다. 계산된 가중치를 아두이노 코드에서 input-hidden과 hidden-output layer사이의 가중치 배열 두 개로 각각 저장한다. 아두이노 자체에서 인공지능 기능을 수행할 수 있도록 배열에 저장된 weight와 아두이노 센서를 통해 얻은 입력을 sigmoid함수에 대입하여 예상 결과를 출력한다.

3.2. 하드웨어 구조

하드웨어는 깔창을 아래 그림5, 그림 6과 같이 세 층으로 분리하여 아래층에 3개, 위층에 6개의 도전테이프를 붙여 절연체의 구멍을 통해 교차하는 18개의 지점에서 전기가 통하면 true, 통하지 않으면 false로 입력 받는다.

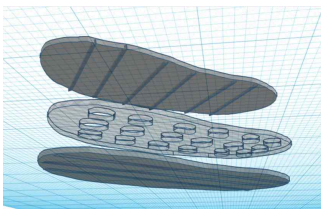

그림 5. 하드웨어 구성도

그림 6. 구현한 하드웨어

4. 구현

4.1. python에서 구현한 머신러닝

머신러닝을 위한 입력 데이터와 출력 데이터는 그림 7의 X와 Y 배열이다. learning rate를 0.05 로 하고 sigmoid 활성함수를 사용하여 20000번 학습을 시켜 그림 8, 그림 9와 같은 가중치를 구한다.

```
l = 0.1
X = np.array([[0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0 ],
              [1,  1,  1,  1,  1,  1,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0 ],
              [0,  1,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0 ],
              [1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  0 ],
              [0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  1,  1,  1,  1,  1 ],
              [0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  0,  1,  0,  1,  1,  1,  1 ],
              [0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0,  0,  1,  0 ],
              [1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1,  1 ]])

Y = np.array([[0,0,0,0,0,0,0,1],
              [0,0,0,0,0,0,1,0],
              [0,0,0,0,0,1,0,0],
              [0,0,0,0,1,0,0,0],
              [0,0,0,1,0,0,0,0],
              [0,0,1,0,0,0,0,0],
              [0,1,0,0,0,0,0,0],
              [1,0,0,0,0,0,0,0]])
```

그림 7. 머신러닝 입출력 학습 데이터

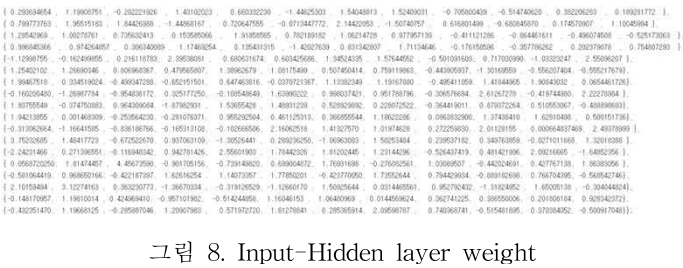

그림 8. Input-Hidden layer weight

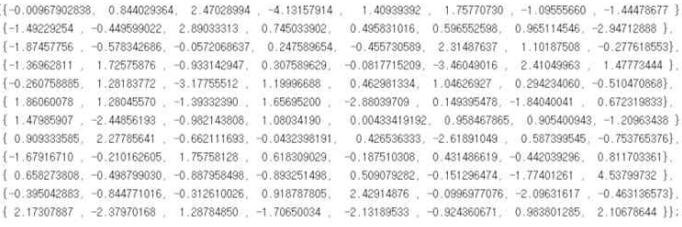

그림 9 Hidden-Output layer weight

4.2. 아두이노 스케치에서 구현한 코드

python에서 구한 weight를 각각 배열로 저장해서 합성곱을 실행한다. 입력값에 따라 0부터 7까지 8개의 자세로 나뉘며 그림 10과 같이 분류된 숫자에 따라 No Input, Front, Front-side, Inside, Back, Back-side, Outside, All로 출력된다.

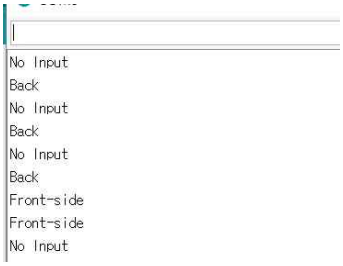

그림 10 출력 화면

5. 결론

본 논문에서는 Artificial Neural Network의 개념을 알아보고 아두이노에 ANN기반 인공지능 기능을 탑재하여 패션 테크놀로지에서 쓰일 수 있는 시스템을 개발하였다. 아두이노에 인공지능 기능을 직접 탑재하면 아두이노 자체만으로 머신러닝에서 출력까지의 프로세스가 가능해져 기기의 이동성 증가함과 동시에 입력을 받고 연산하여 결과를 출력하기까지의 통신 연결 길이가 짧아져 중간 노이즈를 줄일 수 있다.

또한, 대부분의 ANN에서 쓰이는 이미지 기반 머신러닝과 달리 이 시스템은 18개의 실수형 변수 배열을 입력받아 정해진 8개의 배열과 다른 입력이 들어오더라도 비슷한 결과를 출력할 수 있게 하였다. 이미지 기반이 아닌 실수배열을 입력으로 받는 머신러닝 시스템을 패션 테크놀로지에 탑재하면 걷는 자세를 측정하고 교정할 수 있을 뿐만 아니라 신체 부위를 통해 입력받는 장치를 이용한 웨어러블 기기에 응용이 가능하다. 따라서 핸즈프리 기기 또는 보조기기로 발전시킬 수 있을 것으로 기대된다.

.

참고문헌

[1] 김지은, 이진화. "빅데이터와 인공지능을 중심으로 한 패션산업의 동향". 한국의류학회지, vol. 42, pp.148-158, 2018.

[2] Sung Hoon Jung, "Touch Recognition based on SIFT Algorithm," Journal of the Korea Society of Computer and Information , Vol. 18, No. 11, pp. 69~75, Nov, 2013.

[3] Ma, Sangyong, Hong, Sangpyo, Shim, Hyeon-min, Kwon, Jang-woo, and Lee, Samgmin, "머신러닝을 이용한 앉은 자세 분류 연구," 전기학회논문지, Vol. 65, No. 9, pp. 1557 - 1563, Sep. 2016.

[4] 김제민, 백혜정, 박영택. "스마트폰 사용자 이동 경로에 대한 확률 그래프 모델 학습 기법." 정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용, Vol. 4, No. 2, pp. 153-163, 2014.

[5] 노상우, 최아영. "웨어러블 기기 센서를 활용한 운동 행위 인식 기법." 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 1797-1798, 2018.

[6] 문현철, 양안나, 김재곤. "웨어러블 응용을 위한 CNN 기반 손 제스처 인식." 방송공학회논문지, Vol. 23, No. 2, pp. 246-253, 2018.