

논문 2016-11-31

저해상도 2D 라이다의 사람 특성 함수를 이용한 새로운 사람 감지 기법

(A Novel Human Detection Scheme using a Human Characteristics Function in a Low Resolution 2D LIDAR)

권성경, 현유진*, 이진희, 이종훈**, 손상혁*

(Seong Kyung Kwon, Eugin Hyun, Jin-Hee Lee, Jonghun Lee, Sang Hyuk Son)

Abstract : Human detection technologies are widely used in smart homes and autonomous vehicles. However, in order to detect human, autonomous vehicle researchers have used a high-resolution LIDAR and smart home researchers have applied a camera with a narrow detection range. In this paper, we propose a novel method using a low-cost and low-resolution LIDAR that can detect human fast and precisely without complex learning algorithm and additional devices. In other words, human can be distinguished from objects by using a new human characteristics function which is empirically extracted from the characteristics of a human. In addition, we verified the effectiveness of the proposed algorithm through a number of experiments.

Keywords : LIDAR, Human detection, Clustering, Classification, Smart sensor system

1. 서론

사물인터넷 (IoT; Internet of Things)에 대한 관심이 계속 증가하고 있다. 스마트 홈과 자율 주행 자동차는 인간의 삶에 밀접하게 관련이 있어서 사물인터넷 응용분야 중 중요시 되고 있는 연구 분야이다. 이러한 연구 분야에서 점점 중요하고 집중적으로 다루는 주제 중 하나는 사람 감지 기술이다. 사람 감지 기술은 스마트 홈 환경에서 사용자의 위치를 바탕으로 물건을 전달해 주거나 대화를 나누

는 등의 서비스를 제공하기 위해 사용이 되며 [1], 자율 주행 자동차의 경우, 운전자와 보행자의 안전을 위해 사용된다 [2-4]. 기존의 사람 감지하는 방법은 다양한 센서를 이용하여 검출율을 높이도록 연구되어 왔다.

첫 번째로, 카메라를 이용하는 방법이 있다. 카메라는 얼굴 인식, 모션 인식 등의 방법을 적용하여 사람 감지를 수행한다. 하지만, 카메라는 빛의 밝기 변화에 민감하고 [5, 6], 좁은 감지 범위를 가진다. 감지 범위를 확대하기 위해서는 여러 대의 카메라를 사용하거나 추가적인 장치가 더 필요하다. 또한, 얼굴 인식을 이용한 방법은 노출을 꺼리는 사람들에게 사생활 침해 문제가 될 수 있다.

두 번째로, 라이다 (LIDAR; Light Detection And Ranging)를 이용한 방법이 있다. 라이다는 주로 자율 주행 자동차에서 사용 되며, 고성능의 장비들이 존재하지만 가격이 매우 비싸다. 표 1은 저해상도 라이다와 일반적으로 사용되고 있는 다른 라이다와의 사양을 보여준다. SICK와 Velodyne은 80m 이상의 감지 거리와 0.167°, 0.09°의 해상도를 가지지만, 이 장비들은 크기와 비용문제 때문에 실내에서 사용하기에는 어려움이 있다.

마지막으로, 조음과 센서나 와이파이 (Wi-Fi)를

*Corresponding Author (son@dgist.ac.kr)

**Co-corresponding Author (jhlee@dgist.ac.kr)

+ Co-primary Author (braham@dgist.ac.kr)

Received: 31 Mar. 2016, Revised: 15 May 2016,
Accepted: 13 June 2016.

S.K. Kwon, E. Hyun, J.H. Lee, J. Lee, S.H. Son :
DGIST

※ 본 논문은 연구재단에서 지원하는 글로벌연구
실사업(2013K1A1A2A02078326)과 미래창조과
학부에서 지원하는 대구경북과학기술원 연구개발
사업(16-RS-01 및 CPS Global Center) 일환으
로 수행되었습니다

표 1. 저해상도 라이다 (RPLIDAR)와 다른 라이다와의 사양 비교

Table 1. Specification of low cost LIDAR in comparison with other LIDARs

Item	RPLIDAR	SICK LMS 511-pro	Velodyne HDL-64E
Waveform	Pulse	Pulse	Pulse
Wavelength	785 nm	905 nm	905 nm
Number of channels	Single	Single	64 channels
Field of View (Horizontal)	360°	190°	360°
Angular resolution	≤ 1°	0.167°, 0.25°, 0.33°, 0.5°, 0.67°, 1°	0.09°
Maximum distance	6 m	80 m	120 m
Scanning frequency	5.5 Hz	25Hz, 35Hz, 50Hz, 75Hz, 100Hz	5-15Hz
Input voltage	5V	24V DC	15V DC
Protocol	Serial	TCP/IP	UDP
Error	< 1% of the distance	Systematic error ±25mm (1m - 10m) ±35mm (10m - 20m) ±50mm (20m - 30m) Statistical error ±6mm (1m - 10m) ±8mm (10m - 20m) ±14mm (20m - 30m)	< 2cm
Price	About 400 dollars	About 10,000 dollars	About 70,000 dollars

이용한 방법이 있다. 이 방법은, 미리 센서들을 부착해야 하고, 부착한 위치에 따라 검출 성능의 차이가 있다 [7, 8]. 또한 다중 목표물 인식이 가능하지만 움직이는 물체가 사람인지를 구분하기 어렵다는 단점이 있다.

본 논문에서는 저해상도의 저가형 라이다를 이용하여 자율 주행 자동차나 스마트 홈 등에서 응용 가능한 사람 감지 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 사람을 감지할 때 사생활 침해 문제가 없으며, 주변 환경 변화에 민감하지 않다. 또한, 미리 센서를 부착하는 사전 작업이 필요하지 않다. 사용하는 저해상도의 라이다는 크기가 작아서 실내에서 사용하기에 적합하고, 전력 소모가 적다. 또한, 사람의 형상이 뚜렷하게 감지되는 고해상도의 라이다에 비해 저해상도의 라이다는 얻을 수 있는 데이터가 적어서 사람의 특징을 추출하기 어렵다. 기존의 저해상도 라이다는 출력 데이터가 부족하기 때문에, 정

밀한 감지가 어렵고, 실내 맵을 만드는 용도로 활용되어 왔다. 그러므로 저해상도 라이다를 이용할 실내 환경에서 사람을 실시간으로 감지하는 기술에 대한 연구는 초기 단계이다. 또한, 저해상도의 라이다를 이용하여 사람을 특징하는 데이터 패턴을 고차원 함수로 추출함으로써 사람을 감지하는 방법은 아직 보고된 바가 전무하다. 따라서 본 논문에서는 저해상도의 라이다를 사용하여 실험적으로 추출된 저해상도 라이다 데이터를 이용하여 새로운 사람 특성 함수를 획득하여 학습단계 없이 실시간으로 사람을 감지하는 방법은 제안하고자 한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 이전에 연구된 사람을 탐지하는 방법들을 살펴보고, 3장에서는 저해상도 라이다 기반의 새로운 사람 감지 방법을 제안한다. 4장에서는 실험을 통해서 제안하는 새로운 방법을 입증하고, 마지막으로 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

라이다를 이용한 사람 감지 방법은 이미 많은 연구가 진행되고 있다 [2-6]. 라이다 센서만으로 사람을 감지하는 방법과 라이다-카메라 센서 융합 방법이 있다.

고해상도 라이다를 이용한 사람 감지 방법은 사람 몸의 비율을 이용한 방법 [9], 다리 감지 방법 [10] 등이 있다. 몸의 비율을 이용한 방법은 사람 몸의 폭과 두께의 비율을 계산하여 사람인지를 판단한다. 다리를 감지하는 방법은 두 다리 사이의 거리 연관성을 계산하여 사람을 구분한다. 이 방법들은 일반적으로 클러스터링과 분류의 두 단계로 이루어진다. 먼저, 클러스터링은 라이다의 출력 결과로 얻은 거리 데이터를 연관성을 고려하여 데이터를 묶는다. 이 과정에서 센서 데이터로부터 몸의 폭과 두께 등과 같은 사람의 특징을 얻는다. 이후에는 사람의 특징들을 분류하는 작업을 수행한다.

분류는 주로 학습 방법을 이용한다 [10]. 대표적인 학습 방법은 Bayes 분류기, AdaBoost, SVM (Support Vector Machines) 등이 있다. Bayes 분류기는 확률 모델을 기반으로 분류 작업을 수행함으로써 사진 데이터가 많을수록 정확도가 높다. AdaBoost 방법은 boosting 알고리즘의 일종으로 약한 분류기들을 이용해 가중치의 변화를 주어 여러 단계를 거치면서 반복적으로 분류를 수행한다 [10]. SVM은 패턴인식, 자료 분석을 위한 학습 모델로 kernel을 이용하는 방법이 사용된다 [11]. 하지만 라이다를 이용한 사람 감지 기술은 분류가 복잡하고 물체가 가려지면 감지할 수 없는 문제점이 있다. 또한 라이다의 경우, 사람과 유사한 형태를 지닌 대상들에 대해서는 구분이 어렵고 학습 알고리즘으로 인해 연산 양이 많아져서 처리 시간이 길어진다.

이러한 문제점을 해결하기 위해서 라이다-카메라 융합 방법이 제안되었다 [5, 10, 12]. 카메라의 경우 빛의 밝기 변화에 민감하고, 영상 처리 시간이 길지만 색, 얼굴, 윤곽 등의 특징을 바탕으로 정확한 탐지 결과를 얻을 수 있다. 라이다는 정확한 거리 정보와 각도 정보를 이용하여 물체의 위치를 얻을 수 있다. 이를 바탕으로 라이다를 통해 물체로 예상되는 영역을 생성하고 위치를 획득한다. 그런 다음단계로 카메라를 통해서 해당 위치의 영역을 잘라내어 분류함으로써 처리 시간을 줄일 수 있다. 이런 방법은 높은 정확도로 사람을 감지할 수 있으나,

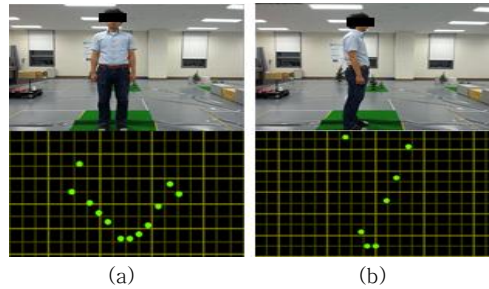


그림 1. 2D 라이다로 측정된 사람의 패턴 분포:

(a) 사람의 정면 분포, (b) 사람의 측면 분포

Fig. 1 Human pattern distribution data extracting from 2D LIDAR:

(a) front position, (b) side position

두 개의 센서를 사용하므로 대용량의 데이터 처리를 위해서는 고성능의 프로세서가 필요하다. 또한 다소 복잡한 라이다 처리 과정과 영상 처리의 두 단계를 거쳐야 하며, 카메라 영상에 대한 의존도가 상당히 높기 때문에 카메라 센서의 고요한 단점을 극복하기는 어렵다.

III. 사람 특성 함수기반 사람 탐지 알고리즘 제안

본 논문에서는 실내외에서 사용할 수 있는 저해상도 라이다를 이용하여 사람을 감지하며, 학습 과정 없이 실시간으로 탐지할 수 있는 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 사람의 형태를 특징하는 고차원 사람 특성 함수 (HCF; Human Characteristics Function)를 실험적으로 추출하고, 획득된 저해상도의 라이더 데이터의 해상도가 보정된 사람 특성 함수와 함수의 기울기를 이용하여 유선형인 사람 몸의 특징을 탐지하고 다른 물체들로부터 분류하는 방법이다. 그림 1은 라이다를 이용하여 감지한 사람의 정면과 측면의 실험 영상이다. 이 실험 영상을 통해서 사람 몸은 고차원 함수 곡선 분포 특징을 나타내고 있음을 알 수 있다. 또한, 고차원 함수 곡선 분포 특성을 이용하여 사람에 해당되는 데이터를 하나의 그룹으로 형성하기 위해서 클러스터링과 분류의 과정을 수행한다.

1. 클러스터링 (Clustering)

라이다는 하나의 각도 해상도마다 출력 결과를 가진다. 그러므로 하나의 물체를 탐지하여도 라이다

의 각도 해상도의 연속적인 스캔 범위에 의해 다수의 출력 결과를 가진다. 다수로 표현된 출력 결과에서 물체 별로 포인트를 그룹화 하는 과정이 클러스터링이다. 대표적인 클러스터링 방법은 거리기반 클러스터링, 가우시안 혼합 모델 (GMM; Gaussian Mixture Model) 클러스터링과 K-Means 클러스터링이 있다. 거리 기반 클러스터링은 라이다의 측정 데이터사이의 거리를 계산하여 거리 임계값보다 작으면 동일한 그룹으로 묶는 방법이다. 수식 1에서 i 번째 데이터 사이의 거리 d_i 는 유클리디안 거리 공식에 의해 계산된다. x_i 와 y_i 는 i 번째 데이터의 좌표를 의미한다.

$$d_i = \sqrt{([x_i] - [x_{i-1}])^2 + ([y_i] - [y_{i-1}])^2} \quad (1)$$

GMM은 가우시안 확률 밀도 함수 (Gpdf; Gaussian probability density function)의 조합을 이용하며, ML (Maximum Likelihood)과 EM (Expectation Maximization) 알고리즘으로 구성된다 [10, 13]. ML을 통해 학습 데이터 전체에 대한 추정치를 계산한다. ML의 결과로 얻어진 매개변수는 다른 매개변수의 추정 값을 필요로 한다. 이를 위해, EM 알고리즘을 사용하여 추정 값을 얻는다.

K-Means 클러스터링은 널리 알려진 클러스터링 기법으로 데이터를 k 개의 그룹으로 나누는 방법이다 [14]. 거리 기반 방법으로 그룹 간 비유사도와 비용함수를 최소화 하도록 그룹을 나눈다. 같은 그룹 내의 데이터는 유사도를 증가시키고, 다른 그룹간의 데이터는 유사도를 감소시킨다. 비용함수는 각 그룹의 중심과 그룹 내 데이터와의 거리의 제곱의 합이다. K-means는 초기 값 설정에 의해서 결과에 상당한 영향을 주기 때문에 초기 값을 신중하게 설정해야 한다. 본 논문에서는 연산 시간이 빠르고 소수의 데이터로 정확한 클러스터링이 가능한 거리기반 클러스터링을 사용한다.

2. 분류 (Classification)

분류 방법은 2장에서 말한 바와 같이 SVM, AdaBoost와 같은 학습 방법이 있다. 하지만, 이 방법은 다수의 데이터를 이용하여 다양한 특징들을 찾는 작업이 필요하다. 반면, 본 논문에서 사용하는 저해상도 라이다는 출력 결과가 일정하지 않고, 고해상도 라이다에 비해 데이터의 양이 빈약하다. 하지만, 폭과 두께의 정보만으로 사람을 분류하면, 사람과 유사한 폭과 두께를 가진 일반적인 장애물들도

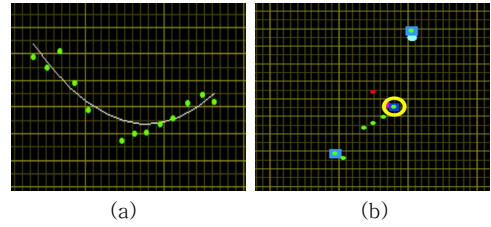


그림 2. (a) 라이다 데이터로 그린 이차 곡선, (b) 사람의 중심점

Fig. 2 (a) The second order polynomial fitting curve based on LIDAR data, (b) middle point of human

검출된다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 일정하지 않은 출력 데이터를 보정하고, 장애물과 사람을 구분하기 위해 고차 함수 곡선을 이용하여 사람의 형태를 특징하는 사람 특성 함수를 추출한다. 그러므로 일정하지 않은 출력 데이터를 고차 함수 곡선으로 근사화 함으로써 사람의 특징인 폭, 두께, 기울기 등을 정확히 추출할 수 있다. 그림 2는 라이다 출력 결과를 이용하여 근사화한 이차 곡선과 물체의 중심점을 나타낸다.

이차 다항식 곡선을 그리기 위해서, 이전 단계에서 얻은 클러스터에 속한 점들의 좌표를 이용한다. 우선, i 개의 좌표로 구성된 일반 다항식을 $f(x_i)$ 와 같이 수식 2에서 정의한다. 이때, x_i^j 와 a_j 는 i 번째 좌표의 입력 시퀀스 및 다항식 계수를 나타낸다. 아울러, j 는 다항식 차수를 나타내며 최대 m 의 값을 가진다.

$$f(x_i) = \sum_{j=0}^m a_j x_i^j \quad (2)$$

또한, 라이다의 데이터인 출력 배열은 수식 3과 같이 나타낼 수 있으며, 이때 y_i 는 i 번째 좌표이다.

$$y_i = \sum_{j=0}^m a_j (x_i)^j \quad (3)$$

최소 자승법으로 오차를 최소화하는 다항식 계수 a_j 를 찾으면 수식 4와 같다. 여기서 N 은 출력 배열 y_i 의 길이, w_i 는 i 번째 원소의 가중치를 나타낸다.

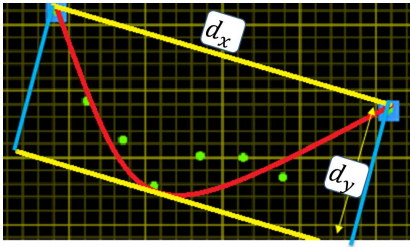


그림 3. 이차 곡선으로 보정된 사람 특성 함수
Fig. 3 A human characteristics function fitted to a quadratic curve

$$a_j = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} w_i (f(x_i) - y_i)^2 \quad (4)$$

이차곡선일 경우 $m = 1$ 이므로, 수식 4을 통해 계산된 a_0 와 a_1 를 이용하여 이차 곡선을 그리고, 출력 배열 y_i 가 사람인지 아닌지 판단한다.

고해상도의 라이더는 해상도가 높아서 물체 감지 시에 출력 데이터를 충분히 얻을 수 있지만 저해상도의 라이더는 해상도가 낮아서 출력 데이터를 충분히 얻을 수 없다. 그러므로 본 논문에서는 저해상도 라이더의 충분하지 않은 출력 데이터를 바탕으로 사람 특성 함수를 이용하여 사람을 감지해야 하므로 그림 3과 같이 사람 특성 함수에 대한 보정 작업수행이 필요하다. 그림 3에서 노란 선으로 표시된 d_x 는 폭, 파란 선으로 나타난 d_y 는 두께이다. 녹색 점은 라이더 측정 데이터이며, 빨간 선은 고해상도 라이더로 사람을 측정했을 경우 얻을 수 있을 것으로 예상되는 사람의 형태이다. 폭 (d_x)과 두께 (d_y), 기울기를 통해서 일반적으로 물체가 사람인지 아닌지를 판단할 수 있다.

IV. 실험 결과

본 절에서는 우선 실험을 통해서 사람 특성 함수가 다른 차수의 함수에 비해서 이차 다항식 함수에서 사람의 감지가 우수함을 실험적으로 검증하고자 한다. 실험 환경은 단일 대상과 다중 대상 시나리오로 구성하였다. 단일 대상 환경은 주위에 장애물이 없이 한 명의 사람만 존재한다. 다중 대상 실험 환경은 1개의 벽면, 사람과 유사한 폭과 두께를 가진 상자로 만든 3개의 장애물, 그리고 3명의 사람으로 구성하였다. 제안하는 알고리즘이 저해상도



그림 4. 차수별 검출을 비교 결과

Fig. 4 Comparison results of detection rate according to order selection of a high-order polynomial equation in a human characteristics function

라이더를 통해 사람을 감지할 수 있는 기준으로 적합한지 다음 실험을 통하여 입증하였다.

1. 차수 선택 (Order Selection)

사람 특성 함수의 최적 차수를 결정하기 위해서 단일 대상 환경과 다중 대상 환경에서 사람의 형상이 가지는 특징을 검출하고 일차 다항식 직선부터 사차 다항식 곡선까지 차수를 높여가면서 사람 감지율을 비교 검증하였다. 10명의 피실험자를 통해 동일한 환경에서 데이터를 얻고 각각의 데이터를 다항식의 차수 별로 계산하였다. 그리고 피실험자들의 평균적인 폭과 두께도 획득하였다.

그림 4는 단일 및 다중 대상 환경에서 사람 특성 함수의 차수별 사람 탐지율의 실험결과를 나타내고 있다. 그림 4에서와 볼 수 있듯이, 이차 다항식 곡선이 가장 좋은 성능을 나타내고 있으며, 3,239회 스캔에서 약 95 % 이상의 사람 감지율을 보였다. 단일 대상 환경에서는 일차 다항식 직선으로 사람을 검출할 수 있지만, 다중 대상 환경에서는 일차 다항식 직선으로는 장애물과 사람을 구분하는 것이 불가능하였다. 또한 다항식 차수가 높아질수록 유연한 곡선을 나타낼 수 있어 사람과 유사한 형상을 나타낼 수 있지만 장애물도 유사한 형상으로 나타난다. 그러므로 장애물과 사람의 기울기 특성이 비슷해서 사람과 장애물의 구별이 어려운 특징이 있었다. 실험결과를 통하여 저해상도 라이더의 사람 특성 함수는 이차 다항식 곡선함수에 의해서 사람의 형상을 검출하는데 가장 적합함을 확인하였다.

2. 특징 추출 (Feature Extraction)

이 논문에서는 사람 특성 함수를 이용한 방법과

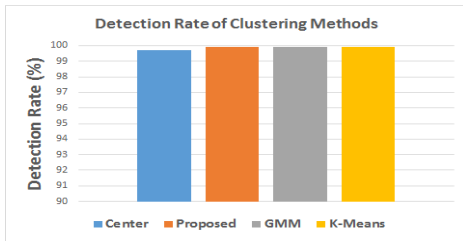


그림 5. 클러스터링 방법에 따른 단일 대상 검출율
Fig. 5 Detection rate of single target according to conventional clustering methods

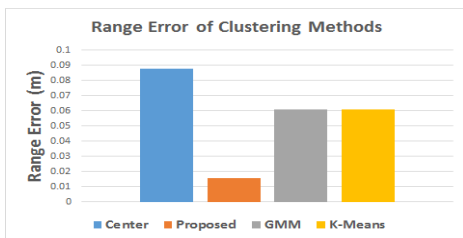


그림 6. 실제 물체와 탐지된 물체의 거리 오차
Fig. 6 Range error between the actual object and the detected object

다른 클러스터링 방법들 간의 사람 검출 성능을 비교하기 위하여 단일 대상 상황에서 실험을 수행하였다. GMM과 K-Means는 좋은 성능을 가지는 클러스터링 방법이지만 저해상도의 라이다는 출력결과가 일정하지 않으며, 출력되는 물체의 좌표 점이 나타났다 사라짐을 반복하기 때문에 GMM과 K-Means 방법들은 올바른 클러스터링이 수행되지 않았다. 또한, 이러한 방법들은 거리기반 클러스터링 보다 긴 연산시간이 소모되었기 때문에 본 논문에서는 거리기반 클러스터링을 적용하였다.

그림 5는 저해상도 라이다의 클러스터링 방법에 따른 검출율을 나타내고, 그림 6은 저해상도 라이다의 클러스터링 알고리즘을 통해 탐지된 사람의 위치와 실제 사람의 위치 간의 거리 오차를 나타낸다. 실험 결과, 그림 5와 같이 단일 대상 환경이므로 모든 클러스터링 방법들이 대략 99 % 이상의 우수한 감지율을 보였다. 그림 6에서 Center는 라이다 데이터에서 물체 클러스터의 첫 번째 점과 마지막 점을 연결한 직선의 중심점이다. 실험 결과에서 사람이 실제로 서 있는 정확한 위치를 판단하는 중심점은 제안한 알고리즘을 이용한 방법이 가장 적은 오차를 가진다. 제안한 알고리즘으로 계산한 물체의 중심점과 실제 물체의 중심점과의 오차는 0.015m

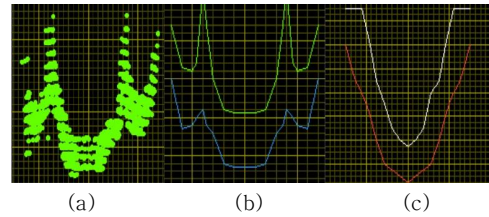


그림 7. (a) 라이다에서 측정된 사람 데이터 집합
(b) 데이터 집합을 바탕으로 생성된 정면 패턴
(c) 데이터 집합을 바탕으로 생성된 측면 패턴
Fig. 7 (a) Human data cloud measured from LIDAR
(b) A front pattern generated from cloud data
(c) A side pattern generated from cloud data

이다. GMM과 K-Means방법을 적용한 경우는 사람 특성 함수를 이용한 경우보다 약 3배 이상의 오차를 보였다.

3. 사람 특성 함수 유효성 (HCF Effectiveness)

제안하는 알고리즘의 효용성을 평가하기 위해서 다른 분류 알고리즘과 비교 실험하였다. 제안하는 알고리즘과 비교 대상으로는 패턴 매칭 알고리즘을 선택하였다. 제안하는 방법은 획득할 수 있는 물체의 특징들이 부족하기 때문에 다양한 특징과 다수의 데이터를 필요로 하는 SVM과 AdaBoost 알고리즘은 적합하지 않다. 분류 결과 비교는 단일 대상과 다중 대상 환경에서 수행하였다.

피실험자의 형상 패턴은 저해상도 라이다를 통해 얻은 데이터 집합을 바탕으로 상위 경계선과 하위 경계선을 설정하였으며, 피실험자의 정면과 측면의 패턴을 사용하였다. 그림 7은 피실험자를 측정했을 때의 라이다 출력 결과와 실험에서 사용한 패턴을 나타낸다. 패턴 매칭 과정은 구성된 패턴을 이용하여 클러스터와의 유사성을 판단한다.

단일 대상 환경은 주위의 모든 사물을 제외하고, 사람이 있는 영역을 region of interest (ROI)를 대상으로 설정한 후 실험하였다. 그림 5에서 보는 바와 같이 모든 클러스터링 결과는 단일 대상의 경우 약 99 %의 성능을 보였다. 이는 패턴 매칭 알고리즘이 클러스터링 검출 결과에 의존하므로 패턴 매칭 알고리즘 결과와 동일하였다.

그림 8의 상단 그림은 LIDAR를 통해서 얻은 데이터를 나타낸다. 상단 그림의 노란 선은 하단 그림의 화각을 표시한 것이다. 그림 8은 다중 대상 환경을 나타낸 것으로 1개의 벽면, 3개의 장애물, 3명의 사람으로 구성하였다. 이러한 환경에서 거리기반

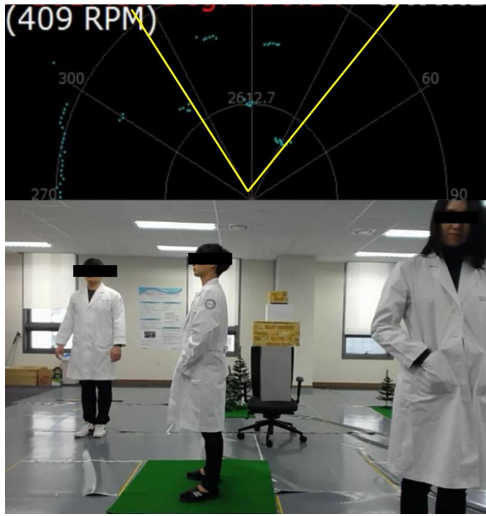


그림 8. 다중 대상 실험 환경

Fig. 8 Multi-targets experiment environment

클러스터링, GMM, K-Means에 패턴 매칭 알고리즘을 적용하고, 제안하는 사람 특성 함수 방법을 적용한 경우와 비교 실험하였다. 실험 결과는 그림 9에서 보여준다. GMM의 방법을 적용한 경우 가장 낮은 성능을 보여주었으며, 거리기반 클러스터링 방법의 경우에는 첫 번째와 두 번째 사람은 약 42%와 약 52%의 확률로 감지하였고, 세 번째 사람은 감지하지 못했다. K-Means의 경우 라이더와 가장 가까이 위치한 첫 번째 사람은 약 79%의 확률로 감지하였고, 두 번째와 세 번째 사람은 매우 낮은 확률로 감지하였다.

사람 특성 함수를 적용한 경우에는 1.5m에 위치한 첫 번째 사람과 3m에 위치한 두 번째 사람은 약 99%와 약 98%의 높은 감지율을 보였고, 가장 떨어진 4.5m에 위치한 세 번째 사람은 약 57%의 확률로 감지하였다. 그러므로 실험에 적용한 4가지 방법 중에 제안하는 방법이 가장 좋은 성능 결과를 보였다. 사람 특성 함수를 적용한 경우에 세 번째 사람의 감지율이 낮은 이유는 멀리 위치한 물체일수록 저해상도 라이더의 출력 데이터가 충분하지 않기 때문이다. 이 실험은 반경 3m 이내에 있는 사람을 약 98% 이상으로 검출하였으므로 제안한 알고리즘의 유효성을 증명하였다. 하지만, 반경 3m를 초과하는 경우 검출율이 감소하는 것은 저해상도 라이더 센서의 한계이다. 이 실험을 통하여 제안하는 사람 특성 함수는 이차 다항식 곡선으로 사람의 형상을 근사화하여 계산함으로써 저해상도 라이더를

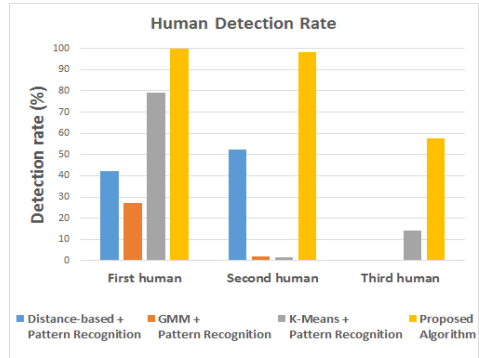


그림 9. 패턴인식이 적용된 클러스터링 방법들과 제안한 알고리즘의 다중 대상 검출율 결과
Fig. 9 Multi-targets detection rate of the proposed algorithm and other clustering methods using pattern recognition

이용한 사람 감지 기술에 충분히 적용 가능성을 입증하였다.

고해상도 라이더와의 성능을 비교하기 위해 관련연구 [15]를 참조하면, 검출율이 약 80% 이상 나타난다. 이때, 적용된 라이더의 감지범위는 80m로 본 논문과 비교하여 훨씬 넓은 값을 가진다. 아울러, 사람 탐지를 위해 학습 방법이 적용되었다.

저해상도 라이더에서는 낮은 해상도로 인해 기존의 학습방법으로는 어려움이 있다. 하지만, 본 논문에서 제안한 방법은 고해상도 라이더와 유사한 탐지능을 가짐을 알 수 있다. 아울러, 제안한 방법은 학습 방법에 비해 보다 빠르게 사람을 검출할 수 있는 장점도 있다. 따라서 이 방법은 저해상도 라이더 뿐 아니라 고해상도 라이더에도 충분히 적용 가능 할 것이다.

V. 결론 및 고찰

본 논문에서는 실내의 환경에 민감하지 않으며 기계학습을 이용하지 않으므로 빠르고 간편하게 사람을 감지할 수 있는 방법을 제안하였다. 일반적으로 사용하는 고가의 고해상도 라이더를 이용하여 사람을 감지하는 경우에 비해 제안하는 방법은 저가의 저해상도 라이더를 이용함에도 사람의 특징을 정확히 추출하였다.

다양한 실험을 통하여 제안하는 방법은 기계 학습 없이도 사람을 정확히 감지할 수 있음을 확인하였다. 또한, 저해상도 라이더로부터 얻은 사람의 형상 데이터를 복잡한 기계 학습을 사용하지 않고, 이차

다항식 곡선으로 추정된 사람 특성 함수를 통해서 우수한 사람 감지를 할 수 있음을 실험적으로 입증하였다.

제안한 방법은 라이다의 해상도와 상관없이 적용 될 수 있기 때문에, 향후 고해상도 라이다에도 적용 후 성능을 검증 및 비교 할 예정이다.

게다가, 2D 라이다 기반의 사람 감지에서는, 사람과 유사한 특징들을 가진 물체를 구별하는 데 어려움이 있다. 향후, 사람과 유사한 특징을 가진 물체와 사람을 정확히 구분할 수 있는 방법에 관한 연구 또한 지속할 예정이다.

References

- [1] H. Zheng, H. Wang, N. Black, "Human activity detection in smart home environment with self-adaptive neural networks," Proceedings of IEEE International Conference on Networking Sensing Control, pp. 1505-1510, 2008.
- [2] C. Premebida, O. Ludwig, U. Nunes, "Exploiting LIDAR-based Features on Pedestrian Detection in Urban Scenarios," Proceedings of 12th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 405-410, 2009.
- [3] T. Ogawa, H. Sakai, Y. Suzuki, K. Takagi, K. Morikawa, "Pedestrian detection and tracking using in-vehicle lidar for automotive application," Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 734-739, 2011.
- [4] K. Kidono, T. Miyasaka, A. Watanabe, T. Naito, J. Miura, "Pedestrian recognition using high-definition LIDAR," Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 405-410, 2011.
- [5] F. Zhang, D. Clarke, A. Knoll, "Vehicle detection based on lidar and camera fusion," Proceedings of 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, pp. 1620-1625, 2014.
- [6] M. Butenuth, F. Burkert, F. Schmidt, S. Hinz, "Integrating pedestrian simulation, tracking and event detection for crowd analysis," Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, pp. 150-157, 2011.
- [7] D. Zhang, F. Xia, Z. Yang, L. Yao, W. Zhao, "Localization technologies for indoor human tracking," Proceedings of 5th International Conference on Future Information Technology, pp. 1-6, 2010.
- [8] M. Quigley, D. Stavens, A. Coates, and S. Thrun, "Sub-meter indoor localization in unmodified environments with inexpensive sensors," Intelligent Robots and Systems, 2010.
- [9] L. Oliveira, U. Nunes, "Context-aware pedestrian detection using lidar." Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. 773-778, 2010.
- [10] C. Premebida, G. Monteiro, U. Nunes, P. Peixoto, "A lidar and vision-based approach for pedestrian and vehicle detection and tracking," Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 1044-1049, 2007.
- [11] K.O. Arras, Oscar Martínez Mozos, W. Burgard, "Using boosted features for the detection of people in 2d range data," Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3402-3407, 2007.
- [12] C. Premebida, O. Ludwig, U. Nunes, "Lidar and vision-based pedestrian detection system", Journal of Field Robotics, Vol. 26, No. 9, pp.696-711, 2009.
- [13] Premebida C, Nunes U, "A Multi-Target Tracking and GMM-Classifer for Intelligent Vehicles," Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference, pp. 313-318, 2006.
- [14] F. Morsdorf, E. Meier, B. Kötz, K. Itten, M. Dobbertin, B. Allgöwer, "LIDAR based geometric reconstruction of boreal type forest stands at single tree level for forest and wildland fire management," Remote Sens. Environ, Vol. 92, No. 3, pp. 353-362, 2004.
- [15] M. Lee, S. Hur, Y. Park, "Obstacle Classification Method Based on Single 2D LIDAR Database," IEMEK J. Embed. Sys. Appl., Vol. 10, No. 3, pp. 179-188, 2015 (in Korean).

Seong Kyung Kwon (권 성 경)

He received the B.S degree in electronic engineering from Keimyung University, Korea, in 2015. Since 2015, he has joined in Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology (DGIST), Korea, as a Master student. His research interests are autonomous vehicle, cyber physical systems, and sensor fusion.

Email: sk_kwon@dgist.ac.kr

Eugin Hyun (현 유 진)

He received the B.S., M.S., and Ph.D. degrees in electronic engineering from Yeungnam University, Korea, 1999, 2011, and 2005, respectively. Since 2005, he joined the DGIST, Daegu, Korea, as a senior research engineer. From 2007 to 2013, he also joined in the Department of Electronic Engineering, the Undergraduate Colleges, Yeungnam University, Korea, as an adjunct professor. His primary research interests are FMCW/UWB radar signal processing (detection, tracking, and classification), the design and implementation of digital signal processor, the radar architecture design, and automotive and smart surveillance radar applications.

Email: braham@dgist.ac.kr

Jin-Hee Lee (이 진 희)

Jin-Hee Lee is a researcher in CPS Global Center of Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology (DGIST), Korea. She received the B.S. degree in Computer Science from Korea National Open University, and M.S. and Ph.D. degree in Computer and Information Engineering from Inha University of Korea. Her research interests include cyber-physical systems, human computer interaction, and ubiquitous computing.

Email: jhlee07@dgist.ac.kr

Jonghun Lee (이 종 훈)

He received the B.S. degree in electronics engineering from SungKyunKwan Univ., Korea, in 1996 and obtained the M.S. and Ph.D. degrees in electrical and electronics and computerscience from SungKyunKwan Univ., Korea, in 1998 and 2002, respectively. From 2002 to 2005, he joined in Samsung Electronics Company as a Senior Research engineer. Since 2005, he has joined in Daegu Gyeongbuk Institute of Science & Technology (DGIST), Korea, as a Principle research engineer. His primary research interests are the detection, tracking, recognition for radar (FMCW & UWB radar), vision-based vehicle sensor and radar signal processing.

Email: jhlee@dgist.ac.kr

Sang Hyuk Son (손상혁)

Sang Hyuk Son is the Dean of the Graduate School and the Director of CPS Global Center at DGIST. He has been a Professor of Computer Science Department at the University of Virginia, and WCU Chair Professor at Sogang University. He received the B.S. degree in electronics engineering from Seoul National University, M.S. degree from KAIST, and the Ph.D. in computer science from University of Maryland, College Park. He has been a Visiting Professor at KAIST, City University of Hong Kong, Ecole Centrale de Lille in France, and Linkoping University and University of Skovde in Sweden. His research interests include cyber physical systems, real-time and embedded systems, database and data services, and wireless sensor networks.

Email: son@dgist.ac.kr