강화학습기반 자율주행 발열 측정 로봇(SDTMBOT)의 개발 및 구현 연구

임유석*, 박규민**, 윤준성***, 김태경****
**숭실대학교 산업·정보시스템공학과
***숭실대학교 금융학부
****고려대학교 전기·전자공학과
****경북대학교 전자공학부

*seook6853@soongsil.ac.kr, **gyumin1009@naver.com, ***jun717z@naver.com, ****rlaxorud890@naver.com

Self-driving Temperature Measurement Robot, Based on Reinforcement Learning.

Yoo-Seok Lim*, Gyu-Min Park**, June-Sung Yoon***, Tae-Kyung Kim****
*Dept. of Industrial and Information System Engineering, Soongsil University
**Dept. of Finance, Soongsil University

****Dept. of Electrical and Electronic Engineering., Korea University *****Dept. of Electronics Engineering. Kyungpook National University.

요 익

코로나19의 영향으로 발열 측정의 중요성은 매우 높아졌다. 현재 이용되고 있는 발열 측정 기기는 사람의 능동적 측정이 요구된다. 본 연구에서 개발된 SDTMBOT은 강화학습기반의 자율 주행과, 딥러닝 기반의 발열 측정 기능을 통하여 특정 장소에 국한되지 않고 넓은 공간에서 자율적이고 지속적인 발열 측정이 가능하다. 이는 기존 사용되고 있는 측정방식과 다른 새로운 방식이며 다가올 With 코로나 시대의 방역에 대한 새로운 시각을 제시한다.

1. 서론

종결되지 않고 계속 변이가 발생하는 코로나19로 인해, 전 세계적으로 코로나 방역이 점점 중요시되 고 있다. 특히 코로나 증세를 판단할 수 있는 주요 한 방법인 발열 측정은 필수적이다.

지하철, 스타디움과 같은 유동 인구가 많은 환경은 발열 체크에 대한 제한점이 다수 존재한다. 이러한 상황으로 인해 다중 이용 시설에서는 방역 인원을 대신하여 자율적으로 이동하며 발열 체크를 하는 자 율주행 로봇에 대한 필요성이 커지고 있다.

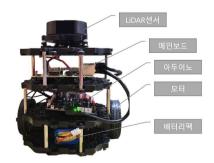
자율주행 방식으로는 규칙 기반과 인공지능 기반이 있다. 규칙 기반 자율주행의 경우에 새로운 상황이 발생하면 새로운 규칙을 추가해야 하므로 시간과 비용이 많이 소모된다. 또한, 갑작스러운 상황 발생 시적절한 대처를 못 해 오류와 장애가 발생할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 인공지능 기반 강화학습을 통해 새로운 상황에도 대처할 수 있는 자율주행발열체크 로봇(SDTMBOT)을 개발 및 구현하였다.

본 논문에서는 시스템 구성 및 기능을 중심으로 해

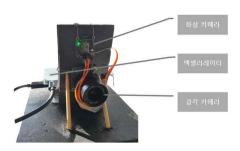
당 로봇에 필요한 각각의 기능을 구현하고 테스트하고자 한다.

2. 시스템 구성

SDTMBOT은 자율주행 이동기반 발열 측정 로봇이다. 하드웨어는 이동기능을 수행하는 자율주행 이동부[그림 1]와 대상의 발열 측정 및 결과를 출력하는 발열 측정부[그림 2]로 구성된다.



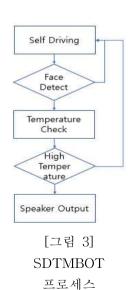
[그림 1] 자율주행 이동부



[그림 2] 발열 측정부

각각의 구성요소는 다음과 같다. 먼저, 자율주행 이동부[그림 1]는 모터, 전원, 센서 및 제어시스템을 구성하는 시스템 하드웨어를 포함하고 있다. 해당부분은 LiDAR 센서를 이용하여 주변 환경변화를 인지하고, 강화학습 알고리즘에 기반하여 외부 간섭 없이 요청받은 구간을 스스로 주행하고 복귀하도록설계하였다.

발열 측정부[그림 2]는 발열 측정 대상을 식별하기 위한 카메라와 대상의 온도를 측정하는 화상 카메라 및 대상에게 측정 결과를 출력하기 위한 스피커로 구성된다. 본 연구에서는 딥러닝을 이용하여 실시간으로 대상을 식별하도록 하고, 발열 측정 후 스피커를 통하여 일정 기준을 초과한 대상에만 경고 음성을 출력하도록 설계하였다. [그림 3]은 전체 프로세스를 보여준다.



3. 자율주행 이동부

본 연구에서는 자율주행 이동부를 구현하기 위한 주 하드웨어로 터틀봇 3 Burger[1]를 사용하였다. 터틀봇은 자율주행을 위해 로봇 상단부의 LiDAR 센서를 이용하여 장애물을 탐지하고 자신의 위치를 추정한다. 로봇의 주요 개발은 로봇 시스템에 범용적으로 이용되는 Open-source middleware인 ROS

에 기반하였으며 운영체제는 Ubuntu 20.04와 ROS noetic 버전을 사용하였다.

3.1 위치 측정

로봇은 자신의 위치를 추정할 수 있는 GPS가 없어 이동 거리를 통해 위치를 추정한다. 출발지점에서의 현재 위치를 (0, 0)으로 지정하고 현재 바라보고 있는 방향을 0°로 지정한다. 도착지의 좌표를 입력하면 로봇이 회전 각과 속도를 이용해 이동 거리와 현재 위치를 측정하며 도착지로 이동한다.

3.2 자율주행 강화학습 구현

본 연구에서는 자율 주행 기술을 구현하기 위해 Q-learning 기반의 강화학습을 적용하였다. 로봇은 초기에 임의로 생성한 Q 테이블을 비워 놓고 학습을 통해 이를 채워 나간다. 이를 통해 얻은 Q 값을 수렴시키기 위해 로봇이 모든 조합의 경로를 주행하도록 해야 한다.

실제 SDTMBOT에서는 [그림 4]와 같이 이동부와 발열 측정부의 연결 기둥이 LiDAR 센서를 이용한 환경 인식에 영향을 미친다. 이는 [2]를 참조하여 다 음과 같이 State, Action, Reward를 정의하였다.

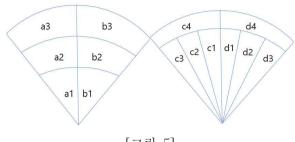


[그림 4]

기기상에서 주행 방향의 -75 ° 이상 + 75° 이하의 부채꼴 모양의 상태 공간을 정의한다. 이를 통해로봇과 발열 측정부의 연결 기둥이 LiDAR 센서에 미치는 영향을 최소화한다.

State를 위해 공간을 -75°~0°,0°~+75°두부분으로 나눈다. 로봇으로부터 장애물까지의 최대거리는 100cm로 이는 부채꼴의 반지름이다. 상태 공간을 원점으로부터 30cm 간격으로 분할하여 좌측은 a1, a2, a3, 우측은 b1, b2, b3로 각각 3개의 상태변수를 결정한다. 장애물 감지를 위하여 a, b로 분할된상대 공간을 각도에 따라 삼등분한다. 각 영역을 c1, c2, c3, d1, d2, d3로 정의하여 각 영역에 대해서 "장애물을 감지하는가?" "범위를 벗어나는가?"를 판단

하는 결정변수를 만든다. a, b공간을 모두 차지하는 장애물은 c4, d4로 정의한다. 결과적으로 총 State는 144개가 도출되며 분할 한 결과는 [그림 5]와 같다.



[그림 5]

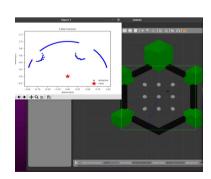
Action은 로봇의 속도와 각도를 이용하여 정의한다. 각도는 우회전, 좌회전, 직진 시의 3개, 속도는 직진 시 속도와 좌회전, 우회전 시 속도를 분리하여총 6개의 Action을 정의한다. 속도는 발열 측정부에서 측정을 안정적으로 수행할 수 있도록 0.4m/s로조정한다.

Reward는 3개의 조합으로 결정한다. "에이전트가 바르게 움직였는가". "장애물까지 누적 거리가 이전과 비교하여 감소하였는가". "에이전트 회전이 부드러운가." 이다. 충돌이 없다면 3개의 Reward 합과 같고 충돌 시에는 -100의 Reward 값을 정의하였다.

3.3 시뮬레이션

ROS Gazebo 시뮬레이션 환경에서 강화학습을 진행하였다. Gazebo란 ROS에서 자체적으로 제공하는 가상 로봇 시뮬레이션 환경을 의미한다.

5개의 서로 다른 경로를 주행시켜 시뮬레이션 한결과 충돌하지 않고 원활히 주행하는 것을 확인하였다. Gazebo의 map은 "turtlebot3_world"를 사용하였다. 시뮬레이션 과정은 [그림 6]과 같다.



[그림 6-1] Gazebo 주행환경



[그림 6-2] 주행, LiDAR정보

4. 발열 측정부

발열 측정부는 장착된 광각 카메라를 이용하여 주변 정보를 습득 및 목표 대상을 인식한다. 컴퓨터비전 분야에서 대상 객체를 추출하는 기술은 하드웨어의 발전과 함께 근래에 매우 향상되었다. 특히 정적인 이미지에 대한 대상 추출뿐만 아니라 동적인이미지를 실시간으로 잡아내는 기술 또한 매우 정교한 수준에 이르렀다. 이에 발열 측정부는 발열 측정대상을 스스로 인식하여 측정하며 정밀 검사가 필요한 대상을 효율적으로 찾아낸다.

4.1 측정 대상 선정 및 학습

측정 대상 검출은 딥러닝 알고리즘을 기반으로 수행하며 IOT 환경에서 FPS와 정확도 양면에서 적절한 성능을 발휘하는 MobileNet[3] 과 SSD[4]를 이용하여 측정 대상을 인식한다.

모델은 Coral[5]에서 제공하는 Pretrained 모델을 기반으로 자체적으로 수집한 얼굴 사진을 학습시켰다. 학습에는 400개의 이미지, 테스트에는 100개의 이미지를 사용하였다.

학습된 모델을 사용하여 발열 측정 대상을 검출하며 검출된 영역의 좌표를 전처리하여 화상 카메라에서 이용할 수 있도록 전송한다.

4.2 발열 측정

화상 카메라(AMG 8833)는 전체 화면을 8*8픽셀의 크기로 나누어 온도를 측정하며 라즈베리파이 환경 에 특화되어있는 모듈이다.

모듈은 수신받은 광각 카메라의 좌표를 처리하여 좌표영역에 해당하는 픽셀 구역을 특정한다. 특정된 픽셀 구역의 측정 온도 값을 평균하여 최종 온도를 출력한다. 픽셀구역을 특정하는 연산과정은 (1)과 같 다.

- Face Coordinates
- Camera Pixel
- Left high :(ax, bx)
- Transverse: 8
- Right low: (cx, dx)
- Height: 8

A = {Transverse - bx, Transverse - bx + 1, ... Height - dx} B = {ax, ax + 1, ..., cx}

 $a \in A$, $b \in B$ Pixel영역 = F(a, b) = a + Transverse *(Height -b)

(1)

최종 온도는 디스플레이에 출력하여주며 특정 온도 이상 시 위험군으로 인식하여 스피커를 통해 경보를 출력한다.

5. 구현 및 테스트

시뮬레이션 상에서 강화학습 간에는 주어진 장애물환경에서 로봇의 주행이 매우 원활하였다. 하지만현실에서는 특수한 상황이 빈번하게 발생할 수 있고변화하는 주변 환경에서 자기위치 추정 또한 제한점이 다수 존재할 수 있다. 이에 Gazebo상에서 구현된모델을 하드웨어에 구현하여 임의의 환경에서 테스트를 진행하였다.

SDTMBOT은 다음 [그림 7]과 같다. 범용적인 사용을 위해 기기는 주행 중 갑작스러운 상황 발생 시에도 자율주행이 가능해야 한다. 따라서 주행 테스트는 로봇이 주행해보지 못한 새로운 장애물 및 주행 구역에서 수행한다. 주변 환경 지도에 대한 정보또한 SDTMBOT으로 전송하지 않는다.

출발지와 도착지만을 입력 후 도착지까지 주행 원 활성을 테스트하였다. 테스트 결과 도착지까지 충돌 없이 주행하였다.





[그림 7] SDTMBOT의 후면(좌), 앞면(우)

발열 측정은 SDTMBOT이 주행하며 장애물을 발견할 시 사람인지 확인 후 발열 여부를 측정한다. 테스트 결과 [그림 8]과 같이 측정을 원활하게 수행하였다. 발열 측정은 본 연구에 사용한 화상 카메라하드웨어 성능이 낮아 일반적인 온도보다 2~3도 낮게 측정되었다. 향후 Hz와 지원 픽셀 범위를 고려하

여 적절한 성능의 화상 카메라를 사용한다면 세밀한 온도측정이 가능하다.





[그림 8] 발열 측정

6. 결론

본 논문에서는 발열 측정 기능을 가진 자율주행로봇을 소개한다. 자율주행은 Q-learning을 이용한다. Q-learning을 이용하면서 알고리즘을 단순화하기 위해 상태 공간과 AITMBOT의 주행 방향지시등에 있어 제약을 주었기에 아직 발전의 여지가 더욱남아있어 향후 지속적인 연구를 통해 개선해 나갈계획이다. 또한 실제 환경은 단순 장애물뿐만 아니라 주행을 저해하는 다양한 요소가 존재한다. 실제현장의 적용을 위해서는 더 다양한 환경에서 테스트가 요구된다.

SDTMBOT은 다양한 인공지능 방역 프로세스로의 발전 가능성을 내포하고 있다. 향후 연구에서 발열 측정뿐만 아니라 자율 소독, 코로나 자율 검사 등의 방법으로 적용을 기대할 수 있다.

로봇을 사용함으로써 인적, 자원적 낭비를 해결하고 다가올 with 코로나 사회를 대비하는 데 큰 도움이 되기를 기대한다.

참고문헌

[1]https://emanual.robotis.com/docs/en/platform/turt lebot3/overview

[2]AleksaLuković,"PRIMENAVEŠTAČKE INTELIGENCIJE U MOBILNOJ ROBOTICI I AUTONOMNOJ VOŽNJI"

[3] Andrew G. Howard, MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications, arXiv:1704.04861, 2017

[4]Wei Liu, SSD: Single Shot MultiBox Detector,arXiv:1512.02325, 2015

[5] https://coral.ai/

※본 논문은 과학기술정보통신부 정보통신창의인재양성사업의 지원을 통해 수행한 ICT멘토링 프로젝트 결과물입니다.