



## 저작자표시-비영리-변경금지 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



비영리. 귀하는 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 없습니다.



변경금지. 귀하는 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공할 수 없습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

석 사 학 위 논 문

병원 내 환자 동작 인식 및 실내 위치  
측위를 위한 모니터링 시스템의  
설계 및 구현

이 진 우

부산대학교 대학원  
전기전자컴퓨터공학과

2018년 02월

# 병원 내 환자 동작 인식 및 실내 위치 측위를 위한 모니터링 시스템의 설계 및 구현

이 논문을 공학석사 학위논문으로 제출함

이 진 우

부산대학교 대학원  
전기전자컴퓨터공학과

지도교수 백 윤 주

이진우의 공학석사 학위논문을 인준함

2017년 12월 22일

위원장	탁 성 우	인
-----	-------	---

위 원	최 윤 호	인
-----	-------	---

위 원	백 윤 주	인
-----	-------	---

## [차 례]

1. 서론 .....	1
2. 배경 및 관련 연구 .....	5
2.1. 연구 배경 .....	5
2.2. 일상생활 동작 모니터링 및 낙상 감지 .....	6
2.2.1. 비착용형 센서 기반 .....	6
2.2.2. 착용형 센서 기반 .....	8
2.2.3. 딥러닝 기반 .....	9
2.3. 실내 위치 측위 시스템 .....	11
2.4. 저전력 무선 통신 기술 .....	12
2.5. 문제 정의 및 접근 방법 .....	13
3. 병원 내 환자 모니터링 시스템의 설계 및 구현 .....	15
3.1. 하드웨어 .....	15
3.1.1. 센서 모듈 .....	15
3.1.2. 게이트웨이 .....	18
3.2. 동작 인식 .....	19
3.2.1. 욕창 경고 .....	21
3.2.2. 낙상 감지 .....	24
3.2.3. 걷기 인식 .....	26
3.3. LoRa 통신 설정 .....	27
3.3.1. 패킷 정의 .....	27
3.3.2. 출력 세기 설정 .....	31
3.4. 병원 내 환자 위치 측위 .....	32
4. 성능 평가 .....	36

4.1. 시스템 동작 .....	36
4.1.1. 낙상 감지 시스템 .....	36
4.1.2. 욕창 경고 시스템 .....	37
4.2. 샘플링 주기에 따른 동작 인식 정확도 .....	38
5. 결론 .....	41



## [표 차례]

표 1 Wi-Fi, BLE, LoRa 특징 비교 .....	13
표 2 각 설정에 따른 LoRa 데이터 전송 속도 .....	28
표 3 LoRa 페이로드 구조 .....	28
표 4 전송 속도 5469bps에서 샘플링 및 전송 주기에 따른 통신 가능 노드 수 .....	29
표 5 LoRa 비컨 페이로드 구조 .....	30
표 6 실내 위치 측위 실험 결과 .....	33
표 7 낙상 감지 실험 결과 .....	36
표 8 욕창 경고 시스템 동작 실험 결과 .....	38
표 9 딥러닝 서버 하드웨어 사양 .....	38
표 10 샘플링 주기에 따른 동작 인식 정확도 비교 .....	39
표 11 샘플링 주기 0.02초 일 때의 동작 인식 오차 행렬 .....	39
표 12 샘플링 주기 0.1초 일 때의 동작 인식 오차 행렬 .....	40
표 13 샘플링 주기 0.2초 일 때의 동작 인식 오차 행렬 .....	40
표 14 샘플링 주기 0.4초 일 때의 동작 인식 오차 행렬 .....	40

## [그림 차례]

그림 1 2015년 ~ 2060년 세계와 한국의 인구 구조 .....	5
그림 2 보건의료인력 수요 대비 부족 수 추이 .....	6
그림 3 가속도 센서를 이용한 낙상 감지에서의 임계치 설정 .....	10
그림 4 병원 내 환자 모니터링 시스템 구조 .....	14
그림 5 센서 모듈 블록 다이어그램 .....	16
그림 6 센서 모듈 회로도 .....	17
그림 7 센서 모듈 .....	17
그림 8 게이트웨이 LoRa 수신부 블록 다이어그램 .....	18
그림 9 게이트웨이 송수신부 일부 회로도 .....	19
그림 10 LoRa 게이트웨이와 게이트웨이 설치 모습 .....	19
그림 11 센서 모듈 착용 모습 .....	21
그림 12 눕는 자세에 따른 기울기 변화 .....	22
그림 13 누워서 몸을 90도 회전시켰을 때의 데이터 .....	23
그림 14 욕창 경고 알고리즘에 대한 슈도 코드 .....	24
그림 15 낙상 발생 시 중력 가속도 데이터 .....	25
그림 16 낙상 감지에 대한 슈도 코드 .....	25
그림 17 일반적인 걷기와 환자처럼 걷기, 그리고 정지 시의 중력 가속도 .....	26
그림 18 센서 모듈과 게이트웨이 간 LoRa 통신 과정 .....	29
그림 19 패킷 길이에 따른 통신 가능 센서 모듈 수와 전송 성공률 .....	30
그림 20 각 출력 세기에 따른 전류소비량 .....	31
그림 21 출력 세기에 따른 전송 성공률 확인을 위한 하드웨어 배치 .....	32
그림 22 출력 세기에 따른 전송 성공률 .....	33
그림 23 부산대 병원 내 블루투스 비컨 배치 .....	34

그림 24 병원 실내 위치 측위 알고리즘 .....	35
그림 25 센서 샘플링 주기 0.2초 일 때 낙상 발생 시의 중력 가속도 .....	37





# 병원 내 환자 동작 인식 및 실내 위치 측위를 위한 모니터링 시스템의 설계 및 구현

이 진 우

부산대학교 대학원 전기전자컴퓨터공학과

## 요약

노인 인구 증가와 함께 병원 내 노인 입원율이 증가하고 있지만 의료 인력의 부족으로 입원 환자 관리에 어려움을 겪고 있다. 일상 동작 모니터링 시스템은 대상의 건강관리를 위해 착용형 혹은 비착용형 센서를 이용하여 사람의 개입 없이 자동으로 일상 동작을 인식하고 기록하는 시스템이다. 이러한 기존 일상 동작 모니터링 시스템들은 개인을 대상으로 하거나 동작 인식 정확도 향상만을 위한 연구들이 대부분이다.

본 논문에서는 많은 환자가 있는 병원에 동작 모니터링 시스템을 적용하여 환자의 동작 인식 및 위치 측위를 수행하는 환자 모니터링 시스템을 설계하고 센서 모듈과 게이트웨이를 제작하여 이를 구현하였다. 가속도 센서와 자이로 센서를 활용하여 수집된 데이터를 분석하고 이를 통해 환자의 동작을 인식한다. 블루투스 비컨을 활용하여 RSSI 핑거프린트 기법으로 병원 내 환자의 위치를 파악한다. 환자로부터 습득된 센서 및 비컨 데이터는 LoRa 기술을 이용하여 서버로 전송한다. 저전력 장거리 통신이 가능하지만 전송 속도가 느린 LoRa의 단점을 고려하여 패킷을 정의하였고 실험을 통해 통신 환경을 설정하였다. 병원 건물 각 층 당 최대 36명의 환자를 동시에 모니터링 가능함을 확인하였고, 성능 평가를 통해 83%의 낙상 감지 성공률과 100%의 욕창 경고 성공률을 확인하였다. 이를 통해 제안하는 시스템의 병원에서의 활용 가능성을 확인하였다.

## 1. 서론

의학 기술의 발달로 노인 인구가 증가하면서 병원의 노인 입원율이 증가하고 이와 더불어 의료인들의 업무량이 증가하고 있다[1]. 낙상과 욕창은 병원에서 흔히 발생하는 사고와 질병이다[2]. 낙상이란 넘어지거나 높은 곳에서 낮은 곳으로 떨어지면서 몸을 다치는 사고를 의미한다. 이러한 사고는 뇌출혈이나 골절 등의 여러 합병증을 유발할 수 있고, 심하면 사망에 이를 수도 있다[3]. 병원에서는 이러한 낙상 사고를 예방하기 위해 다양한 지침을 마련하고 있고, 실제로 병원 곳곳에서 낙상 예방에 관한 안내문을 쉽게 발견할 수 있다. 하지만 이러한 지침들에도 불구하고 예상치 못한 낙상 사고가 빈번히 발생하고 있다. 낙상이 발생하면 추가적인 피해를 최소화하기 위해 신속한 파악과 조치가 중요하다. 욕창이란 주로 뼈의 돌출부와 같은 신체 한 부위에 지속적인 압박이 가해짐으로써 혈액순환이 제대로 이루어지지 않아 조직이 죽어 발생한 궤양을 의미한다. 욕창을 예방하기 위해서는 환자들이 움직이지 않고 오랫동안 같은 자세로 있지 않도록 의료인의 지속적인 관찰 및 간호가 필요하다. 하지만 국내 의료 인력의 부족으로 사고 발생 시 신속한 환자 위치 파악 및 조치, 그리고 사고 예방을 위한 지속적인 간호에 많은 어려움이 따르고 있다[4]. 이에 의료인들을 대신하여 환자들의 상태를 모니터링할 수 있는 장치가 필요하다.

동작 인식을 위한 방법은 크게 몸에 부착하는 장치를 이용하는 방법과 외부에 설치된 장치를 이용하는 방법이 있다. 외부에 설치된 장치를 이용하는 방법에는 적외선 센서[5], 초음파 센서[6], 압력 센서[7] 등을 사물이나 특정 지점에 부착하여 실내에서 사람의 이동 경로를 추적하거나 특정 사물에 접촉 여부를 확인하는 방법으로 동작을 모니터링한다. 하지만 이러한 외부 센서를 이용하는 방법은 센서를 사람의 활동 반경 내 곳곳에 부착하고 관리해야 하는 번거로움이 있고, 센서에 사람이 접근해야만 동작 인식이 가능하다는 한계가 있다.

또 다른 외부 장치를 이용하는 방법에는 카메라를 통해 수집된 영상 데이터를 활용

하는 방법이 있다[8, 9]. 카메라 기반 동작 인식 방법은 영상에서 사람의 형태를 인식하여 이동 경로 혹은 특정 동작 인식을 수행한다. 하지만 카메라 기반 동작 인식 시스템은 실험을 위한 공간에서는 좋은 성능을 보이지만, 일상생활 환경에서는 영상의 노이즈와 일정하지 않은 밝기 등의 요인으로 인해 성능이 저하되는 문제가 있다[10]. 또한 사생활 침해 문제 역시 무시할 수 없으며, 이를 해결하기 위해 열적외선 카메라를 사용하기도 한다[11].

다음으로 동작 인식을 위한 부착형 장치에는 가속도 센서, 자이로 센서와 각종 생체 센서 등이 있다. 이 중에서 가속도 센서는 사람의 동작 인식에 사용되는 가장 대표적인 센서로 동작 인식을 위한 기존의 여러 연구들이 가속도 센서를 이용하여 진행되었다[12, 13, 14]. 가속도 센서는 3차원의 각 축에 작용하는 중력 가속도 값을 이용하여 몸의 방향이나 기울어진 각도, 혹은 동작의 크기 등을 알 수 있다. 3차원의 각 축에 대한 순간 회전량을 알 수 있는 자이로 센서는 몸의 회전 방향을 파악할 수 있고, 가속도 센서와 마찬가지로 동작이 클수록 큰 각속도 데이터를 출력한다. 가속도 센서와 자이로 센서를 함께 사용함으로써 동작 인식에 대한 정확도를 더욱 향상시킬 수 있다[15]. 각종 생체 센서들은 혈당, 습도 및 온도, 혈압, 심박과 뇌파 등의 측정이 가능하고, 이러한 생체 신호를 모니터링 함으로써 동작 인식을 보조하는 역할을 한다[16, 17, 18].

낙상 감지를 위한 방법들은 앞에서 얘기한 동작 인식 방법들을 기반으로 일상생활 동작과 낙상을 구별해낸다. 낙상 감지에 관한 많은 연구들이 가속도 센서를 이용한다. 낙상 발생 시 일상생활 동작과 비교해 더 큰 가속도 데이터가 측정되는데 이를 이용해 일상생활 동작과 낙상의 구분이 가능하다[15, 19, 20].

최근 딥러닝 기술의 발달로 가속도 센서와 같은 센서들로부터 수집된 데이터를 딥러닝을 통해 처리함으로써 동작을 인식하거나 낙상을 감지하는 연구들도 활발히 이루어지고 있다[21, 22].

병원 내 낙상 등의 사고에 신속히 대처하기 위해서는 사고 발생 시 바로 환자의 위

치를 파악할 수 있어야 하고, 이를 위해 무선 통신을 이용한 실내 위치 측위 기술을 이용할 수 있다. 위치 측위는 신호 측정과 위치 계산 두 단계로 구분할 수 있다[23]. 신호 측정 방법에는 시간 기반, 각도 기반(Angle-of-Arrival, AOA), 그리고 신호 세기 기반(Received Signal Strength, RSS) 방법이 있다. 시간 기반 방법은 다시 Time-of-Arrival(TOA), Time Difference-of-Arrival(TDOA), 그리고 Round Trip Time(RTT)으로 나뉘어진다. 신호의 송신에서 수신까지의 시간을 이용한 TOA와 TDOA는 송신 노드와 수신 노드 간 시간 동기화를 해주어야 한다는 문제점이 있다. 이를 해결하기 위해 신호가 송신 노드로 다시 돌아오는 시간을 측정하는 RTT는 통신 횟수의 증가로 시스템의 복잡성과 신호 간섭의 확률이 증가한다는 문제점이 있다.

측정된 거리를 토대로 목표 노드의 현재 위치 계산에 흔히 사용되는 방법에는 삼변 측량 기법과 삼각측량 기법이 있다. 삼변측량은 세 개의 기준 노드와 목표 노드의 거리를 이용하여 목표 노드의 위치를 계산한다. 삼각측량은 AOA 측정 시 사용 가능한 방법으로 두 개의 기준 노드와 목표 노드의 거리와 각도를 이용하여 목표 노드의 위치를 구한다.

센서 모듈이 동작 인식 및 위치 측위를 위해 수집한 데이터를 서버로 전송하기 위해서는 무선 통신 기술이 필요하다. 기존 통신 방법으로는 3G, 4G와 같은 이동통신망 있지만 데이터 전송이 빠른 장점 대신에 높은 가격과 소비전력 문제로 Internet of Things(IoT) 장치에는 적합하지 않다. 다음으로 블루투스, Zigbee와 같은 저전력 근거리 통신 기술을 생각해 볼 수 있다. 하지만 이러한 근거리 통신 기술은 주로 개인 통신망(Personal Area Network, PAN)을 위한 기술로 넓은 공간에서 다수를 대상으로 사용되기에는 부적합하다.

Low-Power Wide-Area Network(LPWAN)는 통신 속도를 제한함으로써 소비전력을 낮추고 넓은 범위의 통신을 가능하게 한다. 저렴한 가격의 하드웨어 구성으로 저전력 동작이 가능하다는 점에서 IoT장치에 주로 사용되는 기술이다. LPWAN의 대표적인 기술로는 LoRa[24], 등이 있다. 이 중 LoRa는 비면허 주파수 대역을 사용해 정부의 인가



없이도 사용할 수 있다는 특징을 가지고 있다.

다양한 연구들이 노인이나 환자들의 건강관리 및 낙상 대처를 위한 방법들을 제시하고 있다. 하지만 기존의 연구들은 여러 대상들로부터 별도로 데이터를 수집하여 동작 인식 정확도를 확인하거나, 단일 대상으로부터 실시간으로 데이터를 수집하여 확인할 뿐, 병원과 같은 공동 시설의 환경을 고려하지 않는다. 이에 본 논문에서는 실제 병원에서 다수의 환자를 대상으로 하는 모니터링 시스템을 설계하고 구현한다.

센서 모듈은 환자의 동작 인식 및 낙상 감지를 위해 가속도 센서와 자이로 센서 데이터를 수집하고 위치 측위를 위해 병원 내 설치된 블루투스 비컨 신호를 스캔해서 RSSI 데이터를 얻는다. 수집된 데이터는 LoRa 통신을 통해 게이트웨이를 거쳐 서버에 전달되고, 서버에서는 딥러닝 네트워크를 통한 동작 인식 및 낙상 감지, 그리고 미리 제작된 RSSI 핑거프린트와의 비교를 통한 위치 측위 작업이 이루어진다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제안하는 시스템의 설명에 앞서 2장에서는 동작 인식 및 낙상 감지, 위치 측위, 그리고 무선 통신 기술과 관련된 연구들을 다룬다. 병원 시스템에 적용함에 있어 기존 연구들의 한계점을 언급하고 제안하는 방법에 대해 설명한다. 3장에서는 제안하는 병원 환자 모니터링 시스템의 설계 및 구현에 대해 다룬다. 병원 내 환자들의 위치와 움직임을 모니터링하기 위한 시스템을 설계하고, 하드웨어를 제작하여 시스템을 구현한다. 4장에서는 앞서 구현한 시스템에 대한 성능 평가를 수행한다. 구현된 시스템을 이용하여 낙상 감지와 욕창 경고 기능의 성능을 평가하고, 샘플링 주기에 따른 동작 인식 정확도 변화를 확인해본다. 끝으로 5장에서는 논문의 기여 및 향후 과제에 대해 설명한다.

## 2. 배경 및 관련 연구

### 2.1. 연구 배경

의학 기술의 발달로 인류의 평균 수명이 증가하고 있고, 전 세계적으로 노인 인구가 증가하고 있다. 그림 1에서 볼 수 있듯이, 2015년에 발표된 통계청의 한 보도자료에 따르면 2015년에는 전체 인구의 13.1%인 노인 인구가 2060년에는 40.1%까지 증가할 전망이라고 한다[25]. 하지만 평균 수명의 증가가 노인 신체 건강의 향상을 의지하기 않기 때문에, 노인 인구의 증가와 함께 병원에 입원하는 노인과 병원에서의 노인 낙상 사고 역시 함께 증가하고 있다. 낙상사고 발생 시 이를 신속하게 파악하고 조치를 취해야 추가적인 피해를 최소화할 수 있지만, 현재 국내 보건의료인력이 턱없이 부족한 상황이다. 보건복지부의 ‘보건의료인력 수급체계 연구결과’에 따르면, 2018년 보건복지 인력 가운데 간호사는 12만 2164명, 약사는 1613명, 그리고 의사는 785명이 부족할 것이고 이러한 현상은 더욱 심각해질 전망이다[4]. 이는 그림 2에 그래프로 나타나 있다 [26].

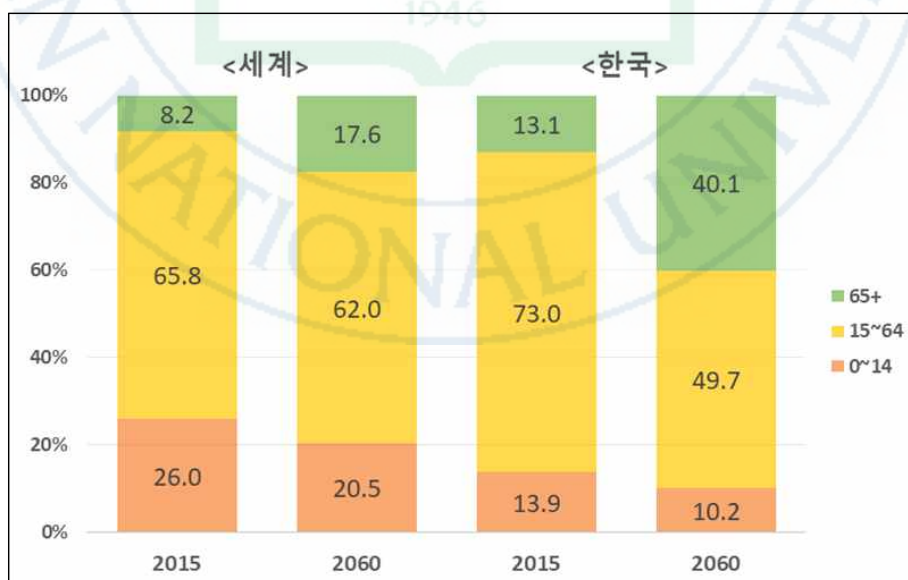


그림 1 2015년 ~ 2060년 세계와 한국의 인구 구조[25]

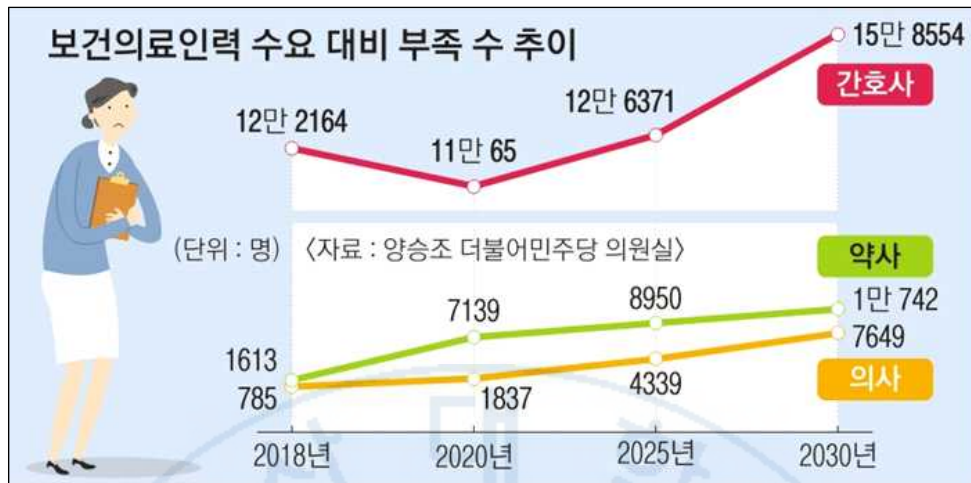


그림 2 보건의료인력 수요 대비 부족 수 추이[26]

## 2.2. 일상생활 동작 모니터링 및 낙상 감지

규칙적이고 올바른 신체 활동은 신체적 장애를 줄이거나 예방하는 데 큰 도움이 된다. 또한 환자의 일상생활 속 신체 활동에 대한 정보는 연구 및 임상 실습 혹은 환자의 자기관리에 좋은 자료가 된다. 일상생활 모니터링 시스템은 사용자 주변의 기계장치를 통해 자동으로 사용자의 동작에 관한 데이터를 수집하고 동작을 인식하여 기록하는 시스템이다.

모니터링 하고자 하는 동작에 따라 각기 다른 방법의 모니터링 방법이 적용된다. 예를 들어 설거지나 TV 시청과 같은 행위들은 외부에 설치된 장치들을 이용하고 걷기, 뛰기, 앉기, 일어서기와 같은 동작은 몸에 착용하는 센서를 이용한다.

### 2.2.1. 비착용형 센서 기반

Chan 등[5]은 적외선 센서를 이용하여 주택 내 노인과 같이 관리가 필요한 대상의 활동 모니터링이 가능한지를 확인한다. 주택의 각 구역에 적외선 센서를 설치하고 시간별로 노인의 움직임을 확인하여 규칙적인 기상이나 화장실 사용 여부 등을 파악한

다. 이를 통해 노인의 이상 활동 여부를 확인할 수 있다. Vuegen 등[6]은 소리 감지와 초음파 센서를 이용한 접근 감지를 통해 일상생활 동작을 분류한다. 주택 내에 소리 감지 장치와 초음파 센서를 설치하고 요리와 식사, 독서, PC 사용, 청소기 사용, 걷기, 그리고 TV 시청에 대한 센서 데이터를 미리 수집한 후 이후 측정되는 데이터를 이와 비교하여 동작을 구분한다. Lim 등[7]의 연구에서는 압력 센서를 주택 내 변기, 소파, 식탁 의자, 침대, 그리고 현관문에 부착하여 노인의 활동을 모니터링한다. 모니터링된 내용을 타지의 가족에게 보냄으로써 노인이 화장실을 자주 가거나 식사를 건너뛰는 등의 비정상적인 활동을 발견할 수 있게 한다. 이처럼 외부에 설치된 센서를 이용한 모니터링 시스템은 장치가 설치된 장소와 관련된 활동을 확인할 수 있지만 그 외 다른 동작에 관한 정보는 얻을 수가 없다. 또한 병원 내 환자 개인의 동작을 모니터링할 수 없다는 문제점이 있다.

카메라를 이용한 모니터링 시스템 역시 카메라를 외부에 설치하여 대상의 움직임을 인식한다. Davis 등[8]의 연구는 카메라로부터 얻은 시각정보를 이용한 동작 인식 기법을 제안한다. 18가지 에어로빅 동작으로부터 각 동작이 완료되는 시간 동안 얻어진 이미지 정보를 확인하고, 습득된 이미지를 토대로 동작 인식을 수행한다. Haritaoglu 등[9]은 카메라를 이용한 사람 탐지 및 추적, 그리고 실외 환경에서의 활동 모니터링을 위한 시스템이다. 그레이 스케일 이미지와 적외선 카메라의 이미지를 이용하여 사람의 머리, 손, 발, 몸을 인식하고 각 부분에 대한 추적을 수행한다. Han 등[11]은 일반 카메라를 이용한 영상처리 방법에서 흔히 발생할 수 있는 밝기에 의한 문제점을 해결하기 위해 열적외선 카메라를 사용한다. 사람의 움직임이 감지되면 이미지에서 사람의 실루엣을 추출하고 단일 이미지에 동작에 관한 정보를 담는다. 하지만 이미지 데이터 처리에는 높은 성능의 하드웨어가 요구되고 병원과 같은 시설 곳곳에 카메라를 설치하는 것은 높은 비용 발생과 사생활 침해와 같은 문제를 일으킬 수 있다.



### 2.2.2. 착용형 센서 기반

병원 내 환자들의 건강관리 및 사고 예방을 위해 필요한 것 중 하나가 보행 활동과 관련이 있고, 이를 모니터링하기 위한 대부분의 연구들이 가속도 센서를 이용하고 있다. 미국 McRoberts 사는 노인들의 건강관리를 위해 MoveMonitor[27]라는 제품으로 모니터링 서비스를 제공하고 있다. 고무 밴드를 이용해 사용자의 등허리에 장착된 MoveMonitor는 사용자의 동작에 대한 센서 데이터를 수집한다. 수집된 데이터를 토대로 동작을 인식하여 일상생활 활동에 대한 통계 자료를 사용자에게 제공한다. Bao 등[12]의 연구에서는 5개의 2축 가속도 센서를 착용하고 20가지 행동에 대해 분류를 시도하여 84% 정도의 분류 정확도를 얻었다. He 등[13]은 동작 인식을 위해 자기회귀시계열(Autoregressive) 모델을 이용하여 데이터에서 특징을 추출하고 Support Vector Machine(SVM)을 분류를 수행한다. 달리기, 정지, 점프, 걷기에 대해 92.25%의 평균 인식 결과를 보여준다. Atallah 등[14]은 일상생활 동작을 인식하기 위해 무선 통신 장치와 가속도 센서가 탑재된 실시간 모니터링 장치를 개발한다. 동작의 크기에 따라 네 단계로 클래스를 분류하고 Bayesian 분류기를 이용하여 80% 이상의 분류 비율을 보여준다. Khan 등[28]은 가속도 센서의 장착 위치에 상관없이 동작 위치를 수행할 수 있는 모델을 제안한다. 가속도 센서를 가슴 주머니, 바지 앞주머니와 뒷주머니, 그리고 겹옷 주머니에 넣고 6가지 일상 활동을 수행하였을 때 95%의 평균 정확도를 보여준다.

가속도 센서를 이용한 동작 인식 시스템에 생체 센서를 추가로 사용하여 동작 인식을 보조하는 경우도 있다. Tapia 등[16]은 가속도 센서와 심박 센서를 이용한 실시간 동작 인식 알고리즘을 제안한다. 21명의 피실험자들로부터 30개의 동작을 수집하였다. 가속도 센서 데이터만 사용하였을 때보다 심박 수 데이터를 함께 사용하였을 때 1.2%에서 2.1%가량의 정확도 향상을 보여준다. Lara 등[17]의 연구에서 역시 가속도 센서와 함께 심박 센서를 추가로 사용하여 실험을 진행한다. 8가지 분류 알고리즘과 3가지 원

도 크기에 대해 비교를 수행했을 때, 윈도우 크기 12초에 심박 수와 가속도 데이터를 모두 고려한 Additive logistic regression 알고리즘에서 95.7%의 정확도를 보여준다.

일반적으로 낙상이 발생할 경우 일상생활 동작보다 더 큰 가속도 데이터가 발생하기 때문에 가속도 센서만으로도 기본적인 낙상의 감지가 가능하다. Bourke 등[19]은 가속도 센서를 몸통과 허벅지에 부착하여 일상생활 동작과 낙상을 구분한다. 8가지 유형의 낙상 데이터로부터 임계치를 결정하고 이를 통해 일상 동작과 낙상을 감지한다. 그림 3을 보면 가장 낮은 가속도 데이터 후 가장 높은 가속도 데이터가 측정된다. 이를 이용하여 임계치를 설정하고 낙상 감지를 수행한다. Gjoreski 등[20]의 연구에서는 가속도 센서를 허리, 가슴, 허벅지, 발목에 장착하고 임계치를 이용하여 낙상과 낙상으로 인식되기 어려운 낙상 시나리오에서의 낙상 감지 작업을 수행한다. 하나의 가속도 센서를 이용하였을 때는 명확한 낙상만 구분할 수 있었고, 두 개의 가속도 센서를 이용하였을 때는 90% 이상의 동작 인식 정확도를 달성한 것을 보인다. 세 개의 센서를 착용하였을 때 느린 낙상을 제외하고는 모든 낙상을 감지하는 것을 보여준다. Qiang 등[15]의 알고리즘은 동작에 따른 가속도 센서와 자이로 센서의 데이터 크기, 가속도 센서 데이터로부터 얻은 몸의 기울기, 그리고 동작의 맥락을 파악하여 낙상을 감지한다. 가속도 센서와 자이로 센서가 탑재된 장치를 가슴과 허벅지에 하나씩 부착한다. 서 있기, 앉아있기, 누워있기 등의 정적인 동작과 걷기, 뛰기, 계단 올라가기 등 동적인 동작을 가속도 데이터와 각속도 데이터의 크기를 이용하여 파악한다. 만약 현재 동작이 정적이라면 가속도 데이터를 통해 얻는 기울기를 이용하여 몸이 누워있는 상태인지 파악한다. 누워있는 상태로 판명되었으면 이전의 가속도 및 각속도 데이터가 임계치를 넘었는지를 통해 동작의 고의성을 판단하여 낙상을 감지한다.

### 2.2.3. 딥러닝 기반

동작에 대한 센서 데이터는 시계열 데이터로 시간 흐름에 따라 연속된 센서 데이터

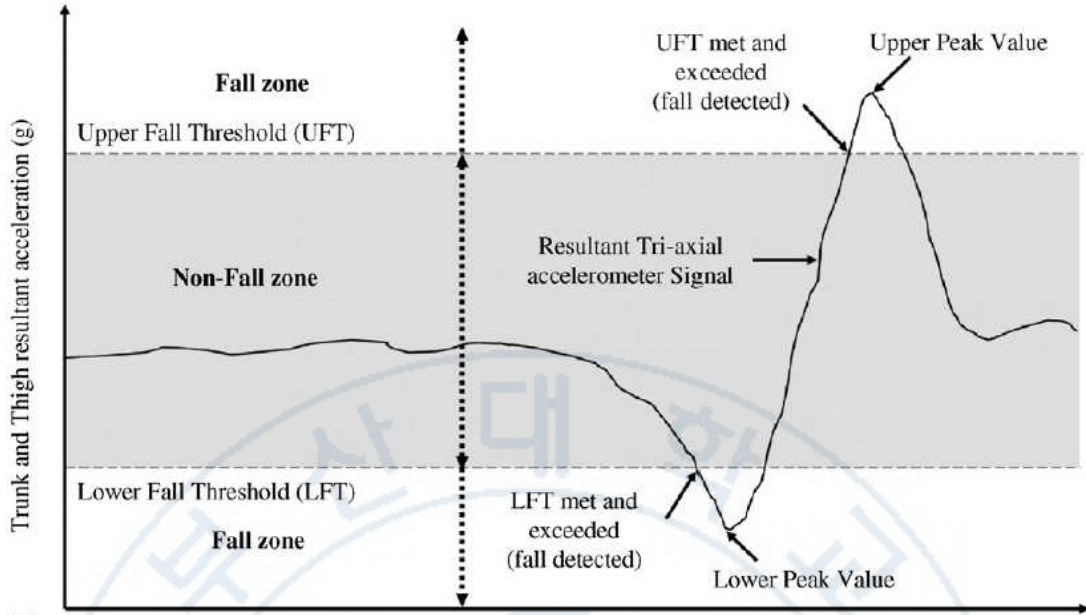


그림 3 가속도 센서를 이용한 낙상 감지에서의 임계치 설정[19]

가 하나의 동작에 대한 정보가 된다. 최근 이러한 시계열 데이터 분석을 위해 Convolutional Neural Network(CNN)와 Long Short Term Memory(LSTM)를 결합한 네트워크에 관한 연구가 주로 이루어지고 있다[21, 22]. CNN은 센서 데이터로부터 자동으로 특징을 추출하는 역할을 한다. LSTM은 네트워크가 깊어짐에 따라 기울기가 소실되어 버리는 문제(Vanishing gradient problem)를 해결하기 위해 데이터를 저장할 수 있는 메모리가 포함된 네트워크이다. 이러한 특징 덕분에 LSTM은 시계열 데이터를 처리하는데 적합한 특징을 가지게 되었다. Ordóñez 등[22]은 convolutional layer와 LSTM recurrent layer를 결합한 DeepConvLSTM을 제안하고, 부착형 센서 장치를 이용한 동작 인식에 적합함을 보여준다. 오픈 ADL 데이터 세트인 Opportunity 데이터 세트와 ADL이 아닌 공장에서의 동작 데이터 세트인 Skoda 데이터 세트를 이용하고, 식 (1)의  $F_1$  스코어링으로 성능을 평가한다. *precision*은 정답이라고 예상했던 것들 중 실제 정답의 비율이고, *recall*은 실제 정답 중 정답이라고 예상하였던 것들의 비율이다.

$$F_1 = \sum_i 2w_i \frac{precision_i \times recall_i}{precision_i + recall_i}, precision = \frac{TP}{TP + FP}, recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

## 2.3. 실내 위치 측위 시스템

위치 측위를 위한 대표적인 기술로 위성 신호를 이용한 Global Positioning System(GPS) 시스템이 있다. 하지만 건물 내에서는 위성 신호의 수신에 한계가 있기 때문에 건물 내 설치된 무선 통신 Access Point(AP)의 신호를 이용하여 위치 측위를 시도한다. 위치 측위를 위한 무선 통신 신호 측정에는 TOA, TDOA, RTT, AOA, 그리고 RSS 방법이 있다[23].

송신 노드로부터 수신 노드까지 신호의 도착 소요 시간을 이용하는 TOA와 두 번의 신호 도착 소요 시간의 차를 이용하는 TDOA는 송신 노드와 수신 노드 간 시간 동기화가 필요하다는 문제점이 있다. 시간 동기화 문제를 해결하기 위한 방법인 RTT는 신호가 수신 노드를 거쳐 다시 송신 노드로 돌아오는데 소요되는 시간을 이용한다. 하지만 이는 통신의 횟수를 증가시키기 때문에 시스템의 복잡성과 신호가 간섭을 받을 확률이 증가하는 문제점이 있다.

AOA는 거리 측정을 위해 송신 노드로부터 수신되는 신호의 각도를 이용한다. 지향성 안테나를 이용하거나 안테나 열(Antenna arrays)을 이용해 신호가 각 안테나에 도착하는 시간차를 통해 수신 신호의 각도를 알아낸다. 하지만 특별한 안테나 구성으로 시스템 구성비용이 증가하고, 거리가 멀어지면 정확도가 떨어지는 문제가 있다.

RSS는 신호 전파에 따른 감쇄를 이용하여 거리를 측정한다. RSS를 이용한 위치 측위에는 크게 거리를 이용한 방법과 확률을 이용한 방법이 있다. 확률을 이용한 방법 중 가장 유명한 것이 핑거프린트 기법이다. 핑거프린트 기법은 오프라인과 온라인의 두 과정으로 나뉘어진다. 오프라인에서는 구역별로 기준 노드들의 RSSI 데이터를 수집하여 데이터베이스를 만든다. 온라인에서는 구축된 데이터베이스와 실시간으로 들어오는 RSSI 세트의 유사도를 계산하여 목표 노드의 위치를 판단한다. 비교에 사용하는 기준 노드를 증가시켜 정확도를 향상시킬 수 있다.

위치를 알고 있는 기준 노드와 위치를 알고자 하는 목표 노드 사이의 거리를 알고



있으면 삼변측량과 삼각측량을 이용하여 목표 노드의 거리를 구할 수 있다. 삼변측량은 두 개 이상의 기준 노드와 목표 노드의 거리만큼 기준 노드에서 원을 그렸을 때 원들이 만나는 지점을 목표 노드의 위치로 판단하게 된다. 이때, 두 개의 기준 노드를 이용하면 목표 노드의 예상 위치 두 지점을 알 수 있고, 세 개 이상의 기준 노드를 이용하면 목표 노드의 예상 위치를 한 지점으로 좁힐 수 있다[23].

삼각측량은 AOA 측정을 통해 기준 노드와 목표 노드 사이 변의 각도를 알 때 사용할 수 있다. 두 기준 노드와 목표 노드 사이의 한 변의 길이와 양 끝의 두 각을 이용하여 목표 노드의 위치를 계산한다. 두 개의 기준 노드만 알아도 목표 노드의 위치를 구할 수 있지만, AOA 방법을 사용하기 위해 여러 안테나가 필요하다.

## 2.4. 저전력 무선 통신 기술

다수의 센서 모듈이 서버로 데이터를 전달하기 위해 무선 통신 기술이 사용되어야 한다. 스마트기기 공급의 확장으로 Wi-Fi는 이미 많은 장소에 설치되어 있다. Wi-Fi를 통해 장치가 직접 인터넷에 연결될 수 있고 고속 통신이 가능하지만 배터리 소모가 크고 가격이 비싸다는 문제점이 있다[29]. 그렇기 때문에 제한적인 배터리를 사용하는 저가형 IoT 장치에는 적용이 어렵다. 저전력 통신 기술인 Bluetooth나 Zigbee는 전력 소모량은 적지만 사람 한 명 범위 내 개인 통신망을 위한 기술로 통신 거리가 짧아 넓은 공간에서 다수의 사용자를 대상으로 하기에는 부적합한 기술이다[30]. 이를 해결하기 위해 저전력 동작이 가능한 장거리 통신 기술인 LPWAN이 개발되었다. LPWAN은 데이터 전송 속도를 수백kbps 이하로 제한함으로써 소비 전력이 낮고 Line-of-Sight (LoS)가 확보된 환경에서 10km 이상 넓은 범위의 통신이 가능하다는 특징을 가지고 있다. LPWAN의 대표적인 기술들로 LoRa, SigFox, Long Term Evolution Machine-Type Communication(LTE-M), Narrowband-IoT(NB-IoT)가 있다. 이 중 LoRa와 SigFox는 정부의 허가 없이 사용이 가능한 비면허 주파수 대역을 사용한다[24]. 전력 소비량은 SigFox가

표 1 Wi-Fi, BLE, LoRa 특징 비교

	Wi-Fi	BLE	LoRa
Frequency	2.4, 5GHz	2.4GHz	433~915MHz
Max. Data Rate	Up to 1Gbps	50Mbps	50kbps
Max. Range	250m	240m	15km
Power Consumption	High	Very low	Very low

더 적지만 데이터 전송 속도는 LoRa가 더 빠르다. 표 1에 Wi-Fi와 BLE, 그리고 LoRa의 특징이 간단하게 정리되어있다.

## 2.5. 문제 정의 및 접근 방법

노인이나 환자들의 건강관리를 위해 움직임을 모니터링하고 낙상을 감지하는 다양한 연구들이 존재한다. 하지만 대부분의 연구들이 다수의 피실험자로부터 별도로 데이터를 수집하여 동작 인식 정확도를 확인하거나, 단일 피실험자로부터 실시간으로 데이터를 전송받아 동작을 인식한다. 그렇기 때문에 이러한 기술들이 실제 병원 환경에서 다수의 환자를 대상으로 데이터를 수집하여 실시간으로 동작 및 위치 인식 작업을 수행하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다.

환자의 시간별 이동량은 건강관리 및 질병 치료에 활용이 가능하다. 또한 낙상 감지 및 욕창 예방을 위한 경고가 가능하고 환자의 실시간 위치 파악이 가능하다면 병원 내 환자에 대한 의료 질을 향상시킬 수 있다. 이를 위해 가속도 센서와 자이로 센서를 탑재하고 블루투스 통신이 가능한 센서 모듈을 제작한다.

센서 모듈은 환자의 옷에 부착되어 환자의 동작에 대한 센서 데이터를 수집하고 이를 토대로 동작 인식 작업을 수행한다. 센서 모듈은 병원 내 설치된 블루투스 비컨의 신호를 스캔하여 서버로 전달하고 서버에서는 비컨 데이터를 이용하여 환자의 위치 파악을 수행한다. 블루투스는 가격이 저렴하여 환경 구축이 용이하고, 다량의 비컨을

사용하여 위치 측위 정확도를 향상시킬 수 있다. 또한 저전력 동작이 가능하기 때문에 작은 배터리를 사용하는 비컨과 센서 모듈에 적합하다.

센서 모듈에서 수집된 센서 및 비컨 데이터 전송에는 LoRa를 이용하고, 이를 위해 LoRa 게이트웨이를 제작한다. LoRa는 저전력 장거리 통신을 위해 데이터 전송량을 제한시킨 저속 통신이다. 소모전류가 적어서 IoT 센서 모듈에 적합하고, 통신 거리가 길어 많은 게이트웨이를 설치할 필요가 없다는 장점이 있지만, 데이터 전송 속도가 느리다는 단점이 있다. 이에 반해 환자들의 동작 모니터링을 위해 짧은 주기로 센서 데이터의 수집 및 전송이 이루어져야 한다. 이러한 LoRa 기술의 한계점과 시스템의 요구사항을 만족하기 위해 전송되는 데이터양을 최소화한다. 기존 동작 인식 연구들보다 샘플링 주기를 늘렸을 때의 동작 인식 정확도를 확인하고 그 결과에 따라 샘플링 주기를 재설정한다. 또한 동작 인식에 있어 환자가 움직이지 않을 때의 무의미한 데이터는 전송하지 않음으로써 전송되는 데이터양을 감소시킨다. 제안하는 시스템의 구조가 그림 4에 나타나 있다.

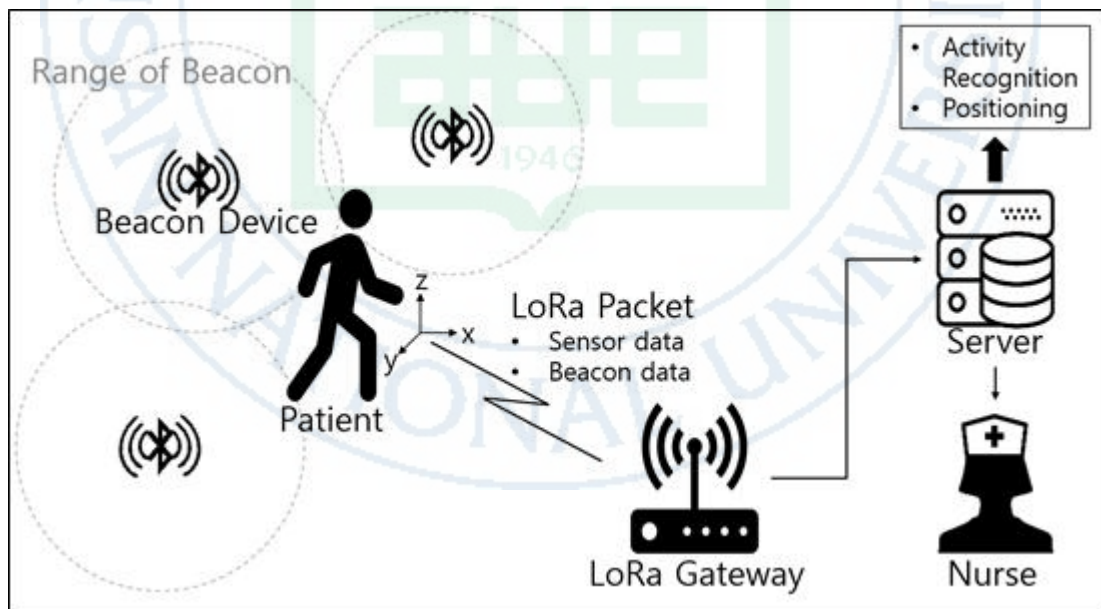


그림 4 병원 내 환자 모니터링 시스템 구조

### 3. 병원 내 환자 모니터링 시스템의 설계 및 구현

이번 장에서는 본 논문에서 제안하는 병원 내 환자 모니터링 시스템의 설계와 구현에 대해 다룬다. 시스템은 크게 센서 모듈과 게이트웨이, 그리고 서버로 이루어진다. 환자의 옷에 부착되는 센서 모듈은 센서 데이터 측정 및 동작 인식, 비컨 신호 스캔, 그리고 게이트웨이로 데이터를 전송하는 역할을 수행한다. 게이트웨이는 센서 모듈들의 통신을 관리하여 센서 모듈들로부터 데이터를 수신하고 이를 서버로 전달한다. 이렇게 수집된 데이터들을 이용하여 서버는 환자의 위치 추적과 동작 인식 작업을 수행한다.

병원 내 환자 위치 측위를 위해 블루투스 비컨으로부터 RSSI 데이터를 수집하고 환자의 동작 인식을 통한 건강관리를 위해 가속도 센서와 자이로 센서로부터 가속도 데이터와 각속도 데이터를 수집한다. 센서 모듈을 통해 수집된 비컨 RSSI와 센서 데이터는 LoRa 통신 프로토콜에 따라 각 노드에서 게이트웨이로 전송된다. 서버에서는 비컨 RSSI를 이용하여 핑거프린트 기반 위치 측위를 수행하고 센서 데이터와 딥러닝을 이용하여 추가적인 동작 인식 작업이 이루어진다. 이를 위해 센서 모듈과 LoRa 게이트웨이를 직접 구현하였다.

#### 3.1. 하드웨어

##### 3.1.1. 센서 모듈

센서 모듈은 블루투스 비컨 신호 스캔, 센서 데이터 측정을 통한 동작 인식, 그리고 LoRa 통신 이 세 가지 작업을 수행한다. 실내 위치 측위를 위해 블루투스 비컨을 스캔하려면 블루투스 4.0 이상의 통신 기능이 내장되어 있어야 한다. 과거의 블루투스 통신 기술은 근거리에서의 빠른 데이터 전송에 주안점을 두었기에 전력 소모가 큰 기



술이었지만, Bluetooth Low Energy(BLE)라고 불리는 저전력 무선통신이 가능해진 블루투스 4.0부터는 저전력 근거리 통신의 대표적인 기술이 되었다. 본 논문에서는 Nordic 사의 nRF52832 칩을 센서 모듈의 Micro Controller Unit(MCU)으로 사용하였다. nRF52832는 SPI와 GPIO 인터페이스 이용이 가능하여 센서 칩과 LoRa 송수신 칩 제어가 가능하고, BLE 기능을 탑재하여 무선 신호 수신 시 6.5mA의 낮은 소비 전류량을 보여준다.

환자의 동작에 따른 가속도 및 각속도 측정을 위한 센서로 ST 사의 LSM6DSL 칩을 사용하였다. LSM6DSL은 3축 가속도, 3축 자이로 센서를 탑재하고 있다. 가속도 센서는 설정에 따라  $\pm 2$ ,  $\pm 4$ ,  $\pm 8$ ,  $\pm 16g$  내의 가속도 데이터 측정이 가능하다. 자이로 센서의 경우 설정에 따라  $\pm 125$ ,  $\pm 245$ ,  $\pm 500$ ,  $\pm 1000$ ,  $\pm 2000dps$  내의 각속도 데이터를 측정할 수 있다. 또한 저전력 모드 동작 시 소비전류 0.29mA의 동작이 가능하다.

LoRa를 통한 데이터 전송을 위해 Semtech 사의 SX1276 LoRa 송수신 칩을 센서 모듈에 탑재하였다. SX1276은 137MHz부터 1020MHz까지의 범위 내에서 원하는 주파수와 SF, 대역폭 등을 설정하여 LoRa 통신을 수행할 수 있다. 회로 및 펌웨어 설정을 통한 최대 20dBm의 출력이 가능하다.

그림 5와 그림 6은 센서 모듈의 블록 다이어그램과 회로도이다. 그리고 설계에 따라 제작된 센서 모듈이 그림 7에 나타나 있다.

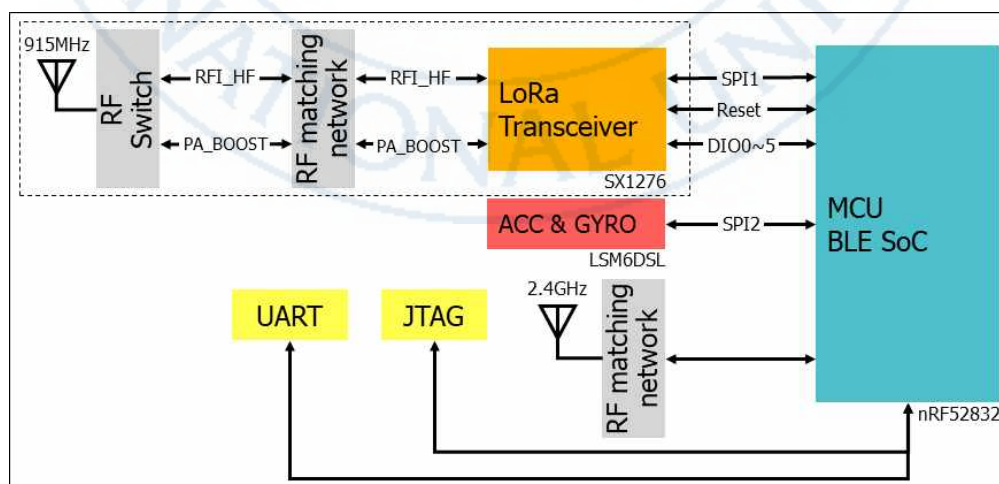


그림 5 센서 모듈 블록 다이어그램

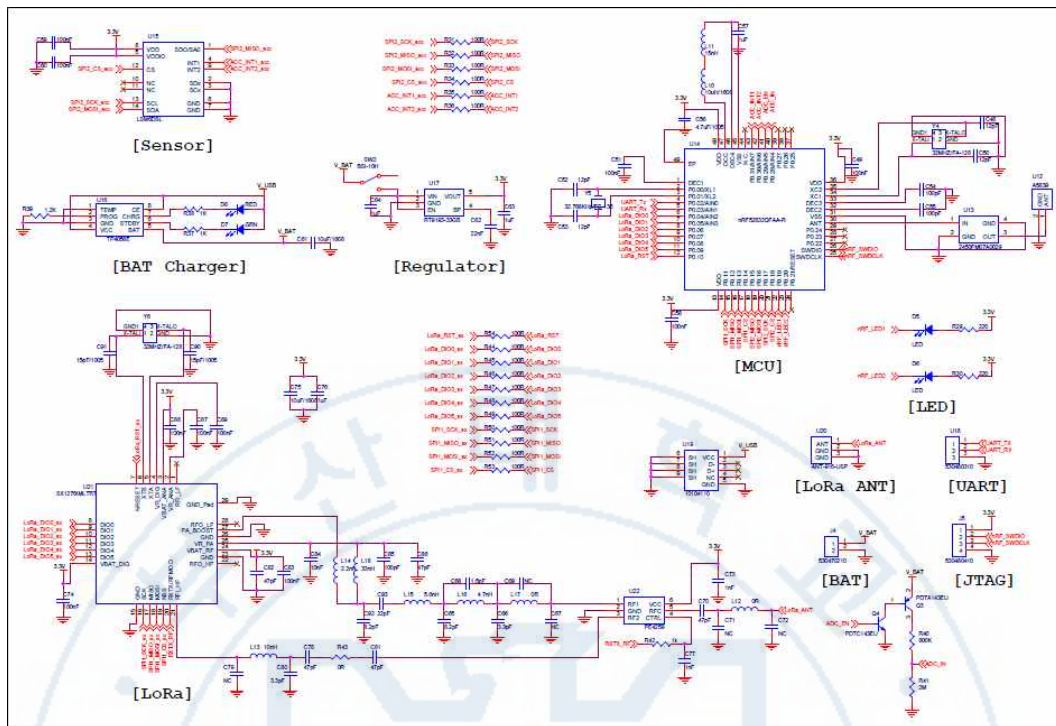


그림 6 센서 모듈 회로도

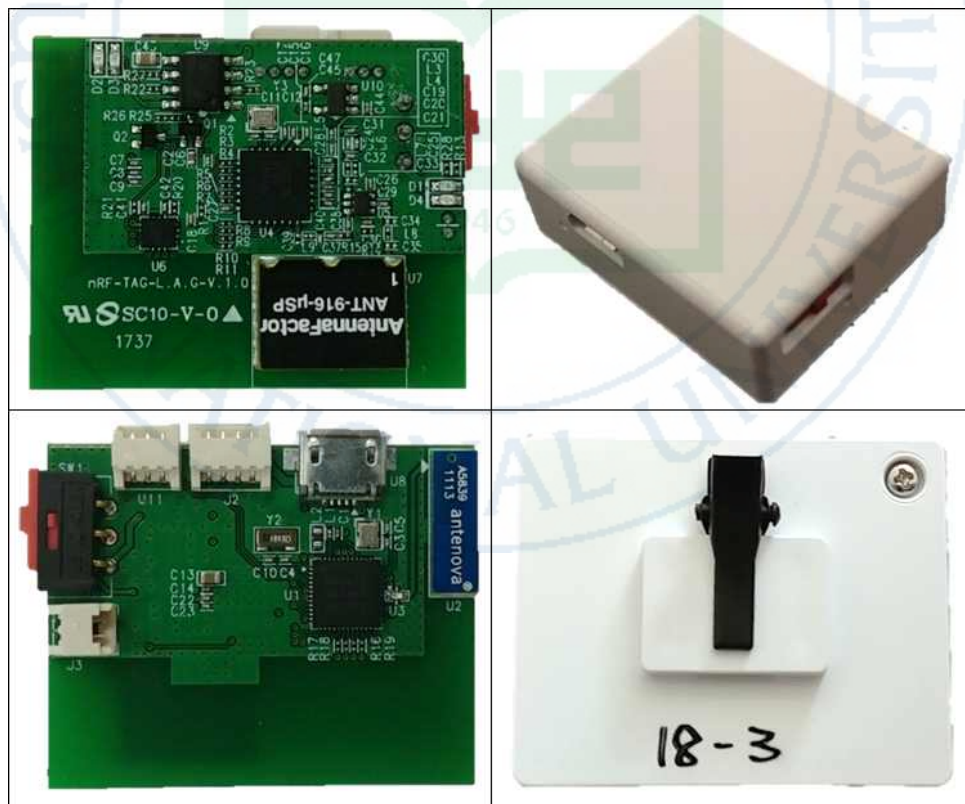


그림 7 센서 모듈

### 3.1.2. 게이트웨이

게이트웨이는 LoRa 통신을 통해 센서 모듈의 통신 순서 할당을 위한 비컨 신호 전송과 센서 모듈로부터 센서와 비컨 데이터를 받아 서버에 보내는 역할을 수행한다. LoRa 통신을 위한 송수신 칩은 센서 모듈과 마찬가지로 Semtech 사의 SX1276을 사용하였다. 다수의 센서 모듈들과 서로 다른 세 개의 주파수를 이용하여 통신하기 위해 세 개의 LoRa 송수신 칩이 탑재되었다. 세 개의 LoRa 송수신 칩을 제어하기 위해 최대 세 개의 SPI 통신과 다수의 GPIO 핀이 사용 가능한 ST 사의 STM32F105VC를 MCU로 사용하였다. 그림 8과 그림 9는 게이트웨이에서 LoRa 송수신부의 블록 다이어그램과 회로도 일부이다. 이에 따라 제작된 게이트웨이와 병원 내 게이트웨이가 설치된 모습이 그림 10에 나타나 있다.

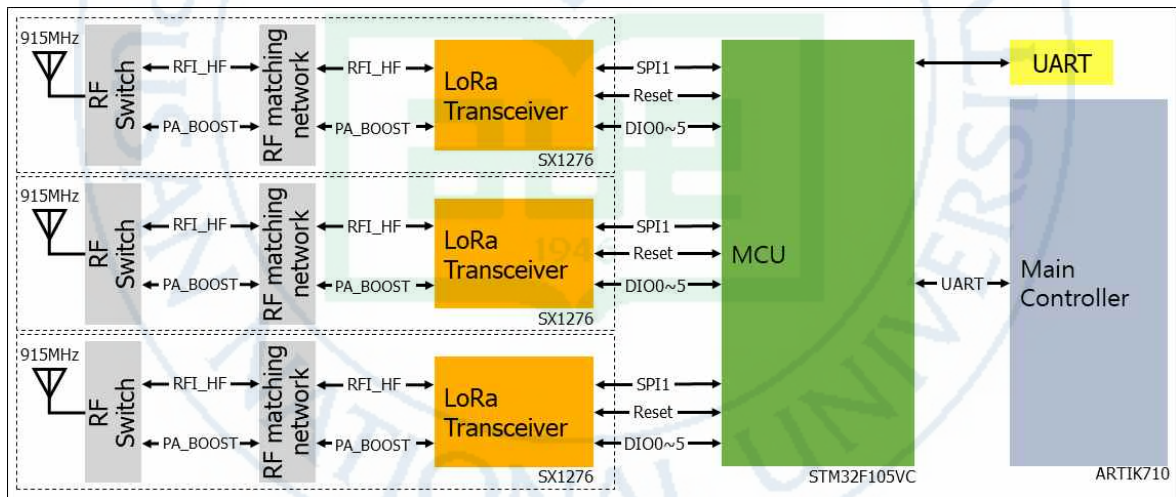


그림 8 게이트웨이 블록 다이어그램



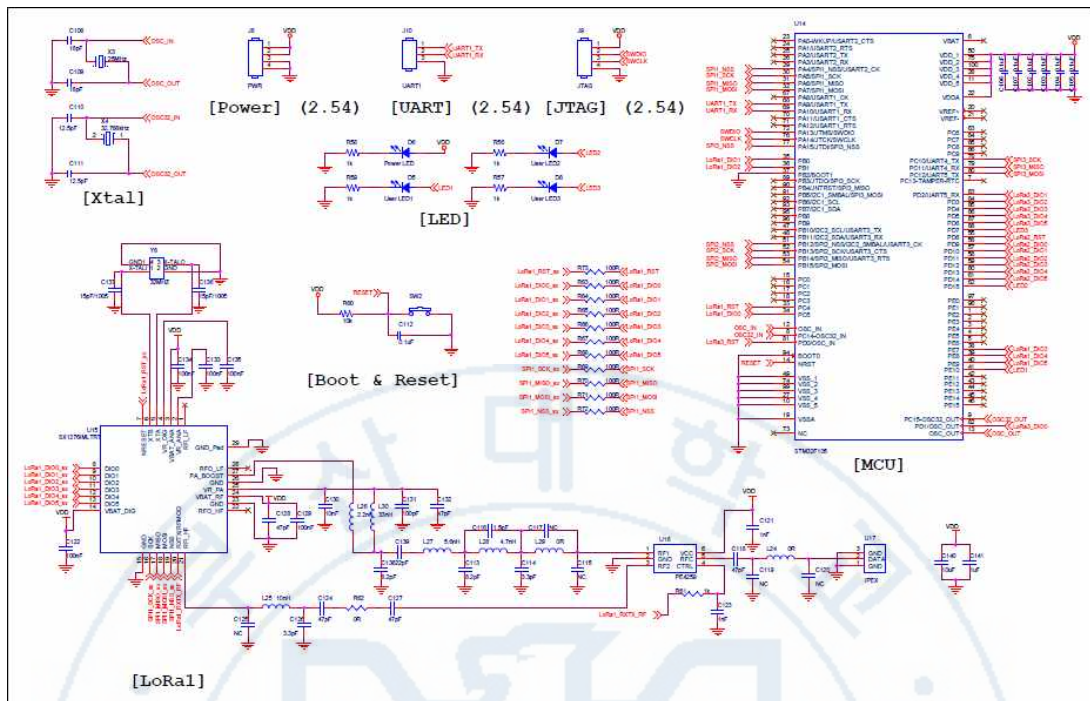


그림 9 게이트웨이 송수신부 일부 회로도

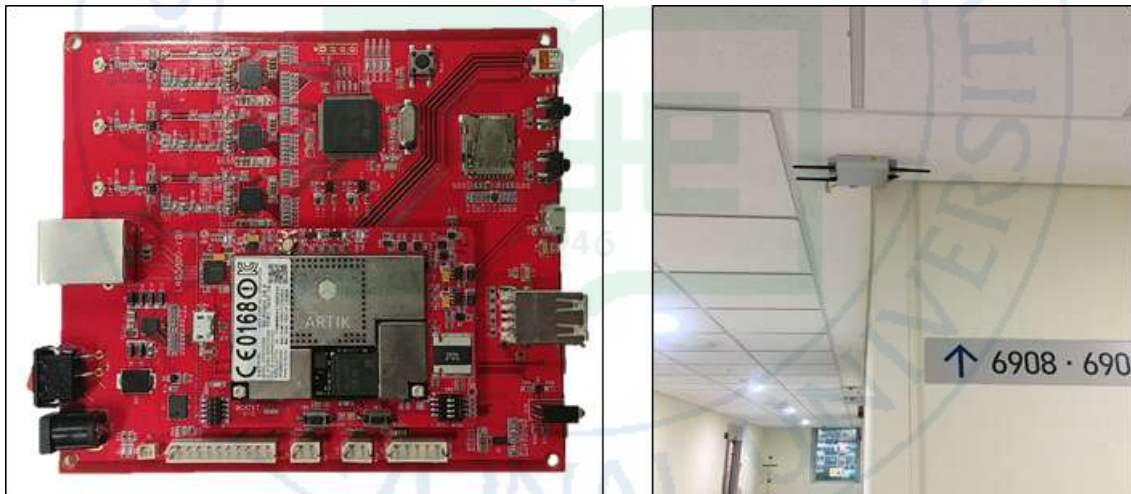


그림 10 LoRa 게이트웨이와 병원 내 게이트웨이 설치 모습

### 3.2. 동작 인식

동작 인식을 위한 센서 데이터 수집에 앞서 몇 가지 결정 사항이 있다. 장치 개수 및 부착 위치, 샘플링 주기, 데이터 전처리 방식 등의 설정에 따라 동작 인식에 대한

결과가 달라진다. 하지만 가장 좋은 결과를 내기 위한 설정이 시스템에 허용되지 않을 수도 있다. 그렇기 때문에 시스템 환경을 고려하여 센서 설정을 최적화하는 것이 중요하다.

Maurer 등[31]의 가속도 센서를 이용한 동작 인식 연구에서 15Hz부터는 샘플링 주기가 감소하더라도 정확도가 유사한 것을 확인할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 시스템에서는 데이터 전송에 사용된 LoRa가 저속 통신인 점을 고려하여 전송되는 데이터양을 최소화하기 위해 샘플링 주기를 0.1초, 0.2초, 0.4초로 설정 후 각 경우에 대한 인식 정확도를 확인한다.

동작을 인식함에 있어서 많은 센서를 사용하면 더 높은 정확도를 얻을 수 있다고 생각할 수 있다. 하지만 부착형 센서 모듈을 사용하는 동작 인식 시스템에서는 좋은 성능을 위해 많은 센서를 사용할 필요는 없다[32]. Tapia 등[16]의 연구에서는 네 개의 가속도 센서를 몸에 부착하였고, Bao 등[12]의 연구에서는 다섯 개의 가속도 센서를 몸에 부착하였다. 하지만 너무 많은 센서 모듈은 착용자 입장에서 오히려 불편함을 느끼고 장치 구성에 더 큰 비용이 들게 된다. 그렇기 때문에 대부분의 동작 인식 및 낙상 감지 연구에서 단지 한두 개의 센서 모듈만을 사용하고 이때도 90% 이상의 높은 정확도를 보여주는 것을 확인할 수 있다[15, 17]. 제안하는 시스템에서는 환자의 편의성을 위해 하나의 센서 모듈만을 이용한다.

인식하고자 하는 동작의 종류에 따라 센서 모듈을 착용하는 가장 적합한 위치가 바뀌게 된다. 예를 들어 보행 활동 인식에서 손목에 센서 모듈을 부착하면 보행 활동과 별도로 이루어지는 팔 동작으로 인해 동작 인식이 제대로 이루어지지 않을 수 있다. 이에 여러 연구에서 바지 주머니, 벨트, 손목 등 각기 다른 부위를 센서 모듈 부착에 가장 적합한 위치로 제안한다[13, 16, 33]. 병원 내 환자들의 보행 활동 및 낙상 감지 위주의 동작 모니터링이라는 관점에서 제안하는 시스템에서는 그림 11과 같이 가슴에 센서 모듈을 부착한다.

단일 순간 데이터는 동작 인식에 충분한 정보를 제공하지 않기 때문에, 시간 윈도우



그림 11 센서 모듈 착용 모습

단위로 데이터를 형성하여야 한다. 윈도우가 너무 짧으면 특징 추출의 성능을 향상시킬 수 있지만, 데이터 처리 프로세스가 자주 수행되어야 해서 높은 오버헤드를 수반하고, 동작을 설명하기에 충분한 정보를 제공하지 못할 수도 있다. 반대로 윈도우가 너무 길면 한 윈도우에 여러 동작이 포함되어버리는 문제가 발생할 수 있다. 이에 윈도우 길이 결정에는 인식해야 할 동작과 측정 데이터의 종류가 고려되어야 한다. 또한 데이터를 윈도우 단위로 구성함에 있어 윈도우를 중복하여 구성할 수도 있다. 이는 동작의 변환을 조금이라도 더 정확하게 인지하기 위한 방법이다. 제안하는 시스템에서의 동작 인식은 센서 모듈에서 1차 작업이 이루어지고 서버에서 2차 작업이 이루어진다. 센서 모듈에서는 움직임 유무 및 욕창 예방 경고와 낙상 감지 작업이 이루어진다.

### 3.2.1. 욕창 경고

병원 내 입원 환자들은 오랜 시간 침상 생활을 한다. 환자가 침상에 가만히 있을 때는 환자의 동작에 대한 센서 데이터는 갱신이 불필요하다. 환자의 움직임이 없다는 것은 환자의 위치 또한 변하지 않는다는 것을 의미한다. 그렇기 때문에 비컨 신호 역시 전달할 필요가 없다. 이처럼 침대에 누운 환자의 움직임이 감지되지 않으면 데이터를

전송하지 않음으로써 데이터 간의 간섭을 줄일 수 있고, 센서 모듈의 전력 소비를 줄일 수 있다.

센서 모듈의 각 축에 대한 기울기를 이용하여 환자가 누워있는지 확인할 수 있다. 센서 모듈의 각 축에 대한 기울기는 각 축에 대한 가속도와 중력 가속도를 이용하여 식 (2)를 통해 구할 수 있다. 그림 12는 이를 이용하여 얻은 서 있을 때와 네 가지 누운 상태에 대한 기울기 데이터이다.

$$\theta_x = \arccos \frac{a_x}{g}, \theta_y = \arccos \frac{a_y}{g}, \theta_z = \arccos \frac{a_z}{g} \quad (2)$$

서 있을 때 0에 가까웠던 y축에 대한 기울기 값이 네 가지 눕기 자세에서 모두 100을 넘는 상태로 유지가 되고, 몸의 회전에 따라 x축과 y축 중 세로축이 되는 축이 100보다 작아져 0에 가까워지거나 200을 넘어 300에 가까워지는 것을 확인할 수 있다.

환자가 한 자세로 오랫동안 누워있으면 특정 부위에 혈액순환이 원활히 이루어지지

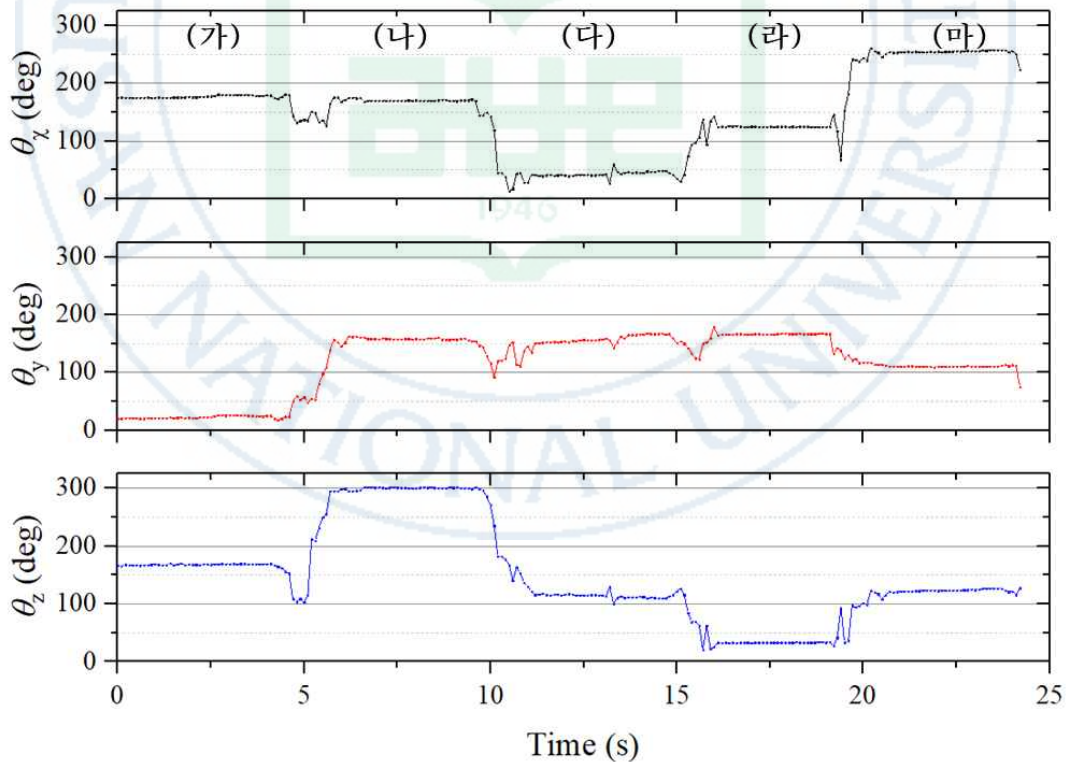


그림 12 눕는 자세에 따른 기울기 변화 (가) 서 있기, (나) 눕기, (다) 오른쪽으로 눕기, (라) 옆드리기, (마) 왼쪽으로 눕기



않아 욕창이 발생할 수 있다. 이에 센서 모듈은 환자가 누워있을 때 일정 시간 동안 몸의 회전이 감지되지 않으면 욕창 예방을 위한 경고 메시지를 전송한다. 몸의 회전 여부는 각속도 데이터를 통해 알 수 있다. 그림 13 (가)는 누운 상태에서 90도 회전하였을 때 각 축에 대한 각속도 데이터이다. 그림 13 (나)는 그림 13 (가)의 각 축에 대한 데이터 중 절댓값이 가장 큰 데이터를 나타낸 것이다. 이를 이용한 욕창 경고 알고리즘이 그림 14에 나타나 있다.  $\omega_x$ ,  $\omega_y$ ,  $\omega_z$ 는 센서로부터 읽어오는 각 축에 대한 각속도 값이고,  $\theta_y$ 는 식 2를 통해 얻는 y축에 대한 기울기 값이다. 욕창 경고를 위한 움직임 확인 과정이 수행되고 있지 않을 때 `PRESSURE_SORE_CHECK_START`는 false이고, 이때 상체 기울기  $\theta_y$ 가 80보다 커지면 환자가 누워있다고 판단하고 각 축에 대한 각속도  $\omega_x$ ,  $\omega_y$ ,  $\omega_z$ 가 90보다 작으면 몸의 회전이 없다고 판단하고 1시간 타이머가 시작되고 LoRa를 통한 데이터 전송이 정지된다. 타이머 이벤트 핸들러가 발생하기 전에 90보다 큰 각속도 데이터가 감지되면 타이머를 종료하고 데이터 전송이 다시 시작된다. 1시간 동안 몸의 회전이 감지되지 않으면 타이머 이벤트 핸들러가 발생하고 욕창 경고 메시지를 전송한다.

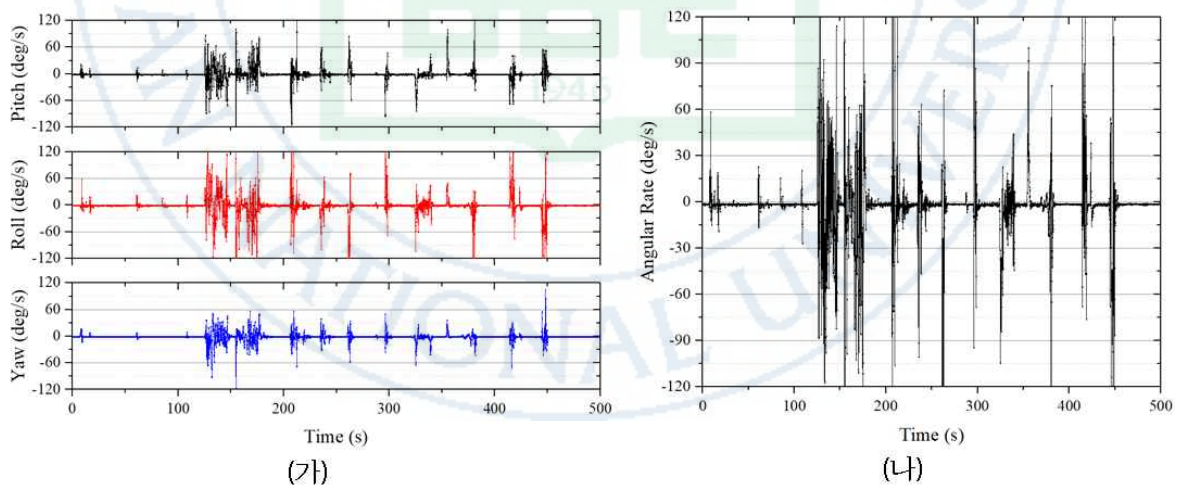


그림 13 누워서 몸을 90도 회전시켰을 때의 (가) 각 축의 각속도 데이터와  
(나) 각 축의 데이터 중 절댓값이 가장 큰 데이터



---

**Algorithm 1** Pressure Sore Detection

---

```
1 : precondition PRESSURE_SORE_CHECK_START, LORA_PERIODIC_TX_STOP,  
     $\omega_x, \omega_y, \omega_z, \theta_y$   
2 : procedure PressureSoreCheck ( )  
3 :   if ( PRESSURE_SORE_CHECK_START == false )  
4 :     if (  $\theta_y > 80$  )  
5 :       if (  $\omega_x < 90^\circ/s \ \&\& \ \omega_y < 90^\circ/s \ \&\& \ \omega_z < 90^\circ/s$  )  
6 :         PRESSURE_SORE_CHECK_START = true  
7 :         PressureSoreCheckTimerStart ( 1h )  
8 :         LORA_PERIODIC_TX_STOP = true  
9 :       else  
10 :        if (  $\omega_x > 90^\circ/s \ \parallel \ \omega_y > 90^\circ/s \ \parallel \ \omega_z > 90^\circ/s$  )  
11 :          PRESSURE_SORE_CHECK_START = false  
12 :          PressureSoreCheckTimerStop ( )  
13 :          LORA_PERIODIC_TX_STOP = false  
14 :        end if  
15 :      end if  
16 :    end procedure  
17 :    ▷ 1 hour after pressure sore check timer start  
18 :    procedure PressureSoreCheckTimerHandler ( )  
19 :      SendPressureSoreAlert ( )  
20 :      PRESSURE_SORE_CHECK_START = false  
21 :    end procedure
```

---

그림 14 욕창 경고 알고리즘에 대한 슈도 코드

### 3.2.2. 낙상 감지

낙상 발생 시에는 신속한 사고 발생 여부 확인과 위치 정보 확인과 조치가 필요하다. 이에 센서 모듈에서 먼저 낙상 감지를 수행한다. 낙상이 발생했을 때의 중력 가속도 값이 그림 15에 나타나 있다. 낙상 발생 시 신체가 아래로 떨어지면서 중력 가속도 값이 크게 낮아진다. 이후 신체가 지면에 닿으면 그 반동으로 중력 가속도 값이 크게 상승하는 것을 확인할 수 있다. 이를 이용하여 임계치를 설정하고 설계한 알고리즘이 그림 16에 슈도 코드로 나타나 있다. 이때 사용되는 중력 가속도 값  $a$ 는 센서의  $x, y, z$ 축에 대한 가속도 데이터를 식 (2)을 이용해 계산하여 얻을 수 있다.

$$a = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (2)$$

FALL\_CHECK\_START는 낙상 감지 타이머 시작 여부를 나타내는 변수로 낙상 감지를 위한 확인 작업 중이지 않을 때, 0.3 이하의 중력 가속도 값이 측정되면 0.8초 간 낙상 감지 타이머를 시작한다. 0.8초 이내에 2.1 이상의 중력 가속도가 측정되면 낙상

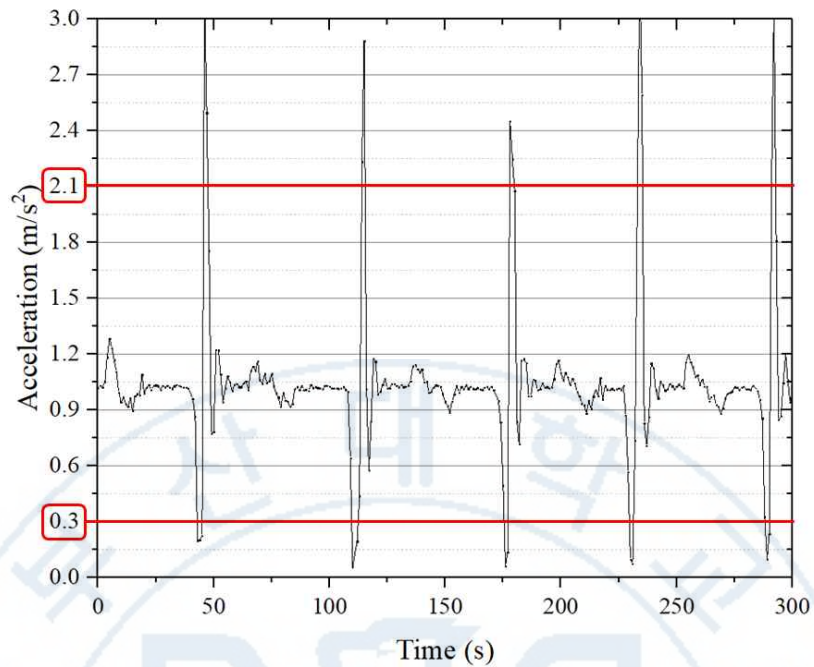


그림 15 낙상 발생 시 중력 가속도 데이터

으로 판단하고 SendFallAlert() 함수를 호출하여 낙상 감지 메시지를 전송한다. 만약 0.8 초 이내에 2.1 이상의 중력 가속도가 측정되지 않는다면 타이머 인터럽트 핸들러가 발생하면서 낙상 감지가 중단된다.

---

**Algorithm 2** Fall Detection

---

```

1 : precondition a, FALL_CHECK_START
2 : procedure FallCheck ( )
3 :     if ( FALL_CHECK_START == false )
4 :         if ( a <= 0.3g )
5 :             FALL_CHECK_START = true
6 :             FallCheckTimerStart ( 0.8s )
7 :         else
8 :             if ( a >= 2.1g )
9 :                 SendFallAlert ( )
10 :                FALL_CHECK_START = false
11 :            end procedure
12 :            ▷ 0.8 second after fall check timer start
13 :        procedure FallCheckTimerHandler ( )
14 :            FALL_CHECK_START = false
15 :        end procedure

```

---

그림 16 낙상 감지에 대한 슈도 코드

### 3.2.3. 걷기 인식

걷는 동작 역시 가속도 데이터를 이용하여 몇 가지 일상 동작들과 구분할 수 있다.

걸을 때 몸의 진동이 계속해서 발생하기 때문에 일정한 크기의 가속도 데이터가 계속해서 발생하게 되고 이를 이용하여 걷기를 인식할 수 있다. 하지만 환자들의 경우 일반인들과는 다르게 천천히 걷기 때문에 가속도 데이터가 일반인들에 비해 작게 나온다. 따라서 센서 모듈의 설정을 일반인들과는 다르게 환자들에게 맞춰 설정해줄 필요가 있다. 그림 17은 일반적으로 걸을 때와 환자처럼 걸을 때, 그리고 정지했을 때 습득한 중력 가속도를 나타낸 그래프이다. 일반적으로 걸을 때는 중력 가속도 값이  $1.2\text{m/s}^2$  이상,  $0.8\text{m/s}^2$  이하의 값이 지속적으로 발생하지만 환자처럼 천천히 걸을 때는 이보다 작은  $1.05\text{m/s}^2$ 와  $0.95\text{m/s}^2$  근처의 값이 발생한다. 이를 이용해  $1.05\text{m/s}^2$  혹은  $0.95\text{m/s}^2$ 의 중력 가속도 값이 감지된 후 2초 이내에 또다시  $1.05\text{m/s}^2$  혹은  $0.95\text{m/s}^2$ 의 중력 가속도 값이 감지될 경우 걷는 동작으로 판단한다.

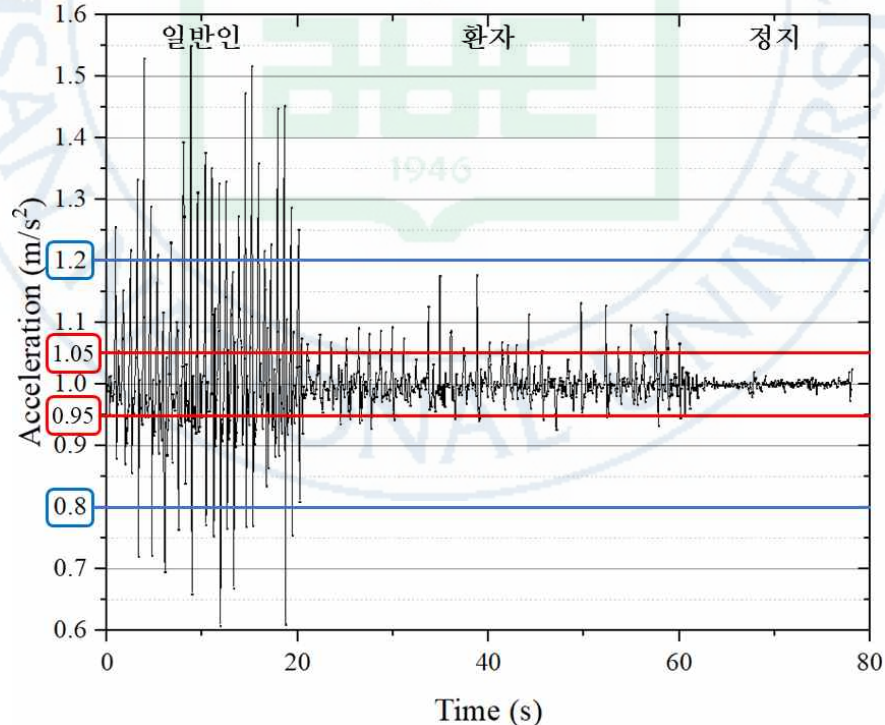


그림 17 일반적인 걷기와 환자처럼 걷기, 그리고 정지 시의 중력 가속도

### 3.3. LoRa 통신 설정

#### 3.3.1. 패킷 정의

다수의 환자로부터 센서 및 비컨 데이터를 수집하기 위해서 환경에 맞는 LoRa 통신 설정이 필요하다. LoRa 통신의 데이터 전송 속도는 식 (3)를 통해 구할 수 있다[36]. Spreading factor(SF)와 Bandwidth, 그리고 Coding rate의 설정을 통해 직접 데이터 전송 속도를 변경할 수 있다. 표 2에 몇 가지 설정에 따른 데이터 전송 속도가 나타나 있다. 데이터 전송 속도를 가장 빠르게 설정한다면 같은 시간 내에 최대한 많은 환자의 데이터 전송이 가능할 것이다. 하지만 데이터 전송 속도를 가장 빠르게 설정하면 전송 거리가 짧아지는 문제가 발생한다. 이에 병원 내에서 데이터 전송 속도에 따른 도달 거리를 확인 후 SF 7, Bandwidth 125kHz, Coding Rate 4/5로 설정하였고, 이때 데이터 전송 속도는 5469bps이다.

$$R_b = SF \times \frac{4}{\frac{4+CR}{2^{SF}} \times 1000} \times 1000 \quad (3)$$

센서의 샘플링 주기와 데이터 전송 주기에 따른 통신 가능한 센서 모듈의 개수를 확인한다. 지속적인 동작 인식과 위치 추적을 위해 데이터 전송 주기는 2초 이내로 설정한다. 이때 데이터를 조금씩 자주 보내게 되면 센서 및 비컨 데이터 외 모듈 ID와 같은 데이터로 시간당 전송 데이터양이 증가하게 된다. 표 3은 센서 모듈이 전송하는 LoRa 패킷의 페이로드 구조를 나타낸다. 페이로드의 최대 길이는 255bytes이다. 게이트 웨이가 수신해야 할 센서 모듈의 신호를 노이즈 혹은 다른 층 센서 모듈의 신호와 구분하기 위해 첫 바이트에 미리 정해진 플래그를 1byte 설정한다. 모듈별로 고유한 ID를 1byte 할당한다. 동일한 패킷이 두 번 이상 수신되는 것을 방지하기 위해 패킷 번호를 표시한다. 배터리 잔량을 모두 보내지 않고 배터리가 10% 미만일 때 경고 메시지를 1bit로 표현함으로써 전송 데이터양을 감소시킨다. 센서 모듈에서 구분한 정지,

표 2 각 설정에 따른 LoRa 데이터 전송 속도 (단위: bps)

Bandwidth (kHz) Spreading Factor	125	250	500
7	5469	10938	21875
8	3125	6250	12500
9	1758	3516	7031

건기, 낙상, 욕창에 네 가지에 환자의 상태를 2bits로 표시한다. 센서 데이터는 한 수집 주기에 12bytes 크기의 데이터가 수집된다. 센서 샘플링 주기와 데이터 전송 주기에 따라 한 페이로드 내에 누적되는 센서 데이터양이 달라진다. 비컨 데이터는 데이터를 전송하기 직전 스캔 된 가장 신호가 강한 9개 비컨의 ID와 RSSI를 담아 전송한다.

샘플링 주기를 0.1초로 할 경우 1.9초 동안 19세트의 센서 데이터를 담아 249bytes의 페이로드를 전송하게 된다. 전송 속도 5469bps에서 1.9초 주기로 249bytes 크기의 데이터를 전송할 경우 1.9초마다 5개 센서 모듈의 데이터 전송이 가능하다. 병원 내 각 층에 최대 40명의 입원 환자가 수용 가능하다고 하면, 통신 주파수 설정을 각기 다르게 하여 통신을 하더라도 8개의 게이트웨이 수신부가 필요하다.

게이트웨이 수신부를 줄이기 위해 센서 샘플링 주기를 증가시켜 전송 데이터양을 줄이는 방안을 고려한다. 샘플링 주기 및 전송 주기에 따른 통신 가능 센서 모듈의 개수가 표 4에 나타나 있다. 샘플링 주기를 0.4초로 설정하였을 때 2초마다 81bytes의 데이터를 보내게 된다. 이때, 한 수신부당 16개의 센서 모듈 데이터의 수신이 가능하고, 주파수 대역을 나누어 한 게이트웨이 내에 3개의 송수신부를 탑재한다면 동시에 최대 48개의 센서 모듈로부터 데이터 수신이 가능하다.

표 3 LoRa 페이로드 구조 ( $T_R$  : 전송 주기,  $S_R$  : 샘플링 주기)

Flag	Module ID	Packet Num	Low Bat. Alert	Patient State	Sensor Data	Beacon Data
1byte	1byte	5bits	1bit	2bits	$12\text{bytes} \times T_R/S_R$	$2\text{bytes} \times 9 = 18\text{bytes}$



표 4 전송 속도 5469bps에서 샘플링 및 전송 주기에 따른 통신 가능 노드 수

샘플링 주기(sec) / 전송 주기(sec)	페이로드 길이 (bytes)	한 패킷 전송 시 소요 시간 (sec)	통신 가능 노드 수 (ea)
0.1 / 1.9	249	0.36	5
0.2 / 2	141	0.21	9
0.4 / 2	81	0.12	16

그림 18은 센서 모듈과 게이트웨이 간 LoRa 통신 과정을 나타낸다. LoRa 비컨 패킷의 페이로드 구조는 표 5에 나타나 있다. LoRa 비컨임을 알리는 Flag와 채널 정보를 담은 1byte와 해당 채널로 데이터를 보낼 센서 모듈들의 ID가 담겨있다. 이때, 센서 모듈들의 ID는 이전 통신에서 데이터가 수신된 센서 모듈들을 3개 채널에 분배한 후 순서대로 나열한 것이다. 예를 들어 이전에 1번부터 40번까지 총 40개의 센서 모듈의 데이터를 수신하였다면 1번 채널에는 1~14번, 2번 채널에는 15~27번, 3번 채널에는 28~40번의 센서 모듈의 ID가 순서대로 담긴다. 게이트웨이 비컨 신호에 ID가 포함되어 있는 센서 모듈은 패킷당 전송 소요 시간에 따라 대기 후 데이터 전송을 시도한다. 새로운 센서 모듈이 통신을 시도할 경우에는 게이트웨이 비컨 신호 수신 후 3개의 채널

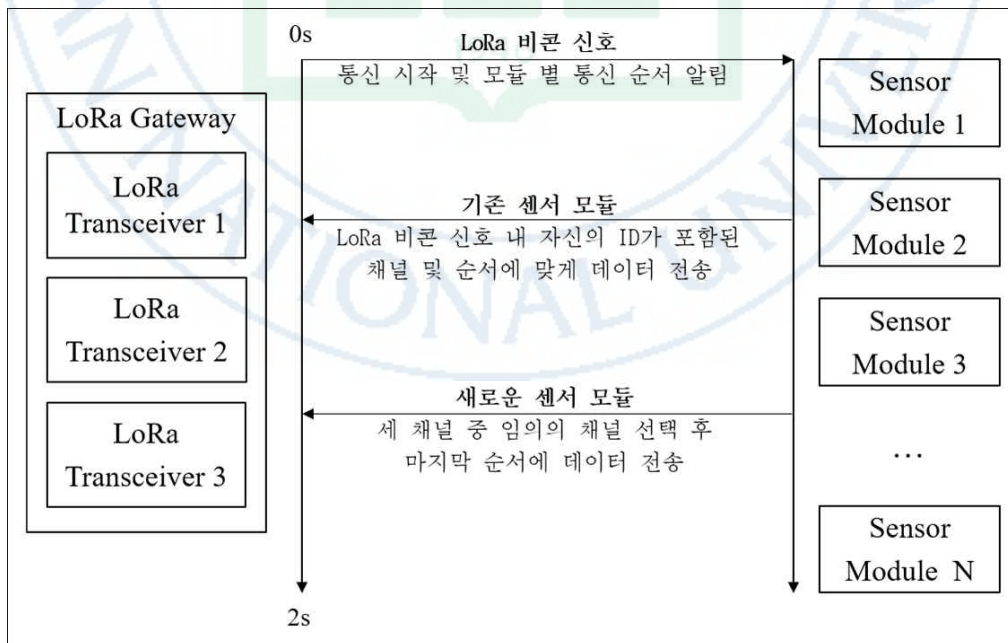


그림 18 센서 모듈과 게이트웨이 간 LoRa 통신 과정

표 5 LoRa 비컨 페이로드 구조 ( $N_{\text{channel}}$  : 각 채널에 할당 된 모듈 수)

Flag & Channel	Module ID
1byte	1byte $\times$ $N_{\text{channel}}$

중 임의의 채널을 선택하여 해당 채널의 가장 마지막 순서에 데이터 전송을 시도한다.

표 4에 나타낸 패킷 길이에 따른 데이터 전송 속도는 이론상의 계산 값이라서 실제 환경에서의 성능이 이에 미치지 못한다. 따라서 각 패킷 길이에 따라 게이트웨이가 통신 가능한 센서 모듈 수와 이때 센서 모듈 간 전송 간격을 결정하기 위해 통신 테스트를 수행한다. 246bytes, 141bytes, 81bytes 각 패킷 길이에 대해 표 4의 내용을 기준으로 첫 번째 센서 모듈 송수신 성공 후 두 번째 센서 모듈 송수신이 성공하는 대기시간을 확인하고 그때 1.9초 혹은 2초 이내에 최대 몇 개의 센서 모듈이 통신 가능한지 확인한다. 그림 18의 통신 과정에 따라 게이트웨이가 비컨 신호를 송신하면 이를 수신한 센서 모듈이 각자의 순서에 따라 대기 후 데이터를 송신하고 게이트웨이에서의 수신율을 확인한다. 게이트웨이에서 비컨 신호는 255회 송신한다. 이때 통신이 원활하게 이루어지는 대기 시간에서 통신 가능한 최대 센서 모듈 수에 대한 결과가 그림 19에

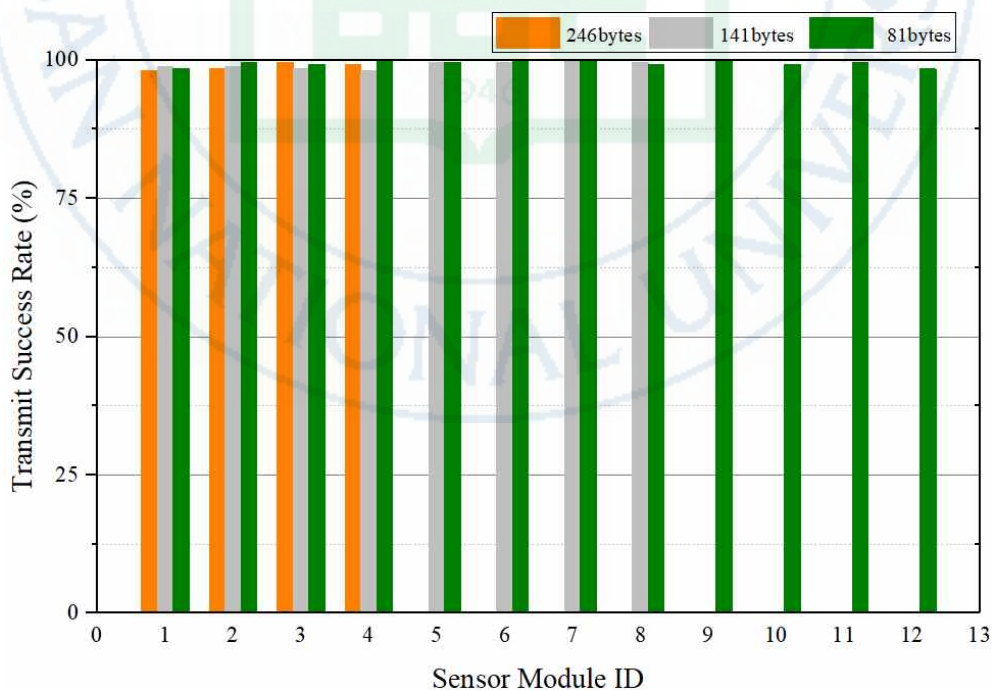


그림 19 패킷 길이에 따른 통신 가능 센서 모듈 수와 전송 성공률

그래프로 나타나 있다. 패킷 길이 246bytes에서 대기시간 0.4초에 4개의 센서 모듈이 통신 가능하고, 141bytes에서 대기시간 0.24초에 8개 센서 모듈, 그리고 81bytes에서는 대기시간 0.17초로 12개의 센서 모듈이 통신 가능한 것을 확인할 수 있다. 이는 송수신칩 세 개가 탑재된 하나의 게이트웨이가 최대 36개의 센서 모듈과 통신이 가능함을 의미한다.

### 3.3.2. 출력 세기 설정

본 논문에서 제작된 센서 모듈은 SX1276 칩의 Power Amplifier(PA) boost 핀을 활용하여 제작되었기 때문에 최대 출력 20dBm까지 설정이 가능하다. 하지만 신호의 출력 세기를 최대로 설정하면 통신 거리의 증가라는 이점과 함께 전력 소비의 증가라는 문제점이 발생한다. 그림 20은 멀티미터를 이용하여 각 출력 세기에 대한 센서 모듈의 전류소비량을 측정한 것이다. 데이터 송신 시 전력 소비를 최소화하기 위해 병원에서 각 출력 세기에 대한 전송 성공률 테스트를 통해 적정 출력 세기를 조절해준다.

병원 내 게이트웨이 한 대와 센서 모듈 세 대를 그림 21과 같이 설치한다. 각 센서

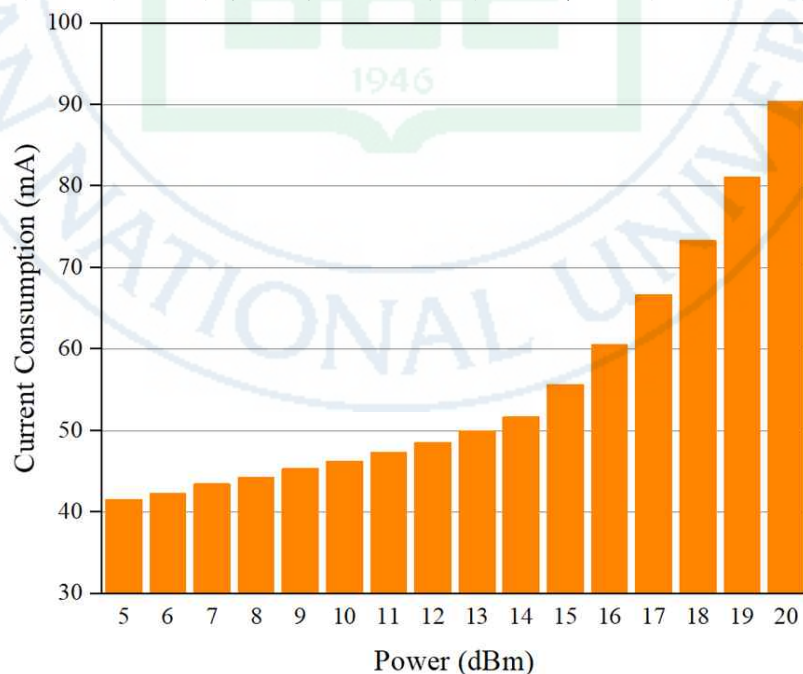


그림 20 각 출력 세기에 따른 전류소비량



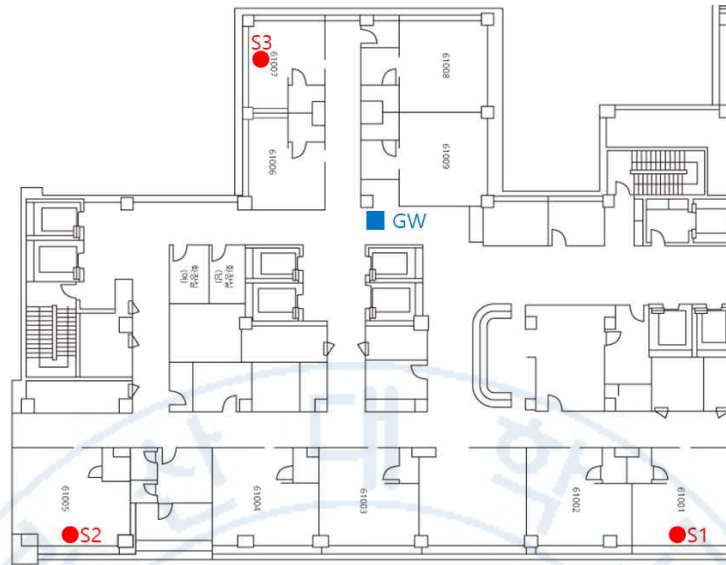


그림 21 출력 세기에 따른 전송 성공률 테스트를 위한 게이트웨이와 센서 모듈 배치

모듈은 서로 다른 채널로 임의의 데이터 81bytes를 전송한다. 데이터 전송 주기는 2초로 256회 전송 시도한다. 그림 22에 테스트 결과가 그래프로 나타나 있다. 결과를 보면 게이트웨이와 가까이 있던 S3는 출력 세기에 따른 전송 성공률의 차이가 없지만, 가장 멀리 있던 S2는 출력 세기 15dBm부터 전송 성공률이 급격히 떨어지는 것을 확인할 수가 있다. S1의 전송 성공률이 출력 세기가 약해짐에 따라 낮아지다가 증가하는 것은 외부 요인에 의해 신호에 간섭이 생긴 것으로 추정된다.

### 3.4. 병원 내 환자 위치 측위

핑거프린트 기법을 이용하기 위해 오프라인 작업을 먼저 수행한다. 병원 내 각 층에 64개의 블루투스 비콘을 설치하였다. 비콘이 설치된 지점을 기준으로 그림 23과 같이 공간을 64개의 구역으로 나누고, 각 구역에서 10분간 가장 신호가 강한 9개 비콘의 RSSI를 수집한다. 수집된 RSSI를 토대로 구역별로 비콘 ID, 감지 횟수, RSSI 평균, RSSI 표준편차, 그리고 가중치를 정리한다. 이 중 가장 많이 감지된 9개의 비콘을 순서대로 정리하여 구역별로 비콘 데이터 세트를 만든다. 이때 온라인과 동일한 조건을

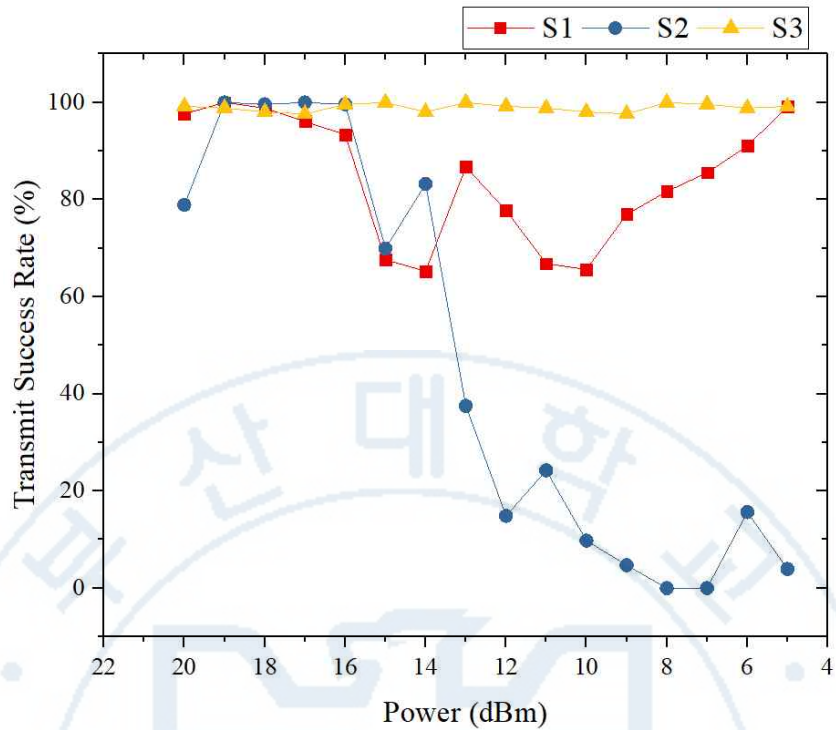


그림 22 출력 세기에 따른 전송 성공률

위해 직접 제작한 센서 모듈을 이용하여 RSSI를 수집하였다.

병원 실내 위치 측위를 위한 알고리즘이 그림 24에 나타나 있다. 최초 시작 위치가 정해져 있지 않다면 핑거프린트 방식 이용 시 스캔 된 데이터와 데이터베이스의 64개 데이터 세트를 모두 비교한 후 위치가 결정되기 때문에, 먼저 Cell-ID 방식을 이용하여 시작 위치를 정한다. 미리 수집된 비컨으로부터 1m 내 평균 RSSI 값을 이용하여 센서 모듈이 측정한 가장 센 비컨의 RSSI가 임계치 이상이라면 해당 비컨 위치로 환자의 위치를 정한다.

시작 위치가 정해졌다면 핑거프린트를 이용한 위치 측위를 시작한다. 가장 세기가 강한 9개 비컨의 RSSI를 수집하고 이를 제작된 각 구역의 비컨 데이터와 비교하여 현재 위치를 결정한다. 그림 23에서 이동이 가능한 경로를 고려하여 각 구역을 연결하고

표 6 실내 위치 측위 실험 결과

테스트 횟수	측위 성공 횟수	측위 정확도
72	53	73.6%

이에 따라 이동 가능한 인접 구역을 우선으로 하여 데이터 비교를 수행한다. 온라인에서 수집된 비컨 정보가 오프라인에서 만들어진 해당 구역 데이터 세트에 존재하는지 확인한다. 데이터 세트에 비컨 정보가 존재한다면 식 (4)의 표준정규분포 식을 이용하여 가능성을 확인한다.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (-\infty < x < \infty), E(X) = m, \sigma(X) = \sigma \quad (4)$$

위 알고리즘을 통해 위치 측위를 수행한다. 위치 데이터 갱신 주기인 2초 간격으로 위치가 1회 갱신될 때를 테스트 1회로 본다. 64개 구역 중 센서 모듈이 위치한 구역이 서버에 출력되면 인식 성공, 다른 구역이 출력되면 인식 실패로 판단한다. 이에 대한 결과가 표 6에 나와 있다.

위치 측위를 통해 병원에서는 환자의 현재 위치뿐만 아니라 환자가 일정 시간 동안 움직인 거리를 통한 활동량도 확인이 가능하다. 하지만 신호 간섭 및 항상 균일하지 못한 비컨 신호 세기와 같은 문제들로 인해 가만히 있어도 위치가 변경되는 등 측위 정확도가 떨어지는 문제점이 발생한다. 이에 3.2.3장의 걷기 동작 인식을 통해 위치 측위의 오차를 보정해줄 수 있다.

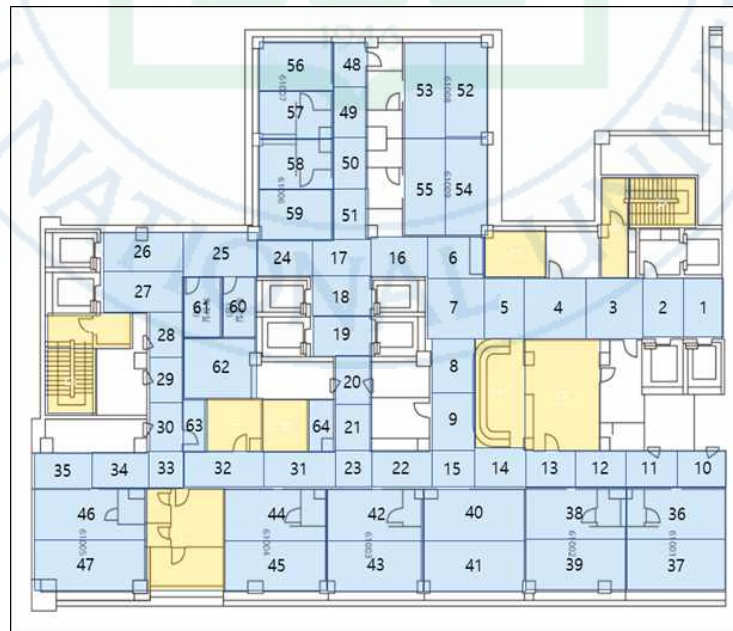


그림 23 부산대 병원 내 블루투스 비컨 배치

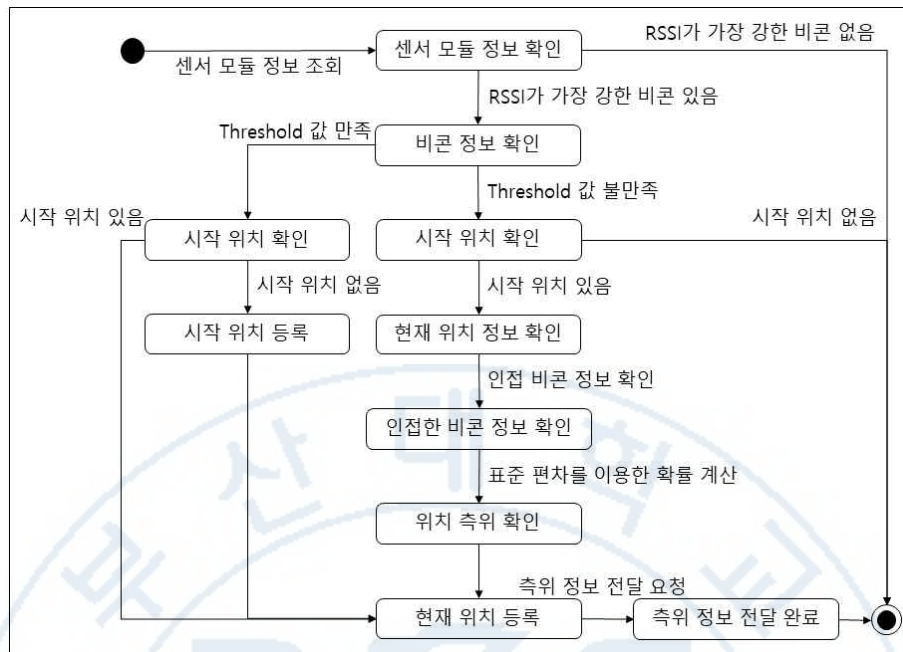


그림 24 병원 실내 위치 측위 알고리즘

## 4. 성능 평가

본 장에서는 구현된 환자 모니터링 시스템의 동작에 관한 성능 평가를 수행한다. 낙상 감지, 욕창 경고에 대하여 실험을 수행하고 결과를 확인한다. 또한 기존 딥러닝을 이용한 동작 인식 연구에서 샘플링 주기를 증가시켜 데이터양이 감소하였을 때의 동작 인식 정확도를 확인하고, 이를 통해 제안하는 시스템에 적용 가능한지 확인한다.

### 4.1. 시스템 동작

#### 4.1.1. 낙상 감지 성공률 확인

낙상 발생 시 제작된 모듈의 낙상 감지 성공률을 확인한다. 센서 샘플링 주기를 각각 0.1초와 0.2초로 설정하고 낙상 감지 정확도를 확인하였다. 서 있는 상태에서 주저앉으면서 신체가 지면에 닿는 낙상을 100회 시도하였고, 표 7에 실험 결과가 정리되어 있다. 센서 샘플링 주기 0.1초에서는 낙상 감지 정확도가 83%로 준수한 성능을 보였지만, 샘플링 주기를 0.2초로 설정하였을 때는 정확도가 52%로 크게 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 그림 25는 샘플링 주기 0.2초 일 때 낙상 발생 시의 중력 가속도 데이터이다. 동일하게 낙상이 발생하였지만 측정되는 데이터의 반이 임계치를 넘지 않는

표 7 낙상 감지 실험 결과

샘플링 주기	0.1초	0.2초
낙상 발생 횟수	100	
낙상 감지 횟수	83	52
감지 정확도	83%	52%



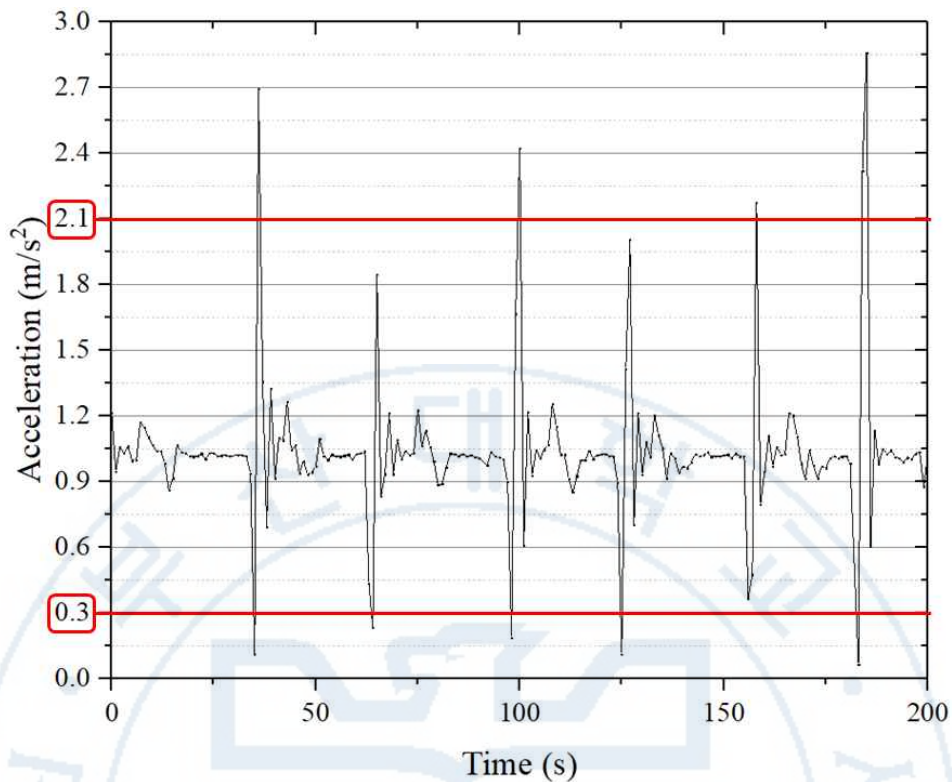


그림 25 센서 샘플링 주기 0.2초 일 때 낙상 발생 시의 중력 가속도 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 서버로 전송되는 센서 데이터는 감소시키더라도 센서 모듈 자체 동작 인식을 위해 샘플링 주기를 0.1초로 설정해야 함을 알 수 있다.

#### 4.1.2. 욕창 경고 시스템 확인

욕창 경고 시스템의 정확도를 확인하기 위해 센서 모듈을 몸에 부착하고 5분 간격으로 특정 동작들을 수행하였다. 실제 병원 시스템에서는 1시간 동안 움직임이 없을 시 욕창 경고를 보내지만 실험을 위해 1분 동안 움직임이 없을 시 욕창 경고를 보내게 하였다. 5분 간격으로 정자세로 누워있기, 일상 동작 수행, 좌측으로 누워있기, 일상 동작 수행, 옆드려있기, 누워서 주기적으로 몸 회전하기, 우측으로 누워있기를 순차적으로 수행하였다. 표 8에 실험에 대한 결과가 나와 있다. 욕창 발생 횟수는 실험 시간 동안 수신 돼야 했던 욕창 경고 메시지의 수를 의미한다. 욕창 감지 횟수는 센서

표 8 욕창 경고 시스템 동작 실험 결과

샘플링 주기	0.1초	0.2초	0.4초
실험 시간	35 분		
욕창 발생 횟수	20 회		
욕창 감지 횟수	20 회	20 회	20회
감지 성공률	100 %	100 %	100 %

모듈로부터 수신한 욕창 경고 메시지 횟수이다.

## 4.2. 샘플링 주기에 따른 동작 인식 정확도

센서 모듈에서 걷기와 같은 기본 동작 인식과 낙상이나 욕창과 같은 사고 예방을 위한 작업이 수행되지만 보다 다양한 동작 인식 및 분석을 위해 딥러닝을 적용한다. 이때 딥러닝을 사용하기 위해 센서 모듈로부터 지속적인 센서 데이터의 전송이 필요하다. 하지만 많은 데이터의 지속적인 전송은 LoRa 통신을 이용하는 제안하는 시스템에서 사용 가능한 센서 모듈의 수를 제한시킨다. 이에 3.3.1장에서는 센서 샘플링 주기 0.4초에 해당하는 패킷 구성 시 시스템 구현에 충분한 센서 모듈 통신이 가능한 것을 확인하였다. 이번 장에서는 제안하는 시스템에 딥러닝의 적용이 가능한지 확인하기 위해 기존의 딥러닝을 이용한 동작 인식 연구에서 데이터 세트의 샘플링 주기를 변경시켰을 때의 인식 정확도를 비교해본다.

표 9 딥러닝 서버 하드웨어 사양

<b>CPU</b>	i7-6700
<b>RAM</b>	DDR4 64GB
<b>GPU</b>	GTX1080 D5X 8GB
<b>OS</b>	Mint 17.3 (Ubuntu 14.04)

표 10 샘플링 주기에 따른 동작 인식 정확도 비교

샘플링 주기 (sec)	0.02	0.1	0.2	0.4
정확도 (%)	90.4	88.2	88.8	85.4

딥러닝 네트워크의 학습 및 테스트를 위한 서버의 사양은 표 9와 같다. 동작 인식을 위한 딥러닝 네트워크는 CNN과 LSTM RNN을 결합한 네트워크를 이용한다[33]. 데이터 세트는 UC Irvine(UCI) Machine Learning Repository[34]에 있는 Human Activity Recognition Using Smartphones[35] 데이터 세트를 이용한다. 핸드폰에 내장된 가속도 센서와 자이로 센서를 이용하여 걷기, 계단 올라가기, 계단 내려가기, 앉기, 일어서기, 그리고 눕기까지 6가지 동작에 대하여 수집된 데이터 세트이다. 데이터 샘플링 주기는 0.02초, 윈도우 크기 2.56초로 한 윈도우당 128개의 데이터를 담고 있고, 다음 윈도우와 50%씩 중복되는 형태이다.

기존 0.02초 샘플링 주기로 수집되었던 데이터 세트에서 규칙적으로 데이터를 줄여 줌으로써 샘플링 주기를 0.1초, 0.2초, 0.4초로 증가시킨다. 데이터가 감소된 데이터 세트를 이용하여 학습 및 테스트를 진행하여 동작 인식 정확도를 파악한다. 그 결과 기존 샘플링 주기 0.02초에서 90.4%였던 정확도가 샘플링 주기를 0.4초로 증가시켰을 때 데이터양이 1/20로 줄었지만 정확도는 5% 정도만 떨어지는 것을 확인할 수 있었다. 각 샘플링 주기에 따른 오차행렬이 표 10, 표 11, 표 12, 표 13에 나타나 있다.

표 11 샘플링 주기 0.02초 일 때의 동작 인식 오차 행렬

Predicted Class Actual Class	Walking	Walking Upstairs	Walking Downstairs	Sitting	Standing	Laying
Walking	440	25	31	0	0	0
Walking Upstairs	2	441	27	0	1	0
Walking Downstairs	4	2	414	0	0	0
Sitting	0	20	4	413	53	1
Standing	1	3	0	106	422	0
Laying	0	3	0	0	0	534

표 12 샘플링 주기 0.1초 일 때의 동작 인식 오차 행렬

Predicted Class Actual Class	Walking	Walking Upstairs	Walking Downstairs	Sitting	Standing	Laying
Walking	413	19	64	0	0	0
Walking Upstairs	30	414	27	0	0	0
Walking Downstairs	1	2	417	0	0	0
Sitting	4	25	0	410	52	0
Standing	6	5	1	113	407	0
Laying	0	0	0	0	0	537

표 13 샘플링 주기 0.2초 일 때의 동작 인식 오차 행렬

Predicted Class Actual Class	Walking	Walking Upstairs	Walking Downstairs	Sitting	Standing	Laying
Walking	438	18	36	3	1	0
Walking Upstairs	26	418	27	0	0	0
Walking Downstairs	11	10	399	0	0	0
Sitting	0	25	0	415	51	0
Standing	0	7	0	114	411	0
Laying	0	0	0	0	0	537

표 14 샘플링 주기 0.4초 일 때의 동작 인식 오차 행렬

Predicted Class Actual Class	Walking	Walking Upstairs	Walking Downstairs	Sitting	Standing	Laying
Walking	421	24	51	0	0	0
Walking Upstairs	27	393	50	0	1	0
Walking Downstairs	38	13	368	0	1	0
Sitting	1	24	0	386	80	0
Standing	4	12	0	78	438	0
Laying	0	27	0	0	0	510

## 5. 결론

기존의 일상생활 동작 모니터링 시스템은 주로 혼자 사는 노인들의 건강관리와 같이 개인을 대상으로 하거나 혹은 동작 인식 정확도 향상을 목적으로 하는 연구들이 주를 이루고 있다. 이에 본 논문에서는 병원 내 의료의 질 향상 및 업무 보조를 위해 실제 병원 환경에서 환자들의 동작 정보와 위치 정보를 제공할 수 있는 모니터링 시스템을 설계하였다.

제안하는 시스템은 환자들의 지속적인 위치 파악 및 이동량 확인을 위해 블루투스 RSSI 핑거프린트를 이용하여 실내 위치 측위를 수행한다. 또한 가속도 센서 및 자이로 센서를 이용하여 움직임 유무 확인 및 낙상 감지와 욕창 경고 기능을 수행한다. 또한 센서 및 비컨 데이터 전송을 위해 저전력 장거리 통신 기술인 LoRa를 이용하였고, LoRa 설정, 패킷 정의와 통신 과정 설계를 통해 다수의 환자를 대상으로 하는 환경에 적합하게 설계하였다.

설계된 시스템에 따라 센서 모듈과 게이트웨이를 제작하고 부산대 병원을 대상으로 시스템을 구현하였다. 구현된 시스템으로 각 층당 동시에 36개 센서 모듈이 사용 가능함을 확인하였고, 73.6% 정확도의 위치 측위가 가능한 것을 확인하였다. 또한 낙상 감지와 욕창 경고에 대한 성능 평가에서 샘플링 주기 0.1에서는 낙상 발생 시 83%의 정확도로 낙상을 감지하였고 샘플링 주기를 0.2초로 증가 시 정확도가 52%로 크게 떨어지는 것을 확인하였다. 욕창 경고에서는 샘플링 주기와 무관하게 누워서 일정 시간 가만히 있을 때 100%의 확률로 욕창 경고 메시지를 전송하는 것을 확인하였다. 욕창 경고 시스템의 동작 실험에서 누워서 몸을 천천히 돌릴 시 각속도를 이용한 몸의 회전 감지가 실패하는 경우가 발생하였다. 이는 가속도 센서를 이용한 몸의 기울기 데이터를 활용하면 보완이 가능할 것으로 보인다.

센서 샘플링 주기 0.4초로 딥러닝을 이용한 동작 인식이 가능한지를 확인하는 실험을 통해 기존의 샘플링 주기 0.02초에서 0.4초로 데이터양이 1/20로 줄었을 때, 동작



인식 정확도는 90.4%에서 85.4%로 5% 정도만 감소한 것을 확인할 수 있었다.

향후 연구에서는 걷기 동작과 센서를 이용한 몸의 회전 방향 인식을 통해 위치 측위의 오차를 보정 작업을 수행한다. 또한 환자들로부터 각 동작별 센서 데이터를 수집함으로써 딥러닝을 이용한 동작 인식 작업을 실시간으로 수행하여 센서 모듈에서의 동작 인식 결과를 보정하고 환자들의 동작 분석을 통해 치료에 활용할 수 있도록 한다.



## 참고문헌

- [1] 도세록, “노인의 의료이용 현황과 전망,” 한국보건사회연구원, 2010.
- [2] 조선일보, “[2080 활력 프로젝트] 65세 이상 3명 중 1명은 落傷... 하루 30분씩 ‘한 발 서기’ 운동을,” 2015.
- [3] 강영옥, 송라운, “일 종합병원 입원 환자의 낙상 실태 및 위험 요인 분석,” *J Muscle Jt Health*, Vol.22, No. 3, pp. 149-159, 2015.
- [4] 보건복지부, “보건의료인력 수급체계 연구결과,” 2017
- [5] M. Chan, E. Campo, and D. Esteve, “Assessment of activity of elderly people using a home monitoring system,” *Int. J. Rehabil. Res.*, vol. 28, no. 1, pp. 69-76, 2005.
- [6] L. Vuegen, B. Van Den Broeck, P. Karsmakers, H. Van Hamme, and B. Vanrumste, “Automatic monitoring of activities of daily living based on real-life acoustic sensor data: A preliminary study,” in *Proc. Workshop on Speech and Language Processing for Assistive Technologies*, 2013, vol. 4, pp. 113-118.
- [7] J. H. Lim, H. Jang, J. Jang, and P. Soo-Jun, “Daily activity recognition system for the elderly using pressure sensors,” in *Proc. Engineering in Medicine and Biology Society*, 2008, pp. 5188-5191.
- [8] J. W. Davis and A. F. Bobick, “The representation and recognition of human movement using temporal templates,” in *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997, pp. 928-934.
- [9] I. Haritaoglu, D. Harwood, and L. S. Davis, “W4: Who? When? Where? What? A real time system for detecting and tracking people,” in *Proc. Third International Conference on Automatic Face and Gesture*, 1998.
- [10] E. M. Tapia, S. S. Intille, and K. Larson, “Activity recognition in the home using simple and ubiquitous sensors,” *Pervasive Computing*, vol. 3001, pp. 158-175, 2004.
- [11] J. Han and B. Bhanu, “Human activity recognition in Thermal Infrared Imagery,” in

- Proc. IEEE Computer Society Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005.
- [12] L. Bao and S. S. Intille, "Activity recognition from user-annotated acceleration data," in *Pervasive*, pp. 1-17, 2004.
- [13] Z. He and L. Jin, "Activity recognition from acceleration data using ar model representation and svm," in *International conference on Machine Learning and Cybernetics*, vol. 4, pp. 2245-2250, 2008.
- [14] L. Atallah, B. Lo, R. Ali, R. king, and Y. Guang-Zhong, "Real-time activity classification using ambient and wearable sensors," *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.*, vol. 13, no. 6, pp. 1031-1039, 2009.
- [15] Q. Li, J. A. Stankovic, M. A. Hanson, A. T. Barth, J. Lach, "Accurate, fast fall detection using gyroscopes and accelerometer-derived posture information," *Sixth Int Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, 2009, pp. 138-143.
- [16] E. M. Tapia, S. S. Intille, W. Haskell, K. Larson, J. Wright, A. King, and R. Friedman, "Real-time recognition of physical activities and their intensities using wireless accelerometers and a heart rate monitor," in *Proc. International Symposium on Wearable Computers*, 2007.
- [17] O. D. Lara, A. J. Perez, M. A. Labrador, and J. D. Posada, "Centinela: A human activity recognition system based on acceleration and vital sign data," *Journal on Pervasive and Mobile Computing*, 2011.
- [18] S. Junnila, H. Kailanto, J. Merilahti, A. Vainio, A. Vehkaoja, M. Zakrzewski, and J. Hyttinen, "Wireless, multipurpose in-home health monitoring platform: Two case trials," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 14, no. 2, pp. 447-455, 2010.
- [19] A. K. Bourke, J. V. O'Brien, G. M. Lyons, "Evaluation of a threshold-based tri-axial accelerometer fall detection algorithm," *Gait and Posture*, vol. 26, pp. 194-199, 2007

- [20] H. Gjoreski, M. Lustrek, and M. Gams, "Accelerometer placement for posture recognition and fall detection," in *Proc. 7<sup>th</sup> Int. Conf. Intelligent Environments*, 2011, pp. 47-54.
- [21] F. J. Ordóñez, and D. Roggen, "Deep convolutional and lstm recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition," *Sensors*, vol. 16, no. 1, p. 115, 2016.
- [22] S. Yao, S. Hu, Y. Zhao, A. Zhang, T. Abdelzaher, "DeepSense: A unified deep learning framework for time-series mobile sensing data processing," in *Proc. The 26<sup>th</sup> International Conference on World Wide Web, International WWW Conferences Steering Committee*, pp. 351-360, 2017.
- [23] D. Zhang, F. Xia, Z. Yang, L. Yao, and W. Zhao, "Localization technologies for indoor human tracking," in *The Fifth International Conference on Future Information Technology (FutureTech)*, pp. 1-6, 2010.
- [24] LoRa, Available online: <https://www.lora-alliance.org/> (accessed on 22 Nov. 2017)
- [25] 통계청, "세계와 한국의 인구현황 및 전망," 2015
- [26] 서울신문, "간호사 구인 절벽...내년 12만명 부족," Available online: <http://www.seoul.co.kr/news/newsView.php?id=20170814010001> (accessed on 11 Nov. 2017)
- [27] McRoberts home page, Available online: <http://www.mcroberts.nl/products/move-monitor/> (accessed on 8 Nov. 2017)
- [28] A. M. Khan, Y. K. Lee, and S. Y. Lee, "Accelerometer's position free human activity recognition using a hierarchical recognition model," in *Proc. 12<sup>th</sup> IEEE Int. Conf. e-Health Networking Applications and Services*, 2010, pp. 296-301.
- [29] Wi-Fi, Available online: <https://www.wi-fi.org/ko> (accessed on 22 Nov. 2017)
- [30] M. Collotta, G. Pau, T. Talty, O. K. Tonguz, "Bluetooth 5: a concrete step forward towards the IoT," in *arXiv preprint arXiv:1711.00257*, 2017.
- [31] U. Maurer, A. Smailagic, D. P. Siewiorek, and M. Deisher, "Activity recognition and

- monitoring using multiple sensors on different body positions,” in *Proc. International Workshop on Wearable and Implantable Body Sensor Networks*, (Washington, DC, USA), IEEE Computer Society, 2006.
- [32] O. D. Lara and M. A. Labrador, “A survey on human activity recognition using wearable sensors.” *IEEE Commun. Surveys Tutorials*, vol. 15, no. 3, pp. 1192-1209, 2013.
- [33] LSTMs for Human Activity Recognition, Available online: <https://github.com/guillaume-chevalier/LSTM-Human-Activity-Recognition> (accessed on 15 Nov. 2017)
- [34] UCI Machine Learning Repository, Available online: <https://archive.ics.uci.edu/ml/index.php> (accessed on 22 Nov. 2017)
- [35] Human Activity Recognition Using Smartphones Data Set, Available online: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/human+activity+recognition+using+smartphones> (accessed on 23 Nov. 2017)
- [36] Semtech, Available online: <http://www.semtech.com/> (accessed on 15 Nov. 2017)



# Design and Implementation of Patient Monitoring System for Activity Recognition and Indoor Positioning in Hospital

Lee Jinwoo

Department of Electrical and Computer Engineering  
The Graduate School  
Pusan National University

## Abstract

Along with the increase of the elderly population, the rate of elderly hospitalization is increasing in hospital. But the lack of medical personnel makes it difficult to manage hospitalized patients. The activity of daily living monitoring system automatically recognizes and records daily activity without human intervention using wearable or non-wearable sensors for health care of the subject. Most of these existing activity of daily living monitoring systems are for individuals or for improving activity recognition accuracy.

In this paper, we designed a patient monitoring system for activity recognition and indoor positioning of patient by applying activity monitoring system to a hospital with many patients, and made sensor module and gateway for implemented them. We analyze collected data using accelerometer and gyroscope for recognize the patient's activity. The position of the patient in the hospital is determined by the RSSI fingerprint using bluetooth beacon. Sensor and beacon data acquired from the patient are transmitted to the server using LoRa. Considering that LoRa can communicate long distance with low energy consumption but low data rate, we defined packet and configured the communication environment through experiments. It was confirmed that up to 36 patients could be monitored simultaneously at each floor of the hospital building, and the performance evaluation confirmed 83% success rate of fall detection and 100% success rate of pressure sore warning. We confirmed the possibility of using the proposed system in the hospital.

## 감사의 글

걱정 반 기대 반으로 교수님 그리고 선배들과 진학 상담을 한 게 엇그제 같은데 어느새 2년이라는 시간이 지나 부산대학교에서의 두 번째 졸업장을 받게 되었습니다. 지난 연구실 생활 동안 저에게 많은 가르침을 주시고 힘이 되어주었던 분들에게 감사의 마음을 전하려고 합니다.

먼저, 석사 2년 동안 저를 이끌어 주셨던 학업의 아버지이신 백운주 교수님께 진심으로 감사드립니다. 학부를 졸업한 직후 부족함이 많았던 저에게 많은 것을 경험할 수 있는 기회를 주시고 성장할 수 있도록 지도해주셔서 정말 감사합니다. 또한 본 논문이 완성될 수 있도록 아낌없이 가르침과 조언을 주신 탁성우 교수님과 최윤희 교수님께도 감사드립니다.

대학원 생활 동안 누구보다 가까이 지냈던 연구실 가족들에게도 감사의 마음을 전하고 싶습니다. 함께 일하면서 많은 가르침을 주시고 틈날 때마다 제가 잘되길 바라는 마음에 조언을 아끼지 않으셨던 세영선배, 넘치는 위트와 센스로 웃음을 주시고 진심 어린 충고를 아끼지 않으셨던 상현선배, 마치 친구처럼 다 함께 몽칠 수 있도록 힘쓰고 다독여주신 범준선배, 동문선배로서 조금이라도 더 챙겨주고 싶은 마음에 많은 충고를 해주신 용수선배에게 감사드립니다. 그리고 항상 웃으면서 크게 아침 인사를 해주었던 희진선배와 넘치는 센스로 즐거운 연구실 생활을 만들어 주었던 영섭선배에게 감사드립니다. 또한 2년간 기쁨과 슬픔을 함께하며 울고 웃었던 동기들, 연구실에 항상 웃음을 주었던 분위기메이커 승진이와 조용히 웃으며 공감하고 재봉이에게도 고마운 마음을 전합니다. 1년간 연구실 막내로 고생했던 후배들, 항상 열정 넘치는 동헌이 형과 연구실 분위기를 밝게 만들어주던 주희에게도 고맙고 앞으로 더 힘내자는 말을 전하고 싶습니다.

언제나 제가 올바른 길로 가고 잘 되길 바라시는 마음에 아낌없는 사랑을 주시는 아버지와 어머니 그리고, 말 안 듣는 동생이지만 누나로서 항상 양보하고 챙겨주는 누

나에게 감사의 말과 함께 항상 사랑한다는 말을 전합니다. 언제나 연락하면 웃으며 반겨주고 함께 즐거운 추억을 만들어 주었던 친구들에게 감사의 인사를 드립니다. 권성욱, 김재후, 전기훈에게도 고마운 마음을 전하며 우리의 우정이 지속될 수 있기를 기원합니다.

모든 분들에게 감사드립니다.

