

군사 동작 인식을 위한 IMU 기반 발목형 웨어러블 디바이스 개발

장병준

공군사관학교 기계공학과
(7512943@afa.ac.kr)

김도현

공군사관학교 기계공학과
(7512804@afa.ac.kr)

조정훈

공군사관학교 기계공학과
(7512968@afa.ac.kr)

박경원

공군사관학교 기계공학과
(kyeongwon.park@alumni.kaist.ac.kr)

군용 웨어러블 어플리케이션은 기존에는 상상할 수 없었던 개인 상태 점검 및 모니터링을 가능케 함으로써 큰 주목을 받고 있다. 그 중에서도 인간의 동작 상태를 인식하기 위한 기술은 개별 병력의 운용 현황 및 이동 상태를 즉각적으로 수집하여 능동적인 병력 관장을 허용한다는 점에서 그 필요성이 매우 높다. 본 논문에서는 군용 웨어러블 어플리케이션 연구의 일환으로 전투 상황 중의 군인이 어떤 환경에서 어떤 동작을 수행하고 있는지에 대한 정보를 취득하는 발목형 웨어러블 디바이스를 제안한다. 실제상황을 가정했을 때, 군인의 상지는 상황에 대한 변동성에 쉽게 노출되므로 지면과 상시 상호작용하고 있는 발목 부근에 측정 모듈을 부착한다. 측정 데이터는 각 동작 중의 3축 가속도 및 3축 각속도로 이들은 인간이 설정한 알고리즘으로는 해석이 불가능하다는 특징이 있다. 본 논문에서는 이러한 동적 데이터를 활용해 인간의 행동양식을 파악하기 위해 데이터의 이동 양상을 모델링하는 과정을 소개한다. 데이터로부터 추출되는 특징은 총 네 가지로 (최대값, 최소값, 평균, 표준편차) 딥러닝 모델의 인풋으로 활용돼 총 여덟 종류의 주요 군사 동작(Sitting, Standing, Walking, Running, Ascending, Descending, Low Crawl, High Crawl)을 분류하는데 활용된다. 그 결과, 임의의 시험 상황에 대해 95.16%의 정확도로 군인의 이동 현황을 파악해낼 수 있었다. 본 연구는 웨어러블 기술 및 인공지능을 융합하여 군용 어플리케이션으로 확장될 동작 인식의 새로운 접근 방식을 제안했다는 점에서 의미가 크다.

주제어 : 웨어러블 기기, 데이터 기반 모델, 동작 인식, 군용 어플리케이션

논문접수일 : 2022년 11월 18일 논문수정일 : 2022년 12월 6일 게재확정일 : 2022년 12월 12일
원고유형 : 학술대회 Fast Track 교신저자 : 박경원

1. 서론

웨어러블 기기는 어느덧 우리 일상 속에서 기존에는 상상할 수 없었던 개인별 헬스케어 기능을 제공하고 있다. 실시간 운동량을 표기하는 스마트 워치나 스포츠 선수들의 활동량 및 성과를 측정하기 위한 훈련용 캐터펄트(Catapult)는 그 웨어러블 어플리케이션의 대표적인 예시다. 이러

한 웨어러블 기술은 최근 군사 용도로 확장되어 그 응용 가치의 새로운 면모를 입증하고 있다. 대표적인 예로, COVID-19의 여파로 전세계가 혼란스러울 때 군사적 준비태세를 보완하기 위해 바이러스 감염 위험성을 모니터링 및 보고할 수 있는 웨어러블 기술이 발표된 바 있다(B. Conroy et al., 2022).

군용 웨어러블 어플리케이션의 다양한 사례

중에서도 전투 상황 중 개별 병력의 운용 현황 및 이동 상태를 즉각적으로 수집하고 병력 관장에 직접적인 도움을 줄 수 있는 동작 인식 기술은 가장 기대되는 응용 분야 중 하나이다. 대표적으로 T. Wyss 연구팀은 신체 고정 센서(Body-fixed Sensor)를 활용하여 군인의 이동 가속도, 보행 주파수 및 심장 박동수를 측정하고 이를 통해 총 6개의 군사 동작을 분류해낸 바 있다(T. Wyss et al., 2010). 하지만 제안된 방식은 결정 트리(Decision Tree)를 활용, 다소 불만족스러운 분류 정확도를 보였다. 또한 이러한 종류의 접근방식들은 실상황에서의 운용을 고려할 때 심박수 측정 등을 위한 웨어러블 센서들이 사용자의 동작을 방해한다는 단점이 지적된 바 있다.

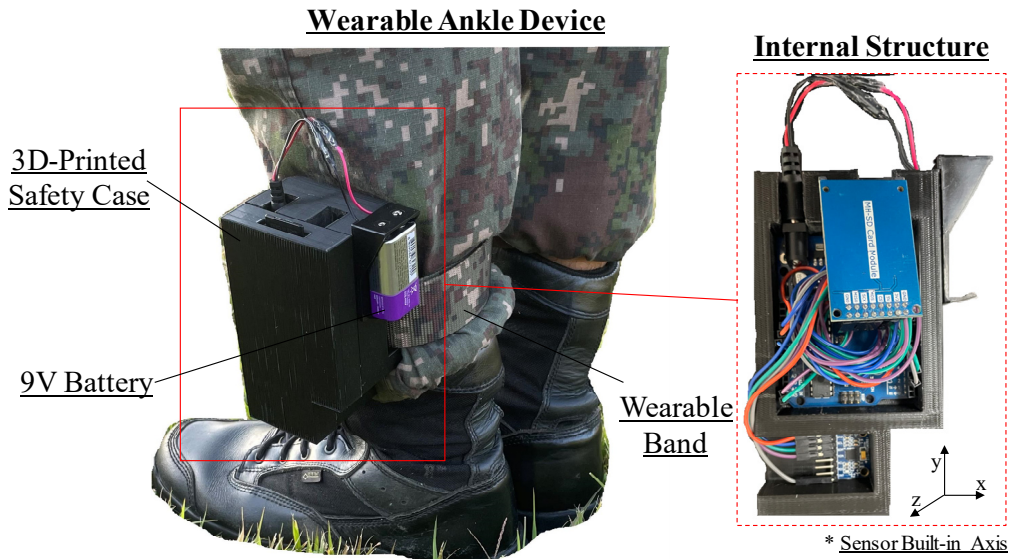
최근에는 IMU(Inertia Measurement Unit)를 활용한 인간의 행동양식 분석 연구가 활발히 이뤄지고 있다. IMU는 가볍고 사용자의 동작 범위를 제한하지 않으면서, 인간의 핵심적인 정보를 전달할 수 있는 요소 기술로 알려져 있다(W. Takano et al., 2020). 하지만 동작 인식을 위한 IMU 어플리케이션의 경우, 인간의 의도 또는 현 보행 상태를 판별하기 위해 손목에 센서를 부착하는 형태로 개발되고 있다(A. Ayman et al., 2019; P. Rivera et al., 2017). 이는 전장에서의 활용을 가정하면 군인의 상지에 추가 하중이 가해지거나, 별도의 장비를 운용하거나, 또는 환경의 변화에 맞춰 동적 특성이 상황에 따라 판이하게 달라질 수가 있다. 이에 군인의 행동양식에 걸맞는 형태로 웨어러블 기기를 개발하고, 또 이를 정확히 분석해낼 수 있는 인공지능 기술의 도입이 시급한 상황이다.

본 논문에서는 사용자의 동작 편의가 저해되

지 않으면서 주요 군사 동작들을 정밀하게 인식할 수 있는 IMU 기반 웨어러블 디바이스가 제안된다. 주변 환경과 상시 상호작용하여 착용자의 동역학을 가장 정확하고 직관적으로 나타낼 수 있는 부위는 발목이다. 발목에 부착된 IMU 기반 웨어러블 디바이스는 내장된 마이크로컨트롤러를 통해 실시간으로 데이터를 측정 및 수집할 수 있다. 제안된 디바이스는 착용자가 여덟 가지 대표적 군사 동작(Sitting, Standing, Walking, Running, Ascending, Descending, Low Crawl, High Crawl)를 수행하는 중 신체 좌표(Body-coordinate) 상 x , y , z 축 가속도 (AcX , AcY , AcZ) 및 x , y , z 축 각속도(GyX , GyY , GyZ)를 측정하고 이를 기록한다.

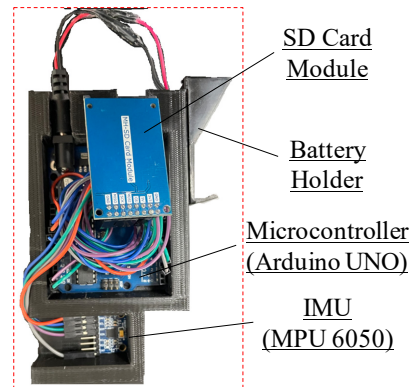
가속도 및 각속도 등의 데이터는 그 개별적인 값으로는 인간의 행동에 대한 직접적인 정보를 제공하지 못한다. 우리는 제안된 발목형 웨어러블 기기의 유효성을 검증하기 위해, 딥러닝 기법(이준식 등, 2019; 안성만, 2016; 박현정 등, 2018) 중에서도 가장 기본적인 모델인 FCN(Fully Connected Neural Network) (M. Villa et al., 2018)을 활용하여 데이터의 이동 경향성을 분석할 수 있는 네트워크 모델을 제안하고, 군사 동작 상태 간의 비선형적 상관관계를 분석하고자 한다. 이를 위해 누적된 데이터 그래프는 최댓값, 최솟값, 평균, 그리고 표준편차의 특징(Feature)으로 변환되는 새로운 과정을 거치게 된다. 임의의 시험 상황을 가정해 그 분류 정확도를 검증하고, 그 결과를 선행 연구와 비교하여 본 논문에서 제시된 발목형 웨어러블 기기의 유효성을 검증했다. 제안된 방법론은 웨어러블 기술과 인공지능 기술을 융합하여 앞으로 병력 운용의 패러다임을 혁신하는데 큰 기여를 할 수 있을 것으로 기대된다.

2. 군용 발목형 웨어러블 디바이스



〈그림 1〉 발목형 웨어러블 디바이스의 착용 모습

그림 1은 제안된 발목형 웨어러블 디바이스의 착용 모습을 나타내고 있다. 본 디바이스는 사용자의 신체에 직접적으로 맞닿지 않고 웨어러블 밴드 및 3D 프린팅 케이스를 이용해 전투화 옆에 부착된다. 포터블 배터리를 통해 전원을 공급 받은 디바이스는 내부에 설치된 전자기기를 통해 동작할 수 있다. 그림 2는 본 웨어러블 기기의 내부 구조를 요약한다. IMU(MPU 6050, TDK InvenSense, USA) 및 마이크로 컨트롤러(Arduino UNO, BCMI, USA)는 인간 동작 중의 가속도/각속도를 측정하고 이를 SD카드에 저장하여 연산을 가능케 한다.



〈그림 2〉 발목형 웨어러블 디바이스의 내부 구조

표 1은 제안된 기기의 하드웨어 특성을 요약하고 있다. 무게 및 부피는 각각 265g, 324cm³으로 인간의 동작을 방해할 가능성이 매우 적다. 낮은 포복(Low Crawl) 동작 시 왼쪽 다리의 움직임이

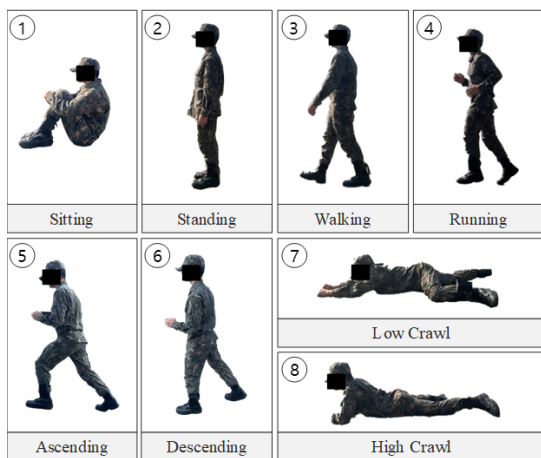
더욱 특징적인 점을 고려하여 왼쪽 발목에 IMU를 부착했다. 각 민감도 스케일 팩터는 16비트로 이산화된 로우 데이터(Raw Data)를 알맞은 물리량으로 변환할 때에 사용되지만, 본 논문에서는 정규화를 통해 각 데이터의 이동 양상을 분석할 예정이므로 로우 데이터 자체가 모델의 인풋으로 활용된다.

〈표 1〉 하드웨어 사양 및 정보

Characteristics	Specification	Characteristics	Specification
무게 [g]	265	부착 위치	왼쪽 발목
전원 [V]	9	측정 센서	IMU (MPU-6050)
부피 [cm ³]	324	측정 데이터	3축 가속도/각속도
민감도 스케일 팩터 (가속도)	16384	민감도 스케일 팩터 (각속도)	131

3. 군사 동작 분류를 위한 데이터 마이닝 및 인공지능 모델 개발

3.1. 주요 군사 동작의 정의



〈그림 3〉 기본 군사 동작의 정의

본 논문에서 분류 및 인식할 동작 상태는 다음의 8가지 주요 군사 동작으로 정의된다.

- 1) Sitting: 휴식/대기를 위한 앉은 자세
- 2) Standing: 직립 및 정지 자세
- 3) Walking: 기본 보행 상태 (1.0~1.5 m/s)
- 4) Running: 뛸걸음 상태 (2.0~2.5 m/s)
- 5) Ascending: 10° 경사 보행 상태 (상승)
- 6) Descending: 10° 경사보행 상태 (하강)
- 7) Low Crawl: 낮은 포복 상태
- 8) High Crawl: 높은 포복 상태

실제 전장 내 상황은 위의 주요 동작 여덟 가지를 적절히 선택하고 유동적으로 변환하는 과정으로 설명될 수 있다. 특히 Ascending 및 Descending은 사용자 개별 동작에 대한 정보 뿐만 아니라, 착용자 주변의 환경이 어떻게 구성되어 있는지에 대한 유효 정보를 제공할 수 있다. 각 동작 상태에 대한 정보는 다음과 같이 요약될 수 있다.

Sitting은 무릎을 꿇어안은 채 바닥에 하체를 접지한 상태로 앉아있는 동작이다. Standing은 군제식의 가장 기본 동작인 차려 자세로 정의하였다. Walking은 기본적인 보행 자세로 인간의 평균 이동 속도(1.0~1.5m/s)로 이동하는 동작이다. Running은 구보(驅步) 자세로 2.0~2.5m/s의 속도로 이동할 때를 의미한다. Ascending은 10°의 경사로를 완보(緩步)로 올라가는 동작이며 Descending은 10°의 경사로를 완보로 내려오는 동작으로 설정했다.

Low Crawl은 낮은 포복으로 두가지 구분 동작으로 이루어진다. 첫 번째 구분동작에서는 오른쪽 다리를 펴고 오른쪽 발 앞꿈치를 지면에 접한 상태로 양 팔을 앞으로 뻗고 왼쪽 무릎을 옆구리 쪽으로 당겨오며 왼쪽 발목 안쪽을 지면에 접지한다. 두 번째 동작은 첫 번째 구분 동작에서 뻗은 팔과 당겨온 다리를 이용해 지면을 밀며 앞으로

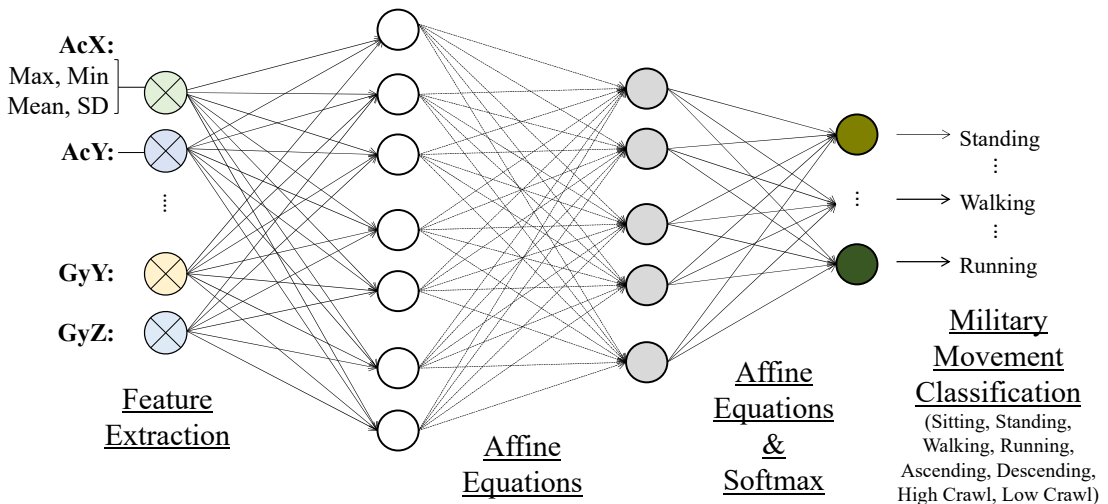
진행한다. 이때 모든 구분 동작에서 상체는 지면에 접한 상태를 유지한다. High Crawl은 높은 포복으로 두 가지 구분 동작으로 이루어진다. 첫 번째 구분동작에서는 오른쪽 다리를 펴고 오른쪽 발 앞꿈치를 지면에 접한 상태로 왼쪽 무릎을 옆구리 쪽으로 당겨오며 왼쪽 발목 안쪽을 지면에 접지한다. 두 번째 구분 동작은 오른쪽과 왼쪽의 발을 반대로 바꾸며 앞으로 나아가는 것이다. 이때 모든 구분 동작에서 팔꿈치로 지면을 지지한 채로 상체를 들고 앞으로 진행한다. Low Crawl과 비교해 고도는 다소 높지만 기동성이 확보된다는 특징이 있다.

각 동작 내 데이터 개수는 균일하도록 125ms 샘플링 주기로 약 10,000개의 동적 데이터를 확보한다. 이는 딥러닝 모델을 학습하는 데 충분한 데이터 양이다. 훈련 데이터와 시험 데이터는 4:1의 비율로 나뉘었다.

3.2. 딥러닝 알고리즘의 제안 및 적용

IMU를 통해 얻은 데이터는 인간이 개입한 알

고리즘으로는 해석이 불가하고, 기계 스스로 학습한 딥러닝 모델을 통해야만 의미를 가질 수 있다(A. Ayman et. al., 2019). 그림 4는 딥러닝 모델의 가장 대표적인 구조인 FCN을 활용하여 군사 동작을 분류해내는 알고리즘을 도식하고 있다. 가속도 및 각속도 데이터는 개별적인 값이 아니라, 사용자가 동작을 수행하는 중 신체 좌표를 스스로 조정하고 물리량을 변화시키는 과정에서 오는 변화 양상에 그 의미가 있다(P. Rivera et. al., 2017). 본 논문에서는, IMU를 통해 얻은 동적 데이터를 시계열 데이터(Time-series Data)로 활용하기 위해 총 10개의 샘플을 하나의 데이터 단위로 취급할 것을 제안한다. 제안된 모델은 각 데이터 채널의 그래프 특성을 취득하기 위해 대표적인 경향성 지표인 최댓값(Max), 최솟값(Min), 평균(Mean), 표준편차(SD)를 추출하고, 그 결과로 24개의 인풋을 얻어 히든 레이어 사이의 Affine 연산을 거친 뒤, 최종적으로 소프트맥스(Softmax) 함수를 통해 각 상태에 속할 확률을 계산한다.



〈그림 4〉 FCN을 활용한 딥러닝 모델의 제안

4. 실험 결과

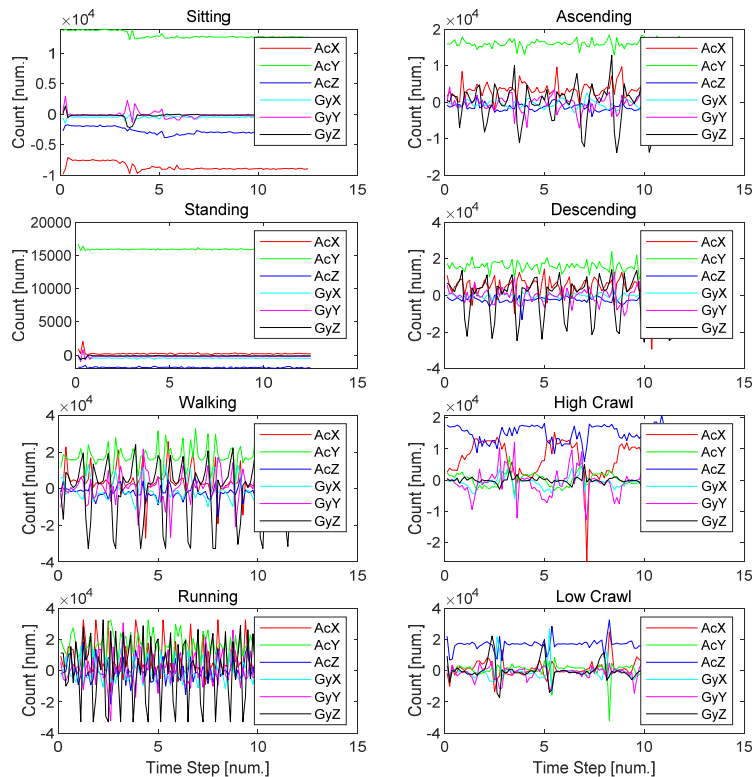
4.1. 실험 조건 설정

연구 시작 전, 공군 항공우주의료원 기관 생명 윤리위원회 승인(ASMC-22-IRB-008)을 받았으며, 대상자는 연구에 대한 설명을 듣고 동의서에 서명 후 실험에 참여하였다. 진행 순서는 다음과 같다. 먼저 그림 3에서 정의된 8가지 동작을 수행하면서 약 10000개 가량의 행동 데이터를 확보한다. 확보된 데이터는 슬라이딩 윈도우(Sliding Window)를 통해 10개의 크기만큼 슬라이싱되고, 분리된 각 데이터는 착용자의 1.25초간 동작 정보를 담게 된다. 각 인풋 데이터는 설정된 FCN 모델을 학습하는데 활용된다. 이때 제안된 인공지능 모델의 히든

레이어 개수는 2개, 각 레이어 내 노드의 개수는 100개다. 학습을 위해 Adam Optimizer를 적용하고, 학습 조건은 미니 배치 크기를 50, 최대 에포치를 50, 초기 학습률을 0.01로 설정하였다. 또한, 과적합을 방지하기 위해 조기 종료(Patience value: 20)를 설정했다. 훈련 데이터는 훈련 데이터 전체 평균 및 표준 편차로 정규화되었다. 임의의 데이터 취득 상황을 가정하기 위해 시험 데이터는 훈련 데이터의 평균 및 표준편차를 활용해 정규화된다.

4.2. 발목형 웨어러블 기기를 통한 데이터 확보 결과

그림 5는 측정된 6개의 데이터 성분을 8가지 동작으로 분류한 그래프이다. Sitting과 Standing



〈그림 5〉 시간에 따른 각 동작 별 데이터 변화 양상

에서 그래프는 정적으로 나타난다. 측정 초기와 중간 특정 부분 그래프의 변화는 측정 단계에서 측정자의 자세 움직임이 있었기 때문이다. Sitting에서 AcX와 AcY의 값은 0이 아닌 각각 양수와 음수 값을 가지는데 IMU 센서는 측정된 힘과 비례하여 가속도 값을 측정하므로 중력가속도의 값이 일정한 방향으로 항상 측정되기 때문이다. 센서의 3축 방향이 유지되는 Walking과 Running, Ascending과 Descending의 그래프에서 AcY의 그래프 개형이 특정한 count 값(1.5에서 2)을 중심으로 형성된 이유 역시 동일하다. Sitting에서 AcX 값이 음수 값을 가지는 이유는 측정 시 자세(그림 3)를 통해 알 수 있다. 중력 가속도의 방향이 Standing과 다르게 y축과 x축으로 분산되기 때문에 AcX 값은 일정한 음수 값을 가진다.

Walking과 Running의 경우 그래프 개형이 유사하다. GyZ의 그래프 개형이 가장 큰 폭의 변화를 보이며 나머지 데이터 값들은 GyZ의 그래프 개형을 작은 폭으로 따라간다. Running의 경우 Walking에서 보인 그래프의 개형이 주기가 2/3 배 된 형태를 띠는데 이는 유사한 동작의 반복(Walking과 Running)이 동일시간 동안 다른 빈도로 일어났기 때문이다.

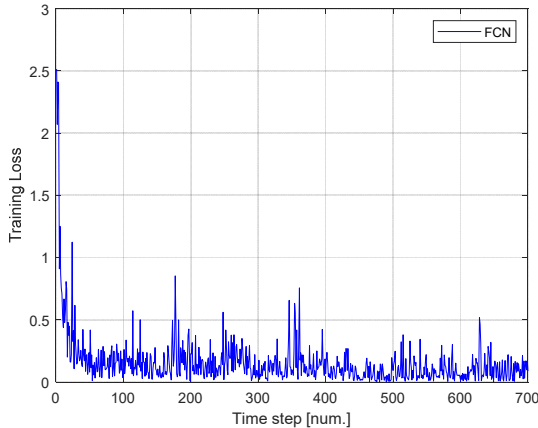
Ascending과 Descending은 기본적으로 Walking과 동작이 유사하기 때문에 그래프 개형 역시 유사하게 나타난다. 그러나 각 동작을 구분하는 미묘한 차이(주기, 폭 등)는 존재하며 이는 인간이 개입해서 분석하는 방식으로는 분명히 한계가 존재한다. Descending의 경우 Ascending보다 동작의 수월성이 높아 동일시간 대비 더 많은 동작 횟수를 보이며 이는 그래프 개형의 주기로 알 수 있다.

High crawl과 Low crawl은 센서의 3축 방향이

앞선 6가지 동작과 전혀 다르기 때문에 그래프 개형 역시 전혀 다르게 나타난다. High Crawl의 경우 구분동작 진행에 있어 발목의 모양이 교차되며 진행되기 때문에 중력 가속도 방향이 z축과 x축 교대로 향한다. High Crawl에서 AcX와 AcZ는 1~2 사이 count 값을 기준으로 위상이 반대로 진행되는 것을 볼 수 있는데 이는 앞서 서술한 이유 때문이다. 동작의 난이도가 다른 동작에 비해 높기 때문에 일어난 측정 대상자의 동작 미숙으로 보이는 특정 구간을 제외하고는 일정한 개형 특성을 보인다. Low Crawl의 경우 안쪽 발목이 땅에 접지된 채(중력가속도 방향이 z축으로 형성)로 동작을 진행하기 때문에 High Crawl 그래프와는 다른 양상을 보인다. 그래프 개형 역시 일정하게 측정되며 그래프 주기의 길이를 통해 앞선 6가지 동작에 비해 동작의 난이도는 Crawl이 가장 높았음을 알 수 있다.

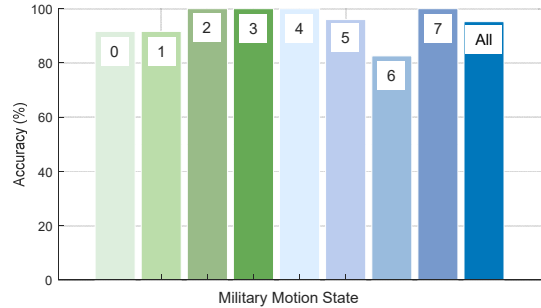
데이터 플롯으로 분석된 6개의 데이터는 분명한 동작 간의 차이를 도식한다. 실행 동작이 유사하여 구분하기 힘들 것이라 예상되었던 Sitting과 Standing, Walking과 Running에서도 주기와 특정 데이터 값의 차이 등 동작을 특징 지을 만한 데이터적 특성이 충분히 나타났으며 이는 FCN 모델을 통해 더욱 효과적으로 분석될 것으로 예상된다. 측정 과정에서 행동 주체가 인간이기 때문에 약간의 괴리 양상은 나올 수 있으나, 이는 전체 데이터 셋을 학습하는 딥러닝 모델에서는 큰 문제가 되지 않을 것으로 예상된다. 결론적으로 여덟 가지 군사 동작을 분류하는 데 있어 운동성이 큰 발목에 센서를 부착하여 성공적으로 동작을 구분할 수 있는 데이터 값을 추출할 수 있었다.

4.3. 제안된 딥러닝 모델의 학습 및 분류 결과



〈그림 6〉 제안된 딥러닝 모델의 학습 결과:
손실함수(교차 엔트로피 오차)

취득된 데이터는 FCN의 인풋으로서 딥러닝 모델을 학습하는데 활용되었다. 그림 6은 그 결과로 FCN의 훈련 손실(Training Loss)인 교차 엔트로피 오차(Cross Entropy Loss)가 감소하는 양상을 나타내고 있다. 손실 값의 감소는 학습이 지속될수록 분류 정확도가 상승했음을 뜻한다. 타임 스텝 수가 0~100회 사이일 때 가장 큰 폭으로 손실 값이 감소하였으며 400번째 이후로 손실 값은 0.5미만으로 유지되었다. 300~400회에 손실 값이 증가하는데 이는 미니배치로서 선정되는 무작위 데이터 셋들에 대해 가중치 학습이 덜 완성됐기 때문이다. 하지만 이후 훈련 종료까지 일정하게 감소되는 손실 값을 보이며 성공적으로 학습된 인공지능 모델이 구해졌음을 알 수 있다. 그림 6을 통해, 우리가 제안한 웨어러블 데이터가 학습에 용이한 특성을 다수 내재하고 있었음을 알 수 있다.



〈그림 7〉 제안된 딥러닝 모델의 상태별 분류 결과:
분류 정확도

학습된 모델의 최종 분류 결과는 각 상태에 대한 개별적인 분석을 통해 상세히 확인할 수 있다. 그림 7은 시험 상황에서 실제 동작 상태에 대한 예측 동작의 정확도 분포를 나타내고 있다. 0~7까지의 클래스는 순차적으로 Sitting, Standing, Walking, Running, Ascending, Descending, High Crawl, Low Crawl 을 나타낸다. 마지막의 All은 시험 상황 전체를 지칭하며 본 논문에서 제안된 방법론의 최종적인 정확도를 요약하고 있다.

그 결과, 대부분의 동작에서 매우 높은 정확도로 군사 동작을 분류할 수 있었다. 이때 실제 동작은 High Crawl이지만 Low Crawl으로 예측한 오류가 가장 빈번했으며(오차율: 17.39%) Sitting 및 Walking이 그 다음으로 오차가 빈번했다(오차율: 8.333%). 각 데이터에 대한 정확도를 높이기 위해 먼저 더 많은 수의 데이터를 확보할 수 있을 것이다. 또는, 네트워크 구조를 변형하거나 학습 조건을 변경하여 더욱 면밀하게 데이터 간 상관관계를 파악하는 방법론이 제기될 수 있다. 이러한 오차 및 개선사항에도 불구하고, 전체 분류 정확도는 95.16%로 제안된 웨어러블 디바이스가 상당히 높은 확률로 군인의 동작을 인식할 수 있음이 드러났다.

4.4. 선행 연구와의 비교

표 2는 본 연구의 내용을 선행연구(T. Wyss et al., 2010)와 비교한 결과를 요약하고 있다. 선행 연구에서는 한 개 축의 가속도를 측정하는 GTIM (ActiGraph LLC, USA)을 허리와 배낭에 부착하여 실험을 진행하였다. 또한 심장 박동 측정을 위해 실험 참가자들은 가슴에 둘러서 심박을 측정하는 스마트 벨트(Suunto, Fantaa, Finland)를 사용하였다. 스위스군에 복무중인 남성을 대상으로 Walking, Marching with backpack, Lifting and lowering loads, Lifting and carrying loads, Digging, Running 총 6 가지의 동작을 측정하는 방식으로 연구가 진행 되었다.

선행 연구에서는 주로 무게가 더해진 상황에서의 동작을 구분하고자 했다. 하지만, 딥러닝 기법에서 단순한 하중의 증가는 무게가 서로 다른 사람의 데이터를 취득하는 것으로 충분히 해결될 수 있다. 대신 본 연구에서는 동작성의 차이에 중점을 맞춰 총 여덟 가지의 더 많은 갈래로 분류 대상을 나누었으며, 사용자의 편의를 방해하지 않으면서 낮은 무게 및 높은 착용성이 유지되는 IMU 기반 측정 방식을 채택했다. 또한, 선행 연구는 1개 축의 기준으로 가속도를 측정 한 것과 달리 본 연구는 총 6개의 상이한 물리량을 다루고 있다. 새로운 개념의 디바이스는 인공지능 모델이 접목되어 선행 더욱 높은 정확도로 군사 동작을 인식할 수 있었다.

〈표 2〉 선행연구와의 비교

	T. Wyss et. al.	B. Jang et. al.
데이터 종류	1축 가속도, 심박수	3축 가속도, 3축 각속도
측정 센서	GTIM, Suunto Smart Belt	IMU Sensor
동작 개수	6	8
분류 방법론	결정 트리	딥러닝
최종 정확도	87.5%	95.2%

5. 결론

본 논문에서 제안한 웨어러블 디바이스를 활용하여 지휘관은 병력 운용 시 더욱 빠르고 통일된 지휘 효과를 얻을 수 있다. 추후에는 GPS 센서, 생체 센서(심장박동, 호흡 주기) 등과의 연계로 더욱 깊은 동기화 및 모니터링 기능을 제공하고 이를 훈련 상황에도 연계시켜 개인 맞춤형 디브리핑 및 피드백을 제공할 수 있으리라 예상된다. 이를 위해 본 연구는 더욱 일반화될 필요가 있다. 먼저 Ascending 및 Descending과 같이 환경 조건이 내포된 동작을 더욱 세분화하거나 추가로 정의할 수 있다. 개인의 동작 뿐 아니라 사용자의 주변 환경을 추정할 수 있다면 전장에서 더욱 유동적인 활용이 가능해지리라 기대된다. 또한 동작 상태를 비연속적으로 판별하는 수준을 넘어, 실제 인간과 마찬가지로 동작 사이의 부드러운 전환 순간을 모델링하는 연구 또한 향후 과제로 남아있다. 마지막으로, 더 많은 데이터 셋을 확보함으로써 보다 보편적인 모델로의 발전을 도모할 수 있으리라 예상된다.

군용 어플리케이션에 착안해 시작된 연구이지만, 본 논문의 결과는 일반적인 웨어러블 어플리케이션에도 연계 및 확장될 수 있다. 신체 좌표의 복합적인 조정 및 이동이 요구되는 일상 동작 또한 제안된 발목형 웨어러블 기기를 활용한다면 그 경향성을 성공적으로 추출하고 착용자의 이동 현황을 파악할 수 있게 된다. 추후에는 헬스케어 및 의료 산업으로의 활용을 위해 사전에 정의되지 않은 동작에 대한 실시간 학습 및 개인 맞춤형 솔루션 제공에 대한 연구가 필요할 것이다.

참고문헌(References)

[국내 문헌]

- 이준식, 유인진, & 박도형. (2019). 사용자 로그 분석에 기반한 노인 돌봄 솔루션 구축 전략: 효율 제품의 사례를 중심으로. *지능정보연구*, 25(3), 117-140.
- 안성만. (2016). 딥러닝의 모형과 응용사례. *지능정보연구*, 22(2), 127-142.
- 박현정, 송민채, & 신경식. (2018). CNN을 적용한 한국어 상품평 감성분석: 형태소 임베딩을 중심으로. *지능정보연구*, 24(2), 59-83.

[국외 문헌]

Conroy, B., Silva, I., Mehraei, G., Damiano, R.,

Gross, B., Salvati, E., ... & McFarlane, D. C. (2022). Real-time infection prediction with wearable physiological monitoring and AI to aid military workforce readiness during COVID-19. *Scientific reports*, 12(1), 1-12.

Wyss, T., & Mäder, U. (2010). Recognition of military-specific physical activities with body-fixed sensors. *Military medicine*, 175(11), 858-864.

Takano, W. (2020). Annotation generation from IMU-based human whole-body motions in daily life behavior. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 50(1), 13-21.

Ayman, A., Attalah, O., & Shaban, H. (2019). An efficient human activity recognition framework based on wearable imu wrist sensors. In *2019 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST)* (pp. 1-5). IEEE.

Rivera, P., Valarezo, E., Choi, M. T., & Kim, T. S. (2017). Recognition of human hand activities based on a single wrist imu using recurrent neural networks. *Int. J. Pharma Med. Biol. Sci*, 6(4), 114-118.

Villa, M., Dardenne, G., Nasan, M., Letissier, H., Hamitouche, C., & Stindel, E. (2018). FCN-based approach for the automatic segmentation of bone surfaces in ultrasound images. *International journal of computer assisted radiology and surgery*, 13(11), 1707-1716.

Abstract

Development of an IMU-based Wearable Ankle Device for Military Motion Recognition

Byeongjun Jang* · Jeonghoun Cho* · Dohyeon Kim* · Kyeong-Won Park**

Wearable technology for military applications has received considerable attention as a means of personal status check and monitoring. Among many, an implementation to recognize specific motion states of a human is promising in that allows active management of troops by immediately collecting the operational status and movement status of individual soldiers. In this study, as an extension of military wearable application research, a new ankle wearable device is proposed that can glean the information of a soldier on the battlefield on which action he/she takes in which environment. Presuming a virtual situation, the soldier's upper limbs are easily exposed to uncertainties about circumstances. Therefore, a sensing module is attached to the ankle of the soldier that may always interact with the ground. The obtained data comprises 3-axis accelerations and 3-axis rotational velocities, which cannot be interpreted by hand-made algorithms. In this study, to discern the behavioral characteristics of a human using these dynamic data, a data-driven model is introduced; four features extracted from sliced data (minimum, maximum, mean, and standard deviation) are utilized as an input of the model to learn and classify eight primary military movements (Sitting, Standing, Walking, Running, Ascending, Descending, Low Crawl, and High Crawl). As a result, the proposed device could recognize a movement status of a soldier with 95.16% accuracy in an arbitrary test situation. This research is meaningful since an effective way of motion recognition has been introduced that can be furtherly extended to various military applications by incorporating wearable technology and artificial intelligence.

Key Words : Wearable Device, Data-driven Model, Motion Recognition, Military Applications

Received : November 18, 2022 Revised : December 6, 2022 Accepted : December 12, 2022

Corresponding Author : Kyeong-Won Park

* Mechanical Engineering, ROK Air Force Academy

** Corresponding author: Kyeong-Won Park

Department of Mechanical Engineering, Republic of Korea Air Force Academy

#330, DanJe-Kwan, 635 Namil-myeon, Danjae-ro, Sangdang-gu, Cheongju-si, Chungcheongbuk-do, 28187, Korea

Tel: +82-43-290-6572, E-mail: kyeongwon.park@alumni.kaist.ac.kr

저 자 소개



장병준

2019년~현재 대한민국 공군사관학교(ROKAF) 기계공학과 학사과정 재학. 관심분야는 비행체 3D 설계 및 엔진의 구조, 항공기 조종, 우주 발사체 연구.



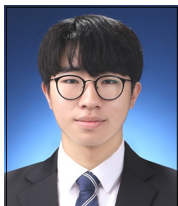
조정훈

2019년~현재 대한민국 공군사관학교(ROKAF) 기계공학과 학사과정 재학. 관심분야는 딥러닝 알고리즘, 로봇공학, 자동제어시스템.



김도현

2019년~현재 대한민국 공군사관학교(ROKAF) 기계공학과 학사과정 재학. 관심분야는 항공기 조종, 비행 역학, 제트 엔진.



박경원

2019년 한국과학기술원(KAIST) 기계공학과 학사. 2019년~2021년 동 대학원 기계공학과 석사. 2021년~현재 대한민국 공군사관학교(ROKAF) 교수사관. 관심분야는 웨어러블 응용, 인간능력 증강, 로봇시스템 설계 및 제어 등.