



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](#)

석사학위 청구논문

지도교수 김 지 인

IMU 기반 웨어러블 디바이스를
활용한 반려견의 행동 인지 실험

2016년 8월

건국대학교 대학원

스마트ICT융합학과

안 준 영

IMU 기반 웨어러블 디바이스를
활용한 반려견의 행동 인지 실험

Experiments of Canine Behavior Cognition using
Wearable Device based on IMU

이 논문을 공학 석사학위 청구논문으로 제출합니다

2016년 5월

건국대학교 대학원
스마트ICT융합학과
안 준 영

안준영의 공학 석사학위 청구논문을 인준함

심사위원장

임 민규

심사위원

김 지인

심사위원

김 형석

2016년 6월

건국대학교 대학원

목 차

표 목 차	iii
그림목차	iv
ABSTRACT	vi
제1장 서론	1
제1절 연구 배경	1
제2절 연구 목표	3
제3절 공헌	4
제2장 관련 연구	5
제3장 웨어러블 디바이스 설계 및 구현	9
제1절 요약	9
제2절 시스템 설계	9
제3절 시스템 구현	12
제4장 실험 및 결과	16
제1절 행동 인지 실험 설계	16
제2절 행동 인지 실험 결과	18
제5장 결론 및 향후 연구	34
제1절 결론	34
제2절 향후 연구	36

참고문헌	37
국문초록	39

표 목 차

<표 1> 동물 보호에 대한 국민의식 조사	1
<표 2> 출시된 반려견 웨어러블 디바이스 비교.....	5
<표 3> 반려견 행동 및 상태 설명	26
<표 4> 혼동행렬을 사용한 반려견 행동 및 상태 분석	26
<표 5> 3회차 실험에서의 인식률	33

그림 목 차

<그림 1> Fitbark.....	6
<그림 2> i4C Innovations Inc. 의 Voyce	6
<그림 3> 센서의 위치(좌) 및 동적인 행동에 사용한 플랫폼(우)	7
<그림 4> 목걸이 기반의 행동 인식 센서 플랫폼	7
<그림 5> IMU기반 웨어러블 디바이스 설계	9
<그림 6> 웨어러블 센서를 착용한 반려견	10
<그림 7> 반려동물 행동인지 센서	12
<그림 8> 반려동물 행동인지 센서의 구성.....	13
<그림 9> Accelerometer 및 Gyroscope의 방향 정의	14
<그림 10> 1회차 실험용 웨어러블 디바이스를 착용한 대조군 실험견 ..	18
<그림 11> 반려견 행동 및 상태 분류	19
<그림 12> 1회차 실험 데이터 그래프, Sit	20
<그림 13> 앉아 있는 실험견의 모습	21
<그림 14> 1회차 실험 데이터 그래프, 납작 엎드린 상태	21
<그림 15> 1회차 실험 데이터 그래프, 하늘을 보고 누운 상태	22
<그림 16> 하늘을 보고 누운 실험견의 모습	22
<그림 17> 1회차 실험 데이터 그래프, Lie on side	22
<그림 18> 옆으로 누워 있는 실험견의 모습	23
<그림 19> 1회차 실험 데이터 그래프, Walking	25
<그림 20> 걷고 있는 실험견의 모습	25
<그림 21> 1회차 실험 데이터 그래프, Running	26
<그림 22> 2차 실험용 디바이스를 착용한 대조군 실험견	27
<그림 23> 최종 실험용 디바이스(좌) 및 렌더링(우).....	28
<그림 24> K-fold Crss Validation을 위한 misclass 그래프	29
<그림 25> Pruning을 진행한 대조군의 Decision Tree	30

<그림 26> 3차 실험중인 반려견 31

ABSTRACT

An Experimentation of Canine Behavior Cognition using Wearable Device

Ahn, June Young
Department of Smart ICT Convergence
Graduate School of Konkuk University

In the recent years, the number of household with pets is continuously increasing, and as the result, the size of pet industry's yearly revenue also shows a radical growth. However, due to the busy schedule of the owners, pets have hard time communicating with them. One of the biggest worry of the owner is leaving their pets alone when going out of the house. There has been an increase in the concern about the health and feeding problems, a change in exercising pattern, and an increase in stress of those pets that are left alone in the house. Pets that are often left alone in the house lack relationship with people, and therefore show symptoms for separation anxiety and depression. To overcome such problems, the pet industry is now focusing its development in the pets' healthcare, location-tracking, and remote-caring systems. As services that combine pet industry and ICT are being spotlighted, people are willing to communicate with their pets using such services.

In this research, we selected the direction of research based on the pet's behavior recognition as the first step to the healthcare and communication of pets. We specifically focused on researching and

building a wearable device for a canine to send and analyze received data to sense actions taken by the canine, and proceeded by putting the built device on a trained canine.

This wearable device for the canine's behavior recognition can sense up to six actions including sitting, walking, running, lying down, lying sideways, and lying back. The device senses the location and the angle of the neck, compares them to the classified data to classify the action, then sends the analyzed data to mobile system. The mobile system then analyzes the received data points and converts the data into an image to be accurately shown to the user. This image is live and is shown to the user.

Canine's behavior recognition experiment is proceeded in three steps: first experiment that classifies and analyzes the data after putting the device on the participating canine from the control group, second experiment that enters the analyzed data to assure correct actions, and third experiment that collects data from the real pet canines from the experimental group.

The behavior recognition method shown in the experiment using the built canine wearable device is capable of recognizing the complicated change in behavior more effectively than the human is, and therefore is anticipated to apply the same method for fast detection of separation anxiety and health care of canine.

Keyword : Human Animal Interaction, Wearable, Interaction, Canine Behavior, Behavior Recognition, HAI

제1장 서론

제1절 연구 배경

지난 수년간 전 세계적으로 반려동물을 키우는 가구 수는 증가하고 있다. 국내외 가구의 경우, 미국62%, 영국47% 일본27% 한국18% 정도가 반려동물을 기르고 있다. 1인 가구 증가와 고령화, 저출산 등의 이유로 반려 동물을 기르는 인구가 증가하고 있고, 2012년 기준[1] 국내 전체가구의 17.9%(359만 가구)가 440만여 마리의 개를, 3.4% (68만가구)가 116만여 마리의 고양이를 기르고 있다.

	개			고양이			전체
	06년	10년	12년	06년	10년	12년	
가구수(천가구)	17,858	19,261	20,033	17,858	19,261	20,033	20,033
사육비율(%)	22.1	16.3	16.0	1.4	1.7	3.4	17.9
평균 마리수(마리)	1.66	1.47	1.38	1.91	1.92	1.70	1.55
총 사육 동물수(마리)	6,551,206	4,615,198	4,397,275	477,510	628,689	1,158,932	5,556,207

<표 1> 동물 보호에 대한 국민의식 조사 [1]

국내 반려동물 산업 매출규모도 연 평균 10%이상 급성장 하는 추세이며, 2020년에는 통계청 추산 6조원 시장으로 커질 것으로 예상되고 있다.

하지만 바쁜 일상 때문에 반려동물과의 교감이 어려운 가구가 늘어나고 있으며, 혼자 남겨진 동물의 건강 악화 및 스트레스 증가에 대한 우려가 높아진다. 건강이 악화되면 행동, 체중, 체력, 식욕 등의 변화가 발생하지만, 사람이 인지할 수 있을 때까지는 매우 오래 걸릴 정도로 인지하기가 쉽지 않다. 이를 인지하였을 경우, 이미 많이 진행되어 치료가 어려울 수 있는 상황이 빈번하다. 더불어 혼자 남겨진 동물들의 분리불안 및 우울증과 같은 증상이 흔하게 나타나며, 이는 반려견의 행동에 직접적으로 나타나게 된다. 분리불안 행동은 주인의 접근이 제한된 후 약 5~30분 내에 주로 발생되며, 불안한 상태를 해소하고 싶어 하여 각종 불안한 행동양상을 보인다. 이러한 행동양상은 주인의 부재시 발생하기에 인식하기 어렵다. 이에 따라, 분리불안 및 우울증과 같은 증상을 인식하기 위해 반려견의 움직임에 대한 인식이 필요하게 되었다.

반려견 움직임의 변화를 감지하기 위해, 이미지 처리를 비롯한 여러 가지 방법이 사용될 수 있다. 그 중 반려견에게 착용이 가능한 ‘웨어러블’ 형태의 디바이스를 사용한다면, 동작 인식에 보다 쉽고 빠르게 적용할 수 있다.

제2절 연구 목표

본 논문에서는 정확한 반려동물 행동 인지를 위해 목 전면에 부착 가능한 웨어러블 디바이스와 이 디바이스로부터 연산된 값을 받아 사용자에게 효과적으로 보여줄 수 있는 모바일 어플리케이션을 개발하여 실험을 진행한다.

반려동물의 목 전면에 부착하는 센서의 경우 반려동물의 동작에 따른 목 위치 및 각도의 변화를 감지하고, 분류된 데이터와 비교하여 1차 처리된 결과를 모바일 시스템으로 보낼 수 있는 것으로 센서 하드웨어와 내장된 처리 알고리즘이 주를 이룬다.

센서로부터 연산된 값을 받아 사용자에게 보여주는 모바일 어플리케이션의 경우 센서로부터 처리된 결과를 무선 통신을 사용해 수신하여 재처리 및 분류 한 후, 사용자가 받아들이기 편한 이미지로 변환한다. 이를 사용자의 모바일 단말기를 통해 실시간으로 보여주는 것이다.

본 연구에서는 실제 동작과 동일한 동작을 인지하여 사용자에게 실시간으로 보여줄 수 있는 알고리즘 및 시스템을 개발하고, 개발하는 과정 중 인식 정확도를 높이기 위해 모바일 디바이스에서 재 분류하는 알고리즘을 적용한다. 동작을 인식하는 알고리즘을 개발하기 위해 반려동물 중 사육 비중이 높은 반려견을 사용하여 실제 데이터를 수집하고 이를 분류한다. 분류된 데이터의 검증을 위해 수 차례 반려동물과의 실험을 재 실시하여 행동 인식 기법을 개발한다.

제3절 공헌

1. 경량의 반려견 웨어러블 디바이스 제작

본 연구에서는 별도의 장치 없이 반려견의 목줄에 부착하여 사용할 수 있도록 부담없는 크기의 센서를 제작하였다. 기존의 센서들은 각각의 센서가 하나의 데이터만을 감지할 수 있었지만, 한 개의 센서만을 사용하여 반려견의 행동을 인식할 수 있도록 Accelerometer와 Gyroscope가 합쳐진 IMU(Inertial Measurement Unit)를 사용하였다. 한 개의 센서를 사용함으로써 센서의 크기가 작아져 사용성을 높여주었다.

2. 기계학습을 적용한 행동 분류 실험

반려견 웨어러블 디바이스로부터 입력받은 데이터를 머신러닝 알고리즘의 하나인 Decision Tree를 사용하여 주요 행동으로 분류하였다. 분류된 행동의 인식률을 높이기 위해, 실험군에게 장착하여 여러 차례 실험을 진행하였다. 정의한 여섯 가지 행동에 대해 90% 이상의 인식률을 보였고, 실험을 통해 웨어러블 디바이스를 사용하여 반려견의 행동을 인식할 수 있다.

제2장 관련 연구

반려동물과 소통하고자 하는 연구가 등장하고 있으며, 현재 국내외 기업 또한 반려동물용 웨어러블 디바이스를 연이어 출시하고 있다. 대표적인 예로 3축 가속도 센서를 내장하여 움직임을 모니터링 할 수 있는 Fitbark사의 Fitbark[2] 를 살펴보면, <그림 1>과 같이 반려동물의 단순한 움직임만을 인지할 수 있는 수단으로의 제품이므로 정확한 행동 인식 및 판단이 어렵다. 동일한 센서를 내장하여 움직인 양을 측정할 수 있고 건강 관리 서비스를 제공하는 i4C Innovations Inc.의 Voyce[3] 등이 있으며, 국내에는 대표적으로 GPS와 WCDMA 무선 통신망을 사용하여 실시간 위치추적기능과 운동량 측정 기능을 제공하는 SK텔레콤의 Tpet[4]이 있다. 이러한 웨어러블 디바이스는 반려동물의 행동량, 움직임 추적 등 각기 다른 기능을 내재하고 있으며 서로 다른 형태로 착용하게 된다.

	Fitbark	Voyce	Tpet
센서	Accelerometer	Accelerometer RF Sensor	GPS
통신방식	Bluetooth	Wi-Fi	WCDMA
전원	Li-Polymer	Li-Polymer	
제조사 (서비스사)	Fitbark	i4C Innovations Inc.	셀리지온(SK텔레콤)
제조국	미국	미국	한국

<표 2> 출시된 반려견 웨어러블 디바이스 비교



< 그림 1> Fitbark [2]

기존에 개발된 제품 중 대표적인 Fitbark[2]를 살펴보면, 반려동물에게 착용이 불편하거나 <그림 1>과 같이 반려동물의 단순한 움직임만을 인지할 수 있는 수단으로의 제품이므로 정확한 행동 인식 및 판단이 어렵다. 따라서 정확한 행동 인지 및 판단이 가능한 시스템의 개발이 필요하다.



<그림 2> i4C Innovations Inc.의 Veyce [3]

기존의 진행된 행동 인식 센서 연구를 살펴보면, North Carolina University의 연구[5]에서는 4세트의 가속도 및 자이로스코프 센서를 하네스 형태로 반려견의 전신에 착용시켰다. 좌측 그림의 1, 2, 3, 4와 같이

목 전 후, 배 아래, 꼬리 바로 윗 부분에 각 센서를 장착시켜 연구하였다. 보다 다양한 자세를 인식 할 수 있다는 장점이 있지만, 이 경우 반려견의 크기가 바뀌거나 또 다른 반려견에게 실험할 때에는 크기를 조절하여야 하는 불편함이 있으며, 전신에 착용하게 되므로 반려견의 움직임에도 제한을 줄 수 있다.



<그림 3> 센서의 위치(좌) 및 동적인 행동에 사용한 플랫폼(우)

New Castle University의 연구[6]에서는 가속도 센서만 사용하여 입력받은 데이터를 KNN Classifier를 사용하여 분류하였다. 먹거나 걸거나, 뛰거나 마시는 것이 68% 이상의 정확도를 보인다.

가속도 센서만으로 감지할 수 없는 행동까지 분류하여 정확하지 않은 행동이 예측되는 것이 많다.



<그림 4> 목걸이 기반의 행동 인식 센서 플랫폼

[7]은 어떤 연구에선 가속도센서 혹은 Gyroscope를 사용하여 자세 데이터를 구하는데, 이 방법은 가속도센서가 동물이 서 있는지, 걷고 있는지, 달리고 있는지 정확히 파악하지 못하는 등의 제약이 있다고 주장한다. [7]은 반려견의 등과 꼬리 사이 및 목 아래에 착용하는 두 개의 가속도센서를 사용하여 현재 자세를 인지하고 잠재적으로 취할 자세를 계산해 모델링하는 시스템을 제안한다.

사람의 움직임 분석에 있어 IMU 장치는 일반적으로 움직임을 정확히 평가하기 위해 상용될 수 있으며, [8]은 사람의 움직임 신호를 실시간으로 받아들이고 분석할 수 있는 새로운 센서 시스템을 제안하였으며 실시간으로 다른 입력의 결과를 반영할 수 있는 3축 가속도센서와 자이로스코프, 자력계를 사용한다. 이 연구는 보행 분석 및 쓰러짐 검출 시스템을 사용하여 파킨슨 병 증상의 실시간 검출 및 분석에 사용되는 시스템을 제시하였다.

[9]는 실험동물의 운동 근육 기능 장애를 모니터링하기 위해, 두 개의 움직임 감지 무선 센서를 제안하였다. 첫 번째 센서는 배터리를 사용해 동작하며, SD카드에 데이터를 저장한다. 두 번째 센서는 전자기장을 통해 수동으로 작동한다. 센서는 모두 3축 가속도센서, 3축 자이로스코프와 3축 자력계 데이터를 사용하였으며, 동물의 행동 패턴을 감지하는 모션 캡처 센서 실험이 성공적으로 실험되었음을 확인하였다.

제3장 웨어러블 디바이스 설계 및 구현

제1절 요약

본 연구에서는 반려동물 행동인지 및 분석을 위한 웨어러블 시스템을 제안하였다. 반려동물의 목에 착용하는 형태의 웨어러블 기기로, 사용자는 실시간으로 반려동물의 행동을 모바일 디바이스를 사용하여 확인할 수 있다.

제2절 시스템 설계



<그림 5> IMU기반 웨어러블 디바이스 설계

반려동물 행동인지 및 분석을 위한 웨어러블 시스템은, 행동인지 및 분석을 위한 기초 데이터를 얻기 위한 시스템이다. 반려동물의 생활 및 행동에 방해가 되지 않아야 하며 보다 편리하게 수신된 데이터를 가공할 수 있도록 제작되어야 한다. 그러나 기존에 개발된 반려동물 웨어러블 센서는 반려동물의 전신에 착용하여 불편하거나 단순히 움직임의 여부만을 감지할 수 있다. 전신에 착용하는 형태의 센서는 보다 정확한 행동 인식을 위해 각 부위별로 센서를 부착하였으나, 이는 반려동물의 움직임에 제한을 둘 수 있고 반려동물의 종류에 따라 각기 다른 크기의 센서를 제작하여야 하는 문제점을 가진다. 보다 편리하게 착용시켜 행동을 인지하기 위한 방법이 필요하다.



<그림 6> 웨어러블 센서를 착용한 반려견

본 연구에서는 기존의 웨어러블 센서들이 가지는 한계를 개선하기 위해 인식과 분류, 저장과 통신 기능을 갖춘 목줄 부착형 센서를 개발하였다. 더불어 센서를 반려견의 목줄에 부착하여 기존 데이터를 수집하였고, 수신된 데이터를 분류하여 정해진 행동을 감지할 수 있는 알고리즘을 개발하였다. 제안된 웨어러블 시스템을 사용하여 사용자는 기존의 시스템보다 편리하게 착용시켜 행동을 인지할 수 있다.

본 연구에서 개발된 반려동물 행동인지 및 분석을 위한 웨어러블 시스템은, 행동인지 및 분석을 위해 프로세서를 내장한 메인 보드와 Accelerometer, Gyroscope 값을 각 축에 따라 감지 가능한 센서를 사용하여 움직임에 따른 절대, 상대 값을 입력 받을 수 있도록 하였다. 센서를 사용하여 감지된 데이터는 메인 보드의 MCU(Micro Controller Unit)에서 분류된 데이터와 비교하여 상대 값으로 분류되며, 저전력 블루투스 통신을 사용하여 사용자의 모바일 디바이스로 전송된다. 편리하게 착용이 가능하도록 제작하기 위해 3D 프린터로 케이스를 출력하였고, 센

서 탈부착 및 내부에서의 오차를 줄이기 위해 슬라이딩 방식으로 삽입이 가능하도록 디자인하였다. 기존 데이터의 분류를 위해 1만여 개의 데이터를 미리 수신하여 각 자세별 데이터로 나누어 사용하였고, Decision Tree를 사용하여 분류한다.

Decision Tree를 사용하여 데이터를 분류하기 위해 통계 언어인 R[10]과 프로그램인 RStudio[11]를 사용하고, tree 라이브러리를 사용한다.

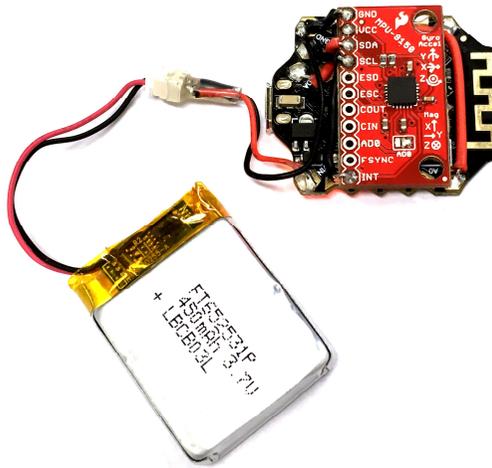
데이터의 빠른 처리를 위해 Decision Tree를 통해 분류된 데이터를 기반으로 MCU에서 행동 분류가 가능하도록 한다. 분류된 행동 데이터는 저전력 블루투스 통신을 통해 모바일 디바이스로 전송되며, 사용자는 모바일 디바이스를 통해 반려동물의 상태를 확인할 수 있다.

제3절 시스템 구현

본 연구에서는 IMU를 이용한 데이터 수집, MCU를 통한 센서 데이터 분류, BLE를 사용한 통신 시스템과 R을 사용한 분류 방법을 사용하며, 모바일 디바이스를 사용하여 출력한다.

1. 하드웨어 구현

본 연구에서 제안하는 반려동물 행동인지 및 분석을 위한 웨어러블 시스템 하드웨어 <그림 7>을 구현하였다.



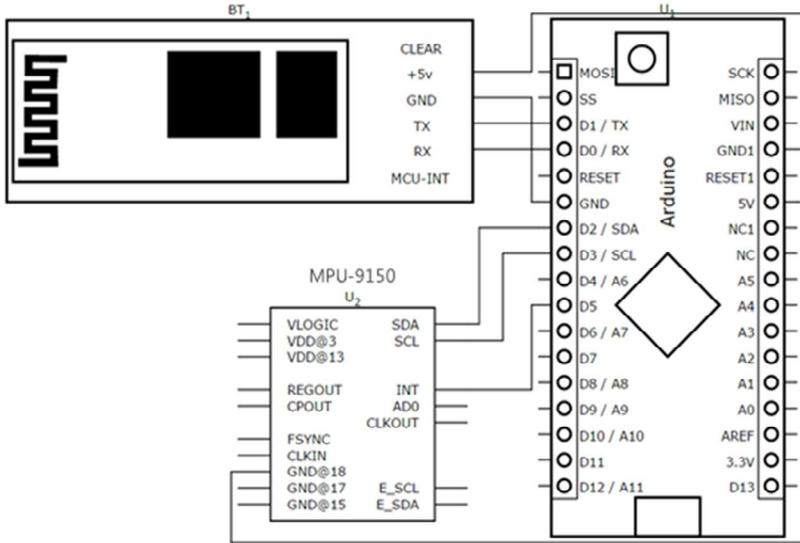
<그림 7> 반려동물 행동인지 센서

아두이노 기반의 반려견 웨어러블 센서의 구성도는 <그림 7>과 같다. 데이터 수집 센서로 INVENSENSE의 MPU-9150[12] IMU(Inertial Measurement Unit)를 사용하였다. IMU란 관성측정장치로, 속도, 방향, 중력을 정확히 측정할 수 있는 장치이다.

가속도 측정 센서(Accelerometer), 자이로스코프(Gyroscope), 자력계(Magnetometer)를 포함하고 있는 센서로, 본 연구에서는 가속도 측정 센서와 자이로스코프를 사용하였다. 센서의 출력은 정수형이며, 용이한

데이터 처리를 위하여 -327~328 사이로 출력되도록 설정하였다.

가속도 측정 센서란, 지구 중심으로 향하는 중력을 이용하여 힘의 방향을 감지할 수 있는 센서로, 이동하는 물체의 가속도나 충격의 세기를 측정할 수 있다.



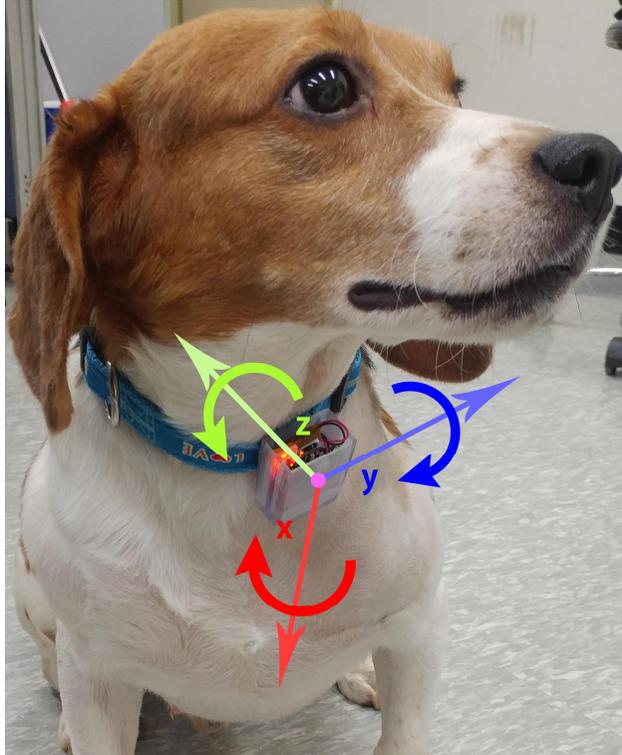
<그림 8> 반려동물 행동인지 센서의 구성

자이로스코프란 물체의 각속도를 측정하는 센서로, 각 축으로의 각도 변화를 감지할 수 있는 센서이며, 항상 중력가속도를 받고 있는 가속도 센서와는 달리 상대적인 변화량을 알 수 있는 센서이다.

가속도 측정 센서 및 자이로스코프로부터 입력받는 데이터의 각 축에 따른 방향은 <그림 9>과 같다.

센서로부터 입력받은 데이터의 처리를 위한 장치로 Atmel의 ATmega328 프로세서를 사용한 아두이노(Arduino) 기반의 DFROBOT Bluno Beetle [13] 을 사용한다. 처리된 데이터의 전송을 위해 Bluno Beetle에 내장된 Texas Instrument의 CC2540 Bluetooth Low Energy Chip을 사용하였으며, 전력 공급을 위해 충전이 가능한 3.7V 450mAh의

Lithium Polymer 배터리를 사용한다.



<그림 9> Accelerometer 및 Gyroscope 의 방향 정의

목줄에 장착할 수 있는 형태의 센서 제작을 위하여 상단에 두 개의 연결구를 제작하였고, 센서와 배터리를 각기 별개로 삽입할 수 있도록 고안하였다. 센서 내부에서 흔들려 발생하는 오 데이터의 입력을 방지하기 위해 케이스 내부에서 고정되도록 디자인하였다. 고안된 센서 케이스는 Micro-SLA 방식의 3D프린터를 사용하여 출력하였다.

2. 소프트웨어 구현

본 연구의 소프트웨어 구성으로는 센서로부터 데이터를 입력받아 이를 분류하여 모바일 디바이스로 전송하는 아두이노 프로그램과, 입력받은 데이터로부터의 행동 분류를 위해 Decision Tree 알고리즘을 사용하며 알고리즘 구현을 위해 R과 RStudio를 사용하였고, Weka 라이브러리를 사용하였다. 분류된 행동을 사용자의 모바일 디바이스로 전송받아 사용자에게 실시간으로 보여주고 이를 저장할 수 있는 어플리케이션을 개발하였다.

Decision Tree[10]란, 입력 변수를 바탕으로 목표 변수의 값을 예측하는 모델을 생성하는 것을 목표로 한다. 기존 데이터를 통해 학습하여 이 학습된 변수를 바탕으로 목표 변수의 값을 예측하는 모델을 생성하는 것을 목표로 하는 방법이다. 결과를 해석하고 이해하기 쉬우며, 자료를 정규화하거나 변수를 제거하는 등 자료를 가공할 필요가 거의 없다. 데이터셋의 규모에 크게 영향을 받지 않고 원활히 분석 가능하며, 안정적인기에 일부 변수가 손상되어도 잘 동작한다.

R이란 통계 계산과 그래픽을 위한 프로그래밍 언어이다. 통계와 자료 분석에 널리 사용된다. 벨 연구소가 개발한 S의 문법과 통계 처리 부분을 기반으로 제작되었다.

Weka란 데이터마이닝 및 기계학습을 위한 오픈 소스 소프트웨어로, 뉴질랜드의 University of Waikato의 Machine Learning Group이 제작하였다. 1999년부터 지금까지 계속 개발되고 있고, 알고리즘이 계속 추가되고 있다.

제4장 실험 및 결과

[14]에 따르면 이상 행동시 가장 민감하게 표현되는 부분이 소리 변화, 꼬리 및 몸통의 기울기 변화라고 하였으며, 이 데이터에 따라 동작이 변화함을 알 수 있다 하였다. 하여, 본 연구에서는 몸통의 기울기 및 움직임 측정을 위해 목 부분에 센서를 부착하였고 각 행동은 앉기, 위를 보고 눕기, 옆으로 눕기, 옆드리기, 걷기, 뛰기로 설정하였다.

제1절 행동 인지 실험 설계

1~3년령의 실험견의 목줄 하단에 센서를 부착하여 3 회의 실험을 진행한다. 각각 수집 회 같은 동작을 반복하며 센서 데이터를 수집하며, 영상 촬영을 통해 각 동작을 분류한다.

반려견 행동인지 장치 실험은 총 3회로 진행하며 각각의 실험은 다음과 같다. 첫 번째는 대조군 실험견으로부터 기준 데이터를 수집하는 단계이다. 실험을 위해 제작한 센서를 실험견의 목줄 하단에 부착한다. 목줄이 돌아가면 센서가 잠시 동안 같이 돌아가는 문제가 있으나 센서의 부피와 무게가 있어 다시 하단으로 돌아오게 된다. Accelerometer 및 Gyroscope로부터 출력된 센서 데이터는 블루투스를 통해 사용자의 모바일 디바이스로 전송된다. 전송된 데이터는 실시간으로 디바이스에 표시되며, 모바일 디바이스에 저장할 수 있다. 실험의 전 과정을 동영상으로 촬영하여 저장한 후, 모바일 디바이스에 저장된 데이터와 시간을 맞춰 각 행동 및 동작별로 분류하고, 분류된 데이터의 특징을 파악해 이를 두 번째 실험에 활용한다.

두 번째는 대조군 실험으로부터 수집된 데이터를 수식화하여 수신되는 데이터에 적용한다. 1차 실험과 마찬가지로 실험견에 착용시켜 실험을

진행하며 데이터를 실시간으로 연산, 분류하도록 한다. 첫 번째와 달리, 출력된 센서 데이터가 추가된 데이터가 사용자의 모바일 디바이스로 전송되며 이를 저장한다. 두 번째 실험으로부터 저장된 행동별 데이터를 Decision Tree 알고리즘을 사용하여 분류한다. Decision Tree 분류를 위해 R 언어와 RWeka 및 tree 패키지를 사용한다.

실험을 위한 대조군 실험건은 건국대학교 수의과대학의 비글로 진행하였으며, 대조군으로 사용될 데이터를 수집할 실험 대상건은 정해진 행동(앉아, 일어서 등)을 수행할 수 있는 훈련된 개체로 선별하였다.

세 번째는 Decision Tree에 의해 분류된 데이터로 실험군 반려견에 실험을 진행한다. 각 행동별 정확도를 측정하여 결과를 도출한다.

실험군 실험건은 일반 가정에서 키워진 진돗개로 진행하였고, 마찬가지로 정해진 행동을 수행할 수 있는 훈련된 개체로 선발하였다.

제2절 행동 인지 실험 결과

1. 1회차 실험 - 대조군 데이터 수집



<그림 10> 1회차 실험용 웨어러블 디바이스를 착용한 대조군 실험견

웨어러블 디바이스를 사용하여 3마리의 대조군으로 선정된 비글을 대상으로 행동 인지 연구 실험을 진행하였다. 1회차 실험 시 센서 데이터의 정의를 위해 영상 촬영과 함께 실험을 진행하였고, 촬영된 영상 데이터를 바탕으로 수신된 센서 데이터에 각 데이터별 행동을 기록하였다.

각각 50~500여 개의 데이터로 이루어진 60여 개의 데이터 셋을 수집하였고, 수집된 데이터를 바탕으로 기준 행동을 정의 및 분류하였다.

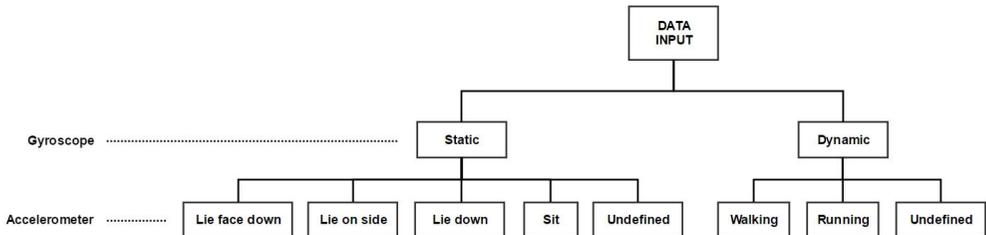
센서로부터 입력된 데이터는 상대적인 움직임을 감지할 수 있는 Gyroscope를 통해 Static과 Dynamic 상태로 분류되며, 분류된 데이터는 중력가속도를 이용해 절대적인 움직임을 감지하는 Accelerometer를 이용하여 각각의 행동으로 분류하였다.

1회차 실험 결과

1회차 실험에서 센서로부터 입력받은 각각의 값을 범주화 하여 분류하였다.

먼저 Static과 Dynamic은 Gyroscope 센서의 값으로 분류한다. 상대 값으로 입력받는 Gyroscope 데이터의 경우, 움직임이 있을 때와 없을 때의 구분이 명확하므로 분류하는 기준이 될 수 있다.

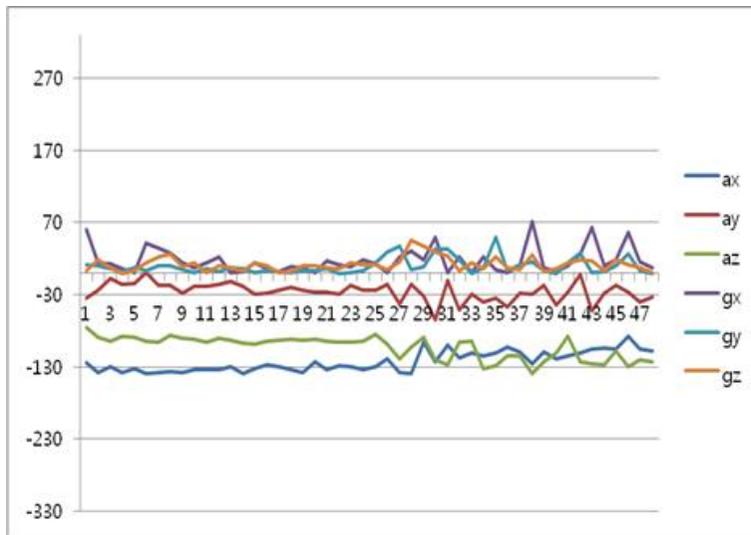
중력 가속도에 영향을 받지 않으므로, 상대적인 움직임을 측정 할 수 있는 Gyroscope 센서를 사용하여 분류된 각 데이터는 중력 가속도에 영향을 받아 방향을 측정할 수 있도록 Accelerometer를 사용하여 각 자세 및 행동별로 분류한다. Accelerometer에서 출력되는 값(각)은 중력 가속도의 영향을 받아 x, y, z축의 값이 절대적으로 출력되므로 각기 다른 행동으로 분류할 수 있다.



<그림 11> 반려견 행동 및 상대 분류

정적인 행동

다음 그래프는 1회차 실험으로부터 수신한 데이터셋 중 먼저 정적인 상태를 살펴본 것이다. 네 그래프에서 모두 g_x , g_y , g_z 로 표시되는 자이로스코프의 x , y , z 축 변량은 0에 가까운 형태를 보인다. 중력가속도에 의해 절대적인 값이 표시되는 a_x , a_y , a_z 의 가속도센서 데이터의 경우 각 자세별 특징이 있음을 볼 수 있다.



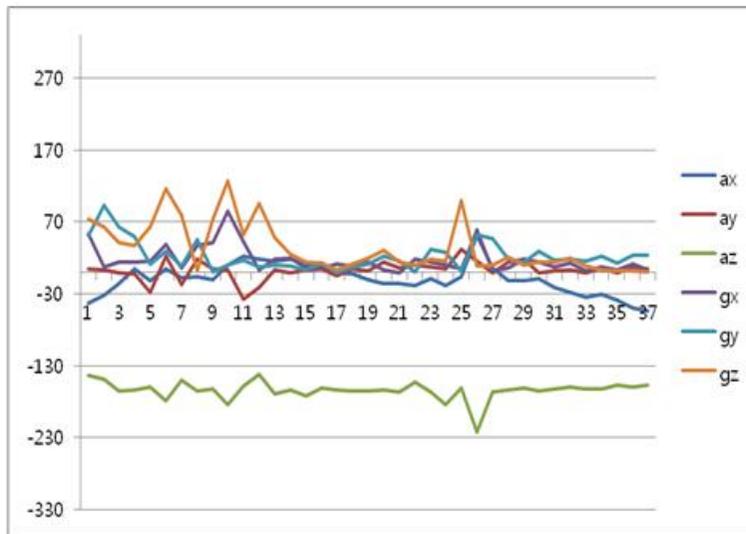
<그림 12> 1회차 실험 데이터 그래프, Sit

먼저 <그림 12>은 앉아 있을 때의 데이터를 그래프화 한 것이다.

안정적인 g_x , g_y , g_z 값과 목의 각도에 따른 a_x , a_z 값을 볼 수 있다.<그림 13>는 앉아 있는 실험건의 모습이다.

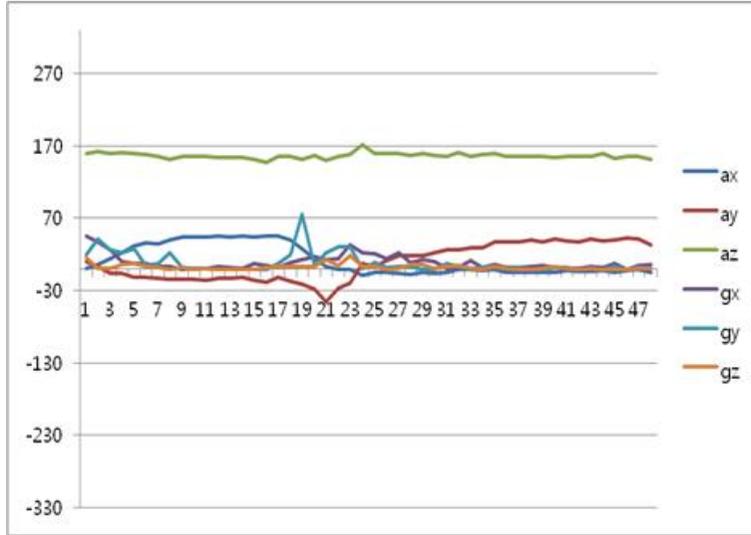


<그림 13> 앉아 있는 실험견의 모습



<그림 14> 1회차 실험 데이터 그래프, 납작 엎드린 상태

<그림 14>는 배를 깔고 누워있을 때의 데이터를 그래프화 한 것이다. 센서가 목 아래에 위치하여 있으므로, 가속도센서의 z축 값이 아랫쪽으로 중력을 받고 있는 것을 볼 수 있다.

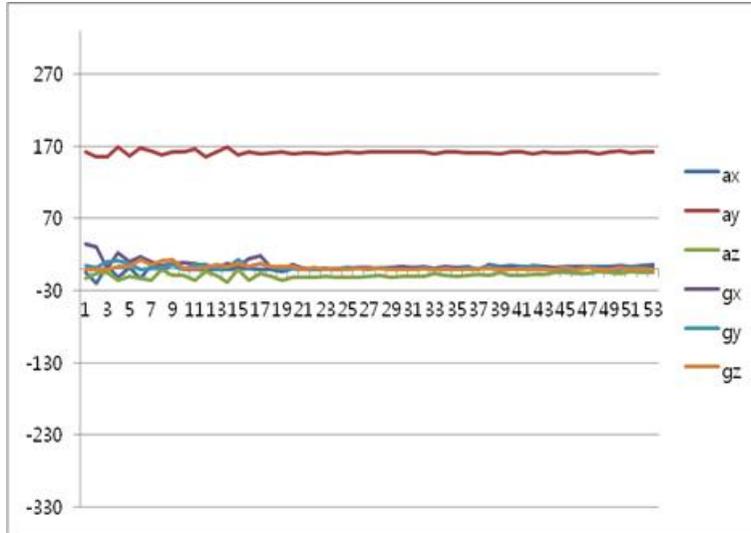


<그림 15> 1회차 실험 데이터 그래프, 하늘을 보고 누운 상태

<그림 15>는 배를 하늘로 향하고 있을 때의 데이터를 그래프화 한 것이다. 납작 엎드린 상태와 동일하게 가속도센서의 z축 값에 의해 변화를 감지할 수 있으며, 하늘을 보고 누워 있으므로 z축 값이 반대로 출력되는 것을 볼 수 있다. <그림 16>은 하늘을 보고 누운 상태인 실험견의 모습이다.



<그림 16> 하늘을 보고 누운 실험견의 모습



<그림 17> 1회차 실험 데이터 그래프, Lie on side

<그림 17>은 반려견이 옆으로 누워 있는 상태의 데이터를 그래프화한 것이다. 사족 보행의 동물이 누울 때, 네 다리를 옆으로 쭉 편 채로 눕곤 한다. 다른 누워 있는 데이터와는 다르게 센서의 y축 값을 통해 감지가 가능하며, 반대 쪽으로 누울 때에는 ay축 데이터가 대칭으로 출력된다. <그림 18>은 옆으로 누운 상태인 실험견의 모습이다.



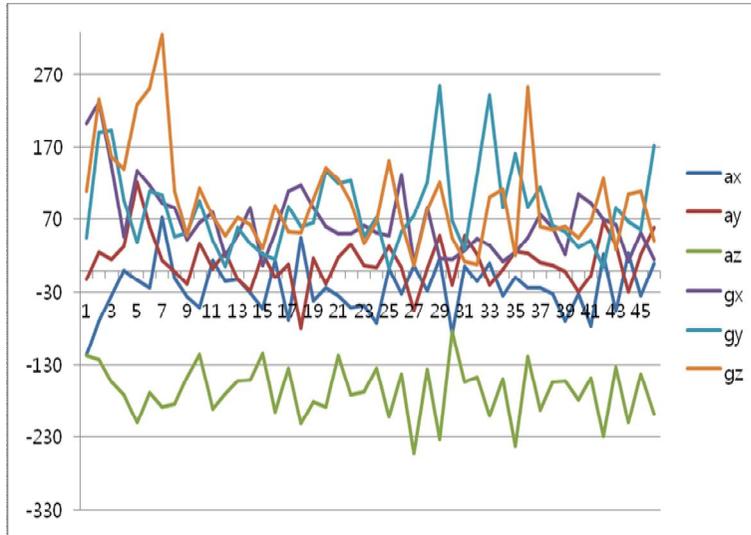
<그림 18> 옆으로 누워 있는 실험견의 모습

동적인 행동

다음 그래프는 Dynamic한 상태를 살펴본 것이다.

Dynamic한 상태에서 걷기와 뛰기를 분류할 수 있는 방법은 다음과 같다. 가속도 센서 데이터의 경우, y축에서의 변량이 가장 크게 나타났는데 이는 반려견이 걷고 뛸 때 센서가 위치한 목이 y축 방향으로 가장 크게 움직이고 있음을 보여준다. 하여, y축의 가속도 센서 데이터(a_y)를 사용하여 변량의 크기에 따라 걷기와 뛰기를 분류할 수 있다.

<그림 19>와 <그림 21>은 각각 걷기와 뛰는 행동의 그래프이며, Static한 상태와는 달리 자이로스코프의 변량이 일정량 이상 항상 존재함을 볼 수 있다.



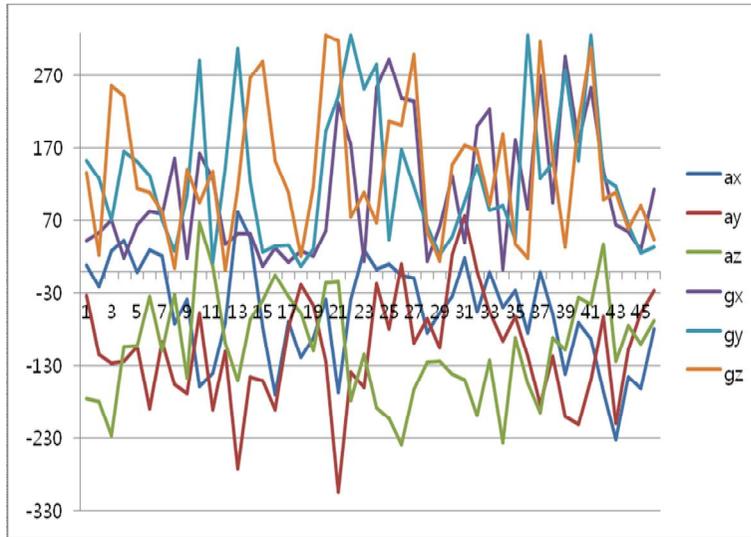
<그림 19> 1회차 실험 데이터 그래프, Walking

<그림 19>은 반려견의 걷는 행동을 그래프로 나타낸 것이다.

변량의 폭이 좁고, 각 데이터의 변화가 범위가 일정하다. 반려견이 움직이는 도중에 목 부분에도 움직임이 발생하게 되는데, 걷고 있을 때에는 이 변화가 일정하므로 데이터의 변화 또한 일정하게 출력되는 것을 볼 수 있다. <그림 20>은 걷고 있는 실험견의 모습이다.



<그림 20> 걷고 있는 실험견의 모습



<그림 21> 1회차 실험 데이터 그래프, Running

<그림 21>은 반려건의 뛰는 행동을 그래프로 나타낸 것이다.

걷기와는 달리, 변량의 폭이 매우 크고, 각 데이터 변화의 범위가 일정 량 이상을 나타낸다. 걷고 있을 때와는 달리 변화가 일정하지 않고, 중간중간 걷기와 중복되는 데이터도 출력된다.

2. 2회차 실험

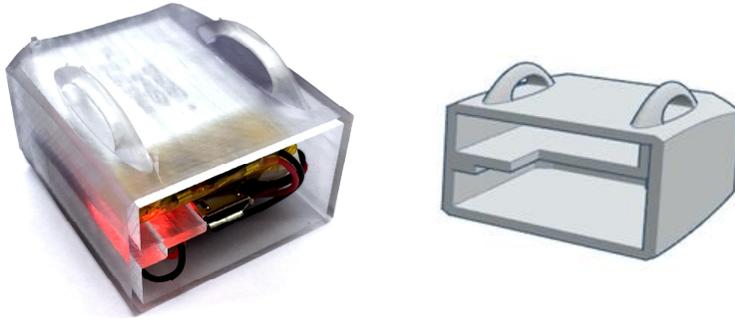


<그림 22> 2차 실험용 디바이스를 착용한 대조군 실험견

2회차 실험에서는 기존 센서의 케이스와 배터리 성능을 개선하였다. 지난 1회차 실험에서 사용한 센서의 케이스는 덮개에 목줄을 연결시키는 형태로 제작되어 있어 목줄에서 분리되어 떨어질 가능성이 있고, 또한 케이스 내부에서 센서가 흔들려 데이터의 정확도가 떨어질 수 있어 케이스를 다시 디자인하였다.

센서가 흔들리지 않도록 고정 가능하게 양 쪽과 아래에 홈을 내었고, 마찬가지로 배터리의 흔들림에 센서가 흔들리지 않도록 배터리와 센서 사이에 격벽을 만들었다. 더불어 센서가 분리될 가능성이 없도록 상단에서 삽입하는 형태로 디자인하여, 목줄과 연결되는 부위가 일체가 되도록 하였다.

더불어 배터리의 길이가 길어 크기를 줄일 수 없었고, 용량이 작다는 단점이 있어 배터리를 조금 더 작지만 두꺼운 것으로 변경하였다.



<그림 23> 최종 실험용 디바이스(좌) 및 렌더링(우)

본 실험은 1회차와 동일한 대조군인 실험견으로 진행하였다.

1회차와 마찬가지로 실험견의 행동 혹은 동작을 촬영하였고, 데이터셋으로 분류하지 않은 총 1만여개의 데이터를 수집하였다.

2회차 실험에서의 데이터는 각각 가속도, 자이로스코프 센서에서 x , y , z 축 값으로 출력되었으며 출력된 데이터 끝부분에 1회차 실험으로부터 정의된 분류로부터 연산된 행동 데이터가 출력된다.

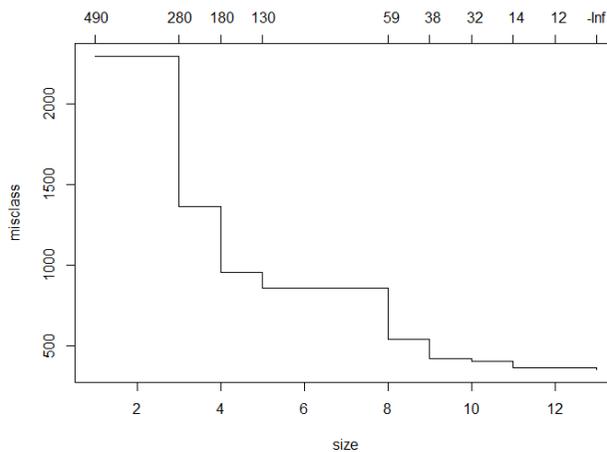
실험을 통해 수집된 데이터를 비교하기 위하여, 영상과 각 데이터를 비교하여 정의되지 않은 행동 데이터(먹기, 털기 등)를 제외한 약 4,000개의 데이터를 Decision Tree 알고리즘을 사용하여 학습시킨 후 분류하였다.

Decision Tree 구현을 위해 자바 기반의 오픈 소스 프로그램인 Weka와 통계 계산 프로그램인 R을 사용하였다.

Decision Tree를 사용하는 경우, Over-fitting의 문제가 발생할 수 있다. Over-fitting이란, 각각의 데이터가 갖고 있는 특수성이 모델 전체

에 반영될 수 있는 것으로 이 문제를 해결하기 위해 가지치기(Pruning) 과정을 거치게 된다.

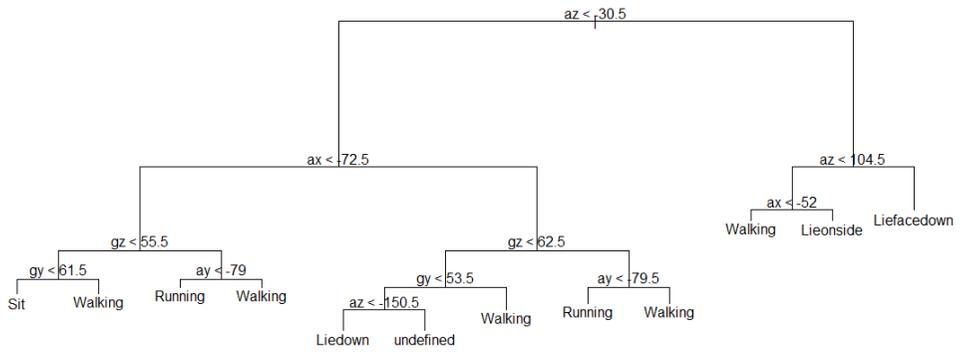
본 연구에서는 K-fold Cross Validation 방법을 사용하였다. 데이터를 K 개로 나눈 후, K-1개의 집단으로 학습 후 나머지 집단으로 테스트를 한다. 이 과정을 K번 반복하여 그림과 같은 결과를 얻었다. Misclassified 된 데이터가 가장 적은 11 fold Cross Validation을 사용하였고, 이를 바탕으로 Pruning을 진행하였다.



<그림 24> K-fold Crss Validation을 위한 misclass 그래프

2회차 실험 데이터를 사용하여 생성된 Decision Tree를 생성하였다. 생성된 Tree는 <그림 25>과 같다.

1회차 실험을 통해 분류한 기준에 의해 수집한 2회차 실험의 대조군 데이터를 예측된 Decision Tree를 대조군의 데이터에 적용한 것과 비교하였을 때의 정확도는 90.76%로, 1차 실험에서 분류한 기준과의 높은 일치도를 보여준다.



<그림 25> Pruning을 진행한 대조군의 Decision Tree

Decision Tree로부터 분류된 기준을 센서에 적용하여 3차 실험을 진행한다.

3. 3회차 실험

앞서 분류된 행동 인지 알고리즘을 센서에 적용하여 대조군인 실험견과 다른 견종의 실험군에 실험을 진행하였다.

본 실험에서 사용된 실험군 반려견은 1년령의 진돗개 두 마리로, 가정에서 기르고 있는 활발한 실험군이다. 인위적으로 움직이도록 명령할 필요 없이 활발히 걷고 뛰는 행동 인식 실험을 진행할 수 있으며, 앉아 등의 명령 수행이 가능하다.

반려견의 자세 중, 배를 깔고 엎드리는 것, 옆으로 눕는 것, 뒤로 눕는 것은 견종에 관계없이 동일한 데이터 출력 양상을 보인다. 걷는 것, 뛰는 것, 그리고 곧게 앉아 있는 자세를 위주로 실험을 진행하였다.



<그림 26> 3차 실험중인 반려견

반려견의 일상과 동일한 상태에서의 실험을 위해 가정 내에서 진행하였고, 앉는 것 외의 움직임은 명령을 내리지 않고 자연적인 상태에서 측정, 촬영하였다.

3.1 3회차 실험 결과

출력 값의 분석 및 계산을 위해 행동을 영어로 정의하였다. 각 행동은 다음 표와 같이 정의한다.

행동	Lie down	Liefacedown	Lieonside	Sit	Walking	Running
설명	다리를 앞, 뒤로 뺀고 누워있는 자세	Lie down에서 전장을 향해 돌아누운 자세	옆으로 누운 자세	앞 발을 바닥에 붙이고 앉아있는 자세	일반적인 걸음	다리가 모두 바닥에서 떨어져 있을 정도로 빠르게 뛰는 행동

<표 3> 반려견 행동 및 상태 설명

3회차 실험에서 실시한 실험의 정확도를 혼동행렬을 사용하여 분석한 결과는 다음과 같은 형태로 출력된다..

```

Statistics by Class:
Class: Liedown Class: Liefacedown Class: Lieonside Class: Running Class: Sit Class: undefined Class: walking
Sensitivity      1.000000      0.714286      0.85965      0.24000      0.96000      0.07317      0.7551
Specificity      0.994700      0.973310      0.91602      0.93317      0.98529      0.99795      0.4969
Pos Pred Value   0.500000      0.250000      0.53261      0.56250      0.75000      0.85714      0.5316
Neg Pred Value   1.000000      0.996357      0.98323      0.77426      0.99814      0.86477      0.7285
Prevalence       0.005272      0.012302      0.10018      0.26362      0.04394      0.14411      0.4306
Detection Rate   0.005272      0.008787      0.08612      0.06327      0.04218      0.01054      0.3251
Detection Prevalence 0.010545      0.035149      0.16169      0.11248      0.05624      0.01230      0.6116
Balanced Accuracy 0.997350      0.843798      0.88783      0.58659      0.97265      0.53556      0.6260
    
```

<표 4> 혼동행렬을 사용한 반려견 행동 및 상태 분석

위 혼동행렬에서 Sensitivity는 입력받은 'O'의 결과와 Decision Tree로부터 예측된 결과를 동일하게 예측한 경우를 나타내며, Specificity는 입력받은 'X'의 결과를 동일하게 예측한 경우를 나타낸다.

위 데이터셋의 경우, 뛰기의 인식률이 매우 낮은 값으로 보여진다. 걷기와 뛰기의 행동 양상이 비슷하여 뛰는 행동이 연속적으로 출력되지 못하고, 뛰는 도중 걷는 데이터가 함께 입력되어 이와 같은 정확도의 문

제가 발생한다. 이는 ‘뛰기’ 데이터 발생 시 동일 데이터 사이의 ‘걷기’ 값을 ‘뛰기’가 아닌 ‘걷기’로 분류하여 발생한 문제로, 연속적인 값의 변화를 처리하는 방법을 추가하여 ‘뛰기’의 정확도를 높일 수 있다. 연속적인 값의 변화를 처리할 방법으로, 입력받은 ‘걷기’의 데이터 사이에 ‘뛰기’의 데이터가 25%이상 입력된다면, 이를 모바일 어플리케이션에서는 ‘뛰기’로 인식하도록 한다.

3회차 실험에서의 전체 데이터 인식률은 다음과 같다.

행동	Lie down	Liefacedown	Lieonside	Sit	Walking	Running
인식률 (%)	90.13	76	76.06	94.84	71.63	83.88

<표 5> 3회차 실험에서의 인식률

제5장 결론 및 향후 연구

제1절 결론

반려견의 행동 인지 및 분석은 단순한 행동 인식 뿐만 아니라 반려동물의 이상증상 감지 및 판별에 중요한 도움을 줄 수 있으며, 반려동물과의 소통에 사용될 수 있어 활발한 연구가 기대되고 있다. 본 연구는 이러한 연구의 기초 단계로 반려견의 목 부분에 착용하여 보다 편하고 정확하게 행동을 인식할 수 있는 센서를 개발하고 이를 실제 반려견에 착용시켜 실험을 진행하였다.

본 연구결과는 크게 세 가지로 정리할 수 있다.

첫째는 하나의 IMU만을 사용하여 반려견에게 착용 가능한 웨어러블을 디바이스를 제작하였다. 웨어러블 디바이스를 반려견에게 착용시켜 수신된 반려견의 행동 데이터를 분석, 분류하였고 이 데이터를 토대로 행동을 정확히 예측할 수 있도록 수 차례 실험을 진행하였으며, 기계학습 알고리즘의 하나인 Decision Tree를 적용하여 간단하게 분류할 수 있도록 제작했다는 장점이 있다.

둘째는 다른 감지 방법들과는 다르게 기존에 사용하던 목줄에 부착하기만 하면 센서 데이터 수신이 가능하므로 반려견이 받아들이는 거부감 없이 사용 가능하다는 장점을 지닌다. 반려견의 경우 목줄 착용에 반감을 가지는 반려견이 존재하며 자신이 사용하던 것이 아닌 새로운 것의 경우 거부감을 가질 수 있다. 본 연구는 단순하게 목줄에 부착함으로써 센서의 기능을 사용할 수 있다.

셋째는 제작한 웨어러블 디바이스로 행동 인지 실험을 진행하였다. 분리불안 증세의 감지를 위한 첫 번째 단계로 반려견의 기본적인 행동을

인지하기 위한 실험을 진행하고, 이를 분류하여 최종적으로 반려견의 행동을 인지할 수 있었다. 각 단계별로 실험을 진행하며 수집된 데이터를 사용하여 각 자세와 행동을 보다 정확하게 인지하였다.

제2절 향후 연구

첫 번째 향후 연구 과제로는 입력 데이터를 추가하는 것이다. 반려견의 이상증세를 확인하기 위한 가장 대표적인 방법으로 행동 및 운동량 변화와 함께 먹는 양의 변화를 꼽을 수 있다. 반려견의 밥 그릇, 물통의 무게 변화를 감지하고 이를 행동 및 행동량 변화와 결합하여 반려견 건강 이상을 감지할 수 있을 것으로 기대한다. 센서 기술이 발달하여 그램(g) 단위에 가까운 사료 소비량을 정확히 감지할 수 있으므로 다음 연구에서는 사료 소비량과 행동 데이터를 결합하여 이상 행동을 감지할 수 있는 시스템을 제작할 계획이다.

향후 연구로는 인간과 반려견 사이의 의사소통 방법을 고안하는 것이다. 반려견의 주인이 자리를 비우게 되더라도 외부에서 때때로 반려견과의 소통이 가능한 의사소통 방법을 제안할 예정이다.

참 고 문 헌

- [1] 농림수산검역검사본부, "동물보호에 대한 국민의식 조사결과", 농림축산검역본부, 2012
- [2] Fitbark, "Fitbark", <http://www.fitbark.com> (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [3] i4C Innovations Inc., "Voyce", <http://www.voyce.com> (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [4] SK텔레콤(주), "T pet", http://www.tworld.co.kr/tglink.jsp?urlname=get_4807 (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [5] Brugarolas, R., Loftin, R. T., Yang, P., Roberts, D. L., Sherman, B., & Bozkurt, A., "Behavior recognition based on machine learning algorithms for a wireless canine machine interface", 『In Body Sensor Networks (BSN), 2013 IEEE International Conference on 』, 2013
- [6] Ladha, C., Hammerla, N., Hughes, E., Olivier, P., & Plötz, T. , "Dog's life: wearable activity recognition for dogs", 『In Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing』, 2013
- [7] M. Winters, R. Brugarolas, J. Majikes, S. Mealin, S. Yuschak, B. Sherman, A. Bozkurt and D. Roberts, "Knowledge Engineering for Unsupervised Canine Posture Detection from IMU Data", 『in 2nd International Conference on Animal Computer Interaction』, 2015.
- [8] D. Rodríguez-Martín, C. Pérez-López, A. Samà, J. Cabestany

- and A. Català, "A Wearable Inertial Measurement Unit for Long-Term Monitoring in the Dependency Care Area", 『Sensors』 , 13(10), 2013.
- [9] F. Höflinger, R. Zhang, T. Volk, E. Garea-Rodríguez, A. Yousaf, C. Schlumbohm, K. Krieglstein and L. Michael Reindl, "Motion capture sensor to monitor movement patterns in animal models of disease", 『in Circuits & Systems (LASCAS), 2015 IEEE 6th Latin American Symposium on, Montevideo』 , 2015
- [10] R Foundation, "R version 3.3.0", <http://www.r-project.org> (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [11] RStudio, "R Studio", <http://www.rstudio.com/> (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [12] Invensense, "MPU-9150", <http://www.invensense.com/products/motion-tracking/9-axis/mpu-9150/> (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [13] DFROBOT, "Bluno Beetle", http://www.dfrobot.com/wiki/index.php?title=Bluno_Beetle_SKU:DFR0339 (접속일자 : 2016. 05. 23)
- [14] Stanley Coren, 『How to Speak Dog: Mastering the Art of Dog-Human Communication』 , Free press, 2001

웨어러블 시스템을 사용한 반려견의 행동 인지 실험

지난 수년간 전 세계적으로 반려동물을 키우는 가구 수는 꾸준히 증가하고 있고, 반려동물 산업의 매출 규모도 연 평균 10%이상 급성장 하는 추세를 보인다.

하지만 반려동물 주인들의 바쁜 일상 때문에 동물과의 교감이 힘든 실정이다. 반려동물 양육 시 갖는 고민은 동물을 혼자 두고 외출이 힘들다는 점이다. 외출 시 혼자 남게 될 동물들의 건강 및 식사 문제, 운동량 변화 및 스트레스 증가에 대한 우려가 높다. 실제로 혼자 남겨진 동물들은 사람과의 부족한 교류로 인해 분리불안, 우울증과 같은 증상들이 흔하게 나타나고 있다. 이러한 문제들을 극복하기 위해 반려동물 산업은 건강관리, 위치추적, 원격 케어 중심으로 발달하고 있다. 동물산업과 ICT를 접목시킨 새로운 서비스들이 각광받고 있고, 사람들은 이러한 서비스들을 통해 반려동물들과 소통하고 싶어한다.

본 연구에서는 반려동물의 건강관리와 교감을 위한 첫 단계로, 반려견의 행동 인식에 중점을 두고 연구 방향을 정하였다. 그 중에서도 반려견 웨어러블 디바이스를 제작해 수신된 데이터를 분석하여 행동을 감지할 수 있는 방법을 연구하고, 실제 반려견에 착용하여 실험을 진행한다.

반려견 행동 인식을 위한 웨어러블 디바이스는 앉기, 걷기, 뛰기, 엎드리기, 옆으로 눕기, 위를 보고 눕기 등 총 6개의 동작을 인식할 수 있다. 각 동작에 따른 목 위치 및 각도의 변화를 감지하고, 분류된 데이터와 비교하여 자세를 분류한 후 모바일 시스템으로 보낼 수 있도록 제작된다. 모바일 시스템의 경우 웨어러블 디바이스로부터 분류되어 수신된 값

을 정확히 표시하기 위해 다시 한 번 처리하여 사용자에게 보여주기 위한 이미지로 변환한다. 이를 사용자에게 실시간으로 보여주게 된다.

반려견 행동 인식 실험은 총 세 단계로 진행된다. 대조군 실험견에 착용시켜 데이터를 각 동작으로 분류 및 처리하기 위한 1차 실험과, 처리된 데이터를 입력하여 동작을 확인하는 2차 실험, 그리고 실제로 가정에서 키워지고 있는 실험군 반려견에게 착용하는 3차 실험으로 진행된다.

제작된 반려견 웨어러블 디바이스를 사용하여 진행한 실험을 통해 보여진 행동 인식 방법은 사람이 인식하기 어려운 행동 변화를 보다 쉽고 빠르게 감지할 수 있으며, 이를 반려견 분리불안 증상의 빠른 발견 및 건강 관리에 적용할 수 있을 것으로 기대된다.