**SMARTHON 기획서**

**#1 팀 소개**

|  |  |
| --- | --- |
| 팀명 | 정신최리자 |
| 팀장/팀원 | 박신영(팀장), 최정완 |

**#2 프로젝트 기획**

|  |  |
| --- | --- |
| **프로젝트명** | 몸으로 말해요 |
| **한 줄 소개** | 웨어러블 장치를 통한 제스처별 운동 정보 습득 및 분류 알고리즘/LSTM을 이용한 해석 |

|  |  |
| --- | --- |
| **개발 동기 및 필요성** | 모션 인식을 통한 제스처 해석은 연구가 많이 되어있는 분야이다. 특히 CV를 이용하여 모션 인식을 하는 경우가 많은데, 모션 인식만을 위하여 CV를 적용하는 것은 공간적 한계를 지닌다. 행위자를 포착하는 캠을 필요로 하고, 캠의 사각에서 일어나는 행위는 처리할 수 없으며, 따라서 모션 인식을 위해 넓은 공간을 가져야 하고(카메라와의 일정 거리 필요), 주기적인 자리 이동 시에 활용하기 어렵다는 한계점을 해결하기 위하여 웨어러블 기기를 이용해 상지(어깨 아래부터 손까지)의 움직임을 MPU6050 및 힘 센서(악력에 의한 장력 측정)를 통해 측정해 모션 인식을 하는 아이디어를 구상하게 되었다. |
| **기대효과**  **(발전가능성)** | 1. 주변 환경 및 공간에 제약을 받는 CV와 다르게, 웨어러블 기기만 장착하면 사용자의 제스처를 인지할 수 있으므로 시야가 제한된 환경이나 급박하게 변화하는 환경에서 사용자의 행동 인식 및 소통에 편의를 줄 수 있다. 2. 손가락의 움직임에 초점을 맞추어 개발하게 되면, 수어를 웨어러블 기기를 통해 인식하여 소통에 편의를 줄 수 있다. 3. 저렴한 비용, 간단한 구성을 통해 유아용부터 고장이 잦은 위험한 환경에까지 다양한 곳에 쓰일 수 있다. |

**#2-1 사용할 AI와 학습 방법**

|  |  |
| --- | --- |
| **기술 분야** | 군집화, 분류, RNN |
| **사용할 AI의 용도, 기능** | **k-means, DTW 기반 클러스터링, DEC (군집화)**  군집화의 대표적인 모델인 k-means를 이용하여 EDA하고 그대로 라벨링하거나, 시계열 데이터의 군집화에 용이한 DTW 기반 클러스터링 혹은 DEC 모델을 사용하여 데이터 군집화 예정.  **Random-Forest, Gradient Boosting (결정트리 기반 앙상블, 분류 모델)**  컬럼 수가 적은(약 13개 예정) 센싱 데이터를 사용하므로, 결정트리 기반의 앙상블 모델인 랜덤포레스트와 그레디언트 부스팅 이용 예정.  군집화 – 라벨링(지도학습을 위한 클래스 지정)을 선행하고, 이후 분류 학습.  정적인 제스처 인식에 사용. 손 모양, 팔의 방향 등 정적인 행위의 제스처를 인식할 때 이때의 IMU 값을 사용해 학습.  **LSTM, GRU (순환신경망, RNN 기반)**  기본적으로 연속적인 제스처를 인식하고 분류해야 하기 때문에, 연속적인 입력으로부터 연속적인 출력을 생성하는 모델인 Sequential 모델을 사용.  군집화 – 라벨링을 선행하고, 컬럼 수가 적은 데이터를 사용한다는 점을 고려하여, LSTM과 GRU를 동시에 학습해보고 성능에 따라 모델 결정.  동적인 제스처 인식에 사용. 변화량 측정에 용이한 IMU 특성을 활용하며, 동적인 행위의 제스처를 인식하고, 동시에 의도된 제스처인지 아닌지를 구분하는 용도로 쓰임. |
| **학습 데이터 선정 및 활용 방법** | 웨어러블 기기를 통한 인체의 행동(제스처) 인식이 목적이기 때문에, 우선 센서만 구현된 웨어러블 기기를 제작하고 이를 직접 사용해보면서 수집된 행동 데이터를 학습에 사용할 예정.  데이터는 검지, 중지손가락이 당기는 힘에 대한 아날로그 값(0~1023) – 약지, 새끼손가락의 경우 중지의 움직임과 거의 동일하게 움직이기 때문에, 시스템 복잡도를 줄이고자 제외함. – 그리고 전완, 상완에 하나씩 장착된 MPU6050에서 측정된 3축 각속도 및 3축 병진 가속도 값을 얻은 뒤,  - 각속도, 병진 가속도 값을 적분하여 상완을 영점으로 하여 전완의 3차원 좌표로 변환하여 학습하는 방식. 결정트리 기반, RNN 기반 모두 활용 가능.  - 각속도, 병진 가속도 값을 그대로 사용하는 학습 방식. 이 경우 분류 모델보다 RNN 기반 모델이 더 용이할 것으로 예상됨. |

**#2-2 프로젝트 구조도 (그림자료 및 설명)**

|  |
| --- |
| **프로젝트 구조도** |
|  |
| **구조도에 대한 설명** |
| 1. 센싱 – 아두이노를 이용하여 상지의 운동 정보를 수집   구성: FSR400(압력 센서), MPU6050(자이로+가속도)  손가락 접힘과 전완, 상완 움직임 정보 수집   1. AI – 수집된 정보를 바탕으로 학습   수집된 시간 정보를 담은 데이터를 가공.   * 군집 알고리즘을 통해 유사한 운동 정보 즉 유사한 제스처 군집화 * 군집 라벨링(지도학습 사용 예정) * 랜덤 포레스트 등 분류 모델 or LSTM 등 RNN 모델 적용하여 제스처 인식  1. Service – 인식된 데이터 바탕으로 커맨드를 작용하거나,   모션 그 자체를 인식하여 사용할 수 있음.  혹은 와이어 등 센싱 부위를 넓혀서 더 세부적으로 감지되도록 개조 가능. |

**#3 목표 MVP**

**평가 배점에 포함되는 요소. 구체적이고 구현 가능하게 작성 바람.**

|  |  |
| --- | --- |
| 최소 기능만 수행 시 프로젝트 구조도 | |
|  | |
| 최소 기능  (MVP) | - 움직임을 데이터를 통해 구분할 수 있을 정도의 웨어러블 센서 구현  - 제스처를 취할 때와 그렇지 않을 때를 분류할 수 있어야 함.  - 여러 개의 제스처를 구분할 수 있어야 함.  - 제스처별로 특정 커맨드가 작동되어야 함. |

**#4 사전개발일정**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **날짜** | **목표 A**  **웨어러블**  **센서 제작** | **목표 B**  **하드웨어 센서**  **데이터 수집** | **목표 C**  **제스처**  **군집화/분류** | **목표 D**  **분류를 통한**  **정적 제스처 인식** | **목표 E**  **LSTM을 통한**  **동적 제스처 인식** |
| 1/11 |  |  |  |  |  |
| 1/13 |  |  |  |  |  |
| 1/15 |  |  |  |  |  |
| 1/18 |  |  |  |  |  |
| 1/22 |  |  |  |  |  |