단일레이저거리센서를 탑재한 실내용이동서비스로봇의 사람추종

Human following of Indoor mobile service robots with a Laser Range Finder

유 윤 규¹, 김 호 연¹, 정 우 진[†], 박 주 영²

Yoonkyu Yoo¹, Hoyeon Kim¹, Woojin Chung[†], Jooyoung Park²

Abstract The human-following is one of the significant procedure in human-friendly navigation of mobile robots. There are many approaches of human-following technology. Many approaches have adopted various multiple sensors such as vision system and Laser Range Finder (LRF). In this paper, we propose detection and tracking approaches for human legs by the use of a single LRF. We extract four simple attributes of human legs. To define the boundary of extracted attributes mathematically, we used a Support Vector Data Description (SVDD) scheme. We establish an efficient leg-tracking scheme by exploiting a human walking model to achieve robust tracking under occlusions. The proposed approaches were successfully verified through various experiments.

Keywords: Human-Robot Interaction, Leg detection, Human following, Mobile robot navigation

1. 서론

제조업에 국한되었던 로봇의 적용 분야가 기술이 발전하면서 인간과의 상호작용을 위한 서비스 분야로 넓혀지고 있다. 자율주행로봇의 경우에 인간을 장애물로 인식하는 것이 아닌 서비스를 위한 대상으로 인식하며 동반 주행을 수행하는 기능이 안내로봇, 포터로봇 등에서 유용하게 쓰일 수 있다.

사람인식에 대한 기술은 그간 활발하게 연구되어 왔다. 대표적인 방법 중 하나가 카메라를 통한 비전 시스템을 이용하는 것이다^[1,2]. 비전 시스템을 이용하면 사람이나 사물의 색 정보를 통해 다른 센서들에 비해 직관적으로 목표대상을 추출해 낼 수 있는 장점이 있지만, 주변 환경의 밝고 어두움에 따라 목표대상의 추출 성공률 변화가 심하다

는 단점이 있다.

여러 종류의 센서들을 함께 사용하는 방법도 있다^[3,4]. 문헌[3]에서 제시된 것처럼 비전 시스템과 레이저거리센서 두 가지 센서를 이용하여 비전 시스템으로는 사람의 얼굴을, 레이저거리센서로는 사람의 다리를 추출하여 사람을 추종하는 방법이 있다. 또한 문헌[4]에 제시된 기법은 아래 위로 두 개의 레이저거리센서를 장착하여 위의 센서로는 사람의 가슴, 아래의 센서로는 사람의 다리를 측정하여 사람을 인식한다. 하지만 이러한 방법들의 경우, 장치들을 갖추는 데에 필요한 비용이 높아질 수 있는 단점이 존재한다. 하나의 레이저거리센서만을 통해 사람을 인식 하는 방법도 존재한다^[5]. 레이저거리센서는 주행 환경에서 사람을 구별하는 어려움이 있지만 정확한 거리 정보를 제공한다. 따라서 신뢰성 높은 레이저거리센서를 이용하여 사람을 추출하는 연구들이 많이 제시되었다.

기존의 레이저거리센서를 통한 연구는 사람의 보행패턴을 모델링 하여, 고정된 레이저거리센서들의 데이터들을 가지고 파티클 필터와 확장 칼만 필터(EKF) 등을 이용하여 확률적으로 사람을 추출한다. 문헌[6]에 제시된 연구는 여러 개의 레이저거리센서들이 감지하는 데이터를 기반으로 네트워크를 통해 연산하여 많은 사람의 보행을 추출하

Received : Sep.27.2010; Reviewed : Dec.21.2010; Accepted : Dec.22.2010

※ 본 연구는 (고려대학교 로봇자율주행기술 전문인력양성센터를 통한) 지식경제부/한국산업기술진흥원 융복합형로봇전문인력양성사업과 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업(NIPA-2010-C1090-1021-0010)의 연구결과로 수행되었습니다.

¹ 고려대학교 기계공학부(kookoonara@korea.ac.kr, yongbe@korea.ac.kr)

[†] 교신저자 : 고려대학교 기계공학부(smartrobot@korea.ac.kr)

² 고려대학교 제어계측공학과(parkj@korea.ac.kr)

였다. 이 연구에서는 사람의 걷는 모션을 4가지 단계로 모델링 하였다. 따라서 움직이는 데이터 점들과 각 보행 모션 모델을 EKF로 계산한 결과의 비교를 통해 사람을 추출한다. 이 방법은 움직이는 모든 점들을 모델에 맞추어 연산하기 때문에, 계산 시간이 많이 걸리며 정확한 연산을 위해서 여러 대의 레이저거리센서가 이동하지 못하고 지정된 장소에 고정되어야 한다는 단점이 있다. 문헌[7]은 주어진 주행 환경에 대한 지도 정보를 기반으로 사람을 추종하였다. 파티클 필터와 주어진 지도 정보를 이용하여 이동로봇의 위치와 사람의 위치를 계산하여 사람을 추종하는 연구이다. 다양한 정보를 이용하기 때문에 정확한 사람 추출과 추종이 가능하지만 그에 따른 계산량이 많다는 단점이 존재한다.

다리 형상을 기하학적으로 접근하여 추출하는 연구가 있다. 문헌[8]은 사람의 다리를 원의 형상으로 가정하였다. 내접 각 분산을 이용하여 직선과 호를 구별해 낸 후 형상들 중 일정범위의 반지름을 갖는 형상을 찾아내도록 하였다. 하지만 바지를 입는 경우에는 바지의 주름 때문에 사람의 다리를 항상 원의 형상으로 가정하기에는 무리가 있다.

본 논문은 이동 로봇 위에 장착된 레이저거리센서 하나만을 이용하여 사람의 다리를 추출하고 사람을 추종하는 기법을 제안하고자 한다. 본 논문에서는 원이나 다각형 등의 특정한 형상을 정의하지 않고, 레이저거리센서를 이용하여 얻은 3258개의 다리이미지를 특징짓는 4가지 속성을 정의하였다. 이러한 특징들의 수치적인 범위는 데이터 분류기법 중 하나인 서포트 벡터 데이터 표현 기법(SVDD: Support Vector Data Description)에 의해 추출되었다. 만약 목표 대상의 다리를 놓치거나 인식이 안 되는 경우에도 인간 보행 모델을 적용하여 목표 대상의 위치를 예측하며 안정적인 사람 추종이 가능하도록 보완하였다.

2. 다리 추출

레이저거리센서를 이용한 사람의 다리 추출을 위해서는 먼저 레이저센서 데이터 포인트들을 가지고 각각의 포인트들 사이의 거리를 계산하여 일정거리를 기준으로 분류하는 과정이 필요하다. 이를 통해 각각의 분류된 데이터 그룹들을 가지고 설정한 다리 추출 기법을 통해 사람 다리 여부를 판단하게 된다.

2.1 기존의 기법

기존의 다리 추출 방법의 공통된 핵심은 다리의 형상을 기하학적으로 가정한 것이었다. 일반적으로 사람의 다리는 일정한 크기의 형태를 갖기 때문이다. 또한 원이나 사각형과 같은 형태로 다리를 추출하게 되면 계산과정이 단순해

지고 그만큼 시간도 절약될 수 있다. 일반적으로 많이 사용되는 기존의 다리 추출 기법에 관한 자세한 사항은 섹션 2.1.1~2.1.2에 소개되어 있다.

2.1.1 바운딩 박스(Bounding Box) 기법

바운딩 박스(Bounding Box)는 문헌[9], [10]에서 소개된 것처럼 적용하기에 쉽고 간단하기 때문에 특징추출 분야에서 많이 사용되는 기법이다.

먼저, 그림 1에서 보여지는 것처럼, 분류된 다리후보 이미지에 대한 직사각형의 대각선 d 를 계산한다. 식 (1)에서 제시된 바와 같이 d 값이 설정된 범위를 만족하게 되면 다리 추출 알고리즘은 해당하는 다리후보 이미지를 사람의 다리라 판단하게 된다. 그 반대의 경우는 다리가 아니라고 판단한다.

$$S_i = \begin{cases} \text{person} & d_{\min} < d < d_{\max} \\ \text{no person} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

그림 1. The concept of a bounding box approach.

2.1.2 원형 피팅(Circle Fitting) 기법

레이저센서 이미지 상으로 사람의 다리는 일반적으로 원의 형태를 나타낸다. 물론 화분, 기둥, 그리고 소화기 같은 원형의 사물들이 주변에 존재 하지만 사람의 다리는 일반적으로 반지름의 범위가 좁기 때문에 이를 적절히 적용하면 다리를 추출해낼 수 있다. 이러한 관점에서 제시된 다리 추출 기법이 바로 문헌[8]에 소개된 원형 피팅(Circle Fitting) 기법이다.

원형 피팅을 통해 다리를 추출하기 위해서는 먼저 다리 후보 이미지들이 원형을 띠고 있는지에 대한 여부를 판단해야 한다. 이를 위해서 다리후보 이미지의 내접 각 θ 를 계산해야 한다. 예를 들어 그림 2와 같이 다리후보 이미지가 주어졌을 때, 이미지의 양 끝점과 그 사이 임의의 한 점을 선택하여 세 점 사이의 내접 각 θ 를 계산한다. 여기서 계산된 내접 각 θ 가 설정된 범위를 만족시키면 해당 이미지가 원의 형태를 띠고 있다고 판단한다. 문헌[8]에서 제시

그림 2. The inscribed angle θ in a leg image.

된 내접 각 θ 의 범위는 $90^\circ \sim 135^\circ$ 이다.

추출된 다리후보 이미지가 원의 형태를 띠고 있다고 판단되면, 이미지에 피팅되는 원의 반지름을 계산해야 한다. 계산된 반지름이 설정된 다리의 반지름 범위에 포함이 된다면 다리후보 이미지를 최종적으로 사람의 다리라 판단하게 되는 것이다. 이때 반지름을 계산하는 방법은 문헌[8]에 자세히 제시되어 있다.

2.2 제안된 기법

이동로봇의 사람추종 임무를 수행하기 위해서는 로봇과 사람 사이의 적정 거리를 설정해야 한다. 문헌[11]에는 이와 관련하여 사람 주변의 상대적인 공간에 대한 분석이 제시되어 있다. 이 문헌에 따르면 사람 주변의 상대적인 공간은 총 네 개의 공간으로 나뉘어진다. 사람과 로봇 사이의 적절한 거리는 적용분야에 따라 달라질 수 있으므로, 본 논문에서는 로봇이 사람의 개인 소지품을 운반하는 상황으로 가정하였다. 이러한 경우 문헌[11]에 제시된 네 가지 공간 정의 중, *personal distance*가 가장 적합할 것으로 판단되었다. 따라서 로봇이 목표 대상을 추종 하기 위한 목표 거리를 $0.5\text{m} \sim 1.5\text{m}$ 로 설정하였다.

그림 3은 사람 다리 부분의 레이저거리 데이터 점들 모양이 다리 방향과 바지 주름에 따라 다양한 형상들을 나타낼 수 있음을 보여 주고 있다. 즉, 이로부터 알 수 있는 것은 사람의 다리를 단순히 기하학적인 측면에서 다루기에는 다소 무리가 있다는 것이다. 항상 원이나 삼각형 등으로 추출할 수 없기 때문이다. 따라서 일정한 형상을 정의하기 어려운 다리를 추출하기 위해 일반적으로 다리가 가질 수 있는 특징들을 실험을 통해 분석하였다.

총 네 명의 실험 자로부터 그림 3과 같은 다양한 다리 이미지를 3258개 얻었다. 다리와 레이저거리센서와의 거리는 $0.5\text{m} \sim 1.5\text{m}$ 로 변경해가며 결과를 얻어내었다. 레이저거리센서는 SICK사의 LMS200을 사용하였으며 정밀도는 1° 이다. 센서는 바닥의 지면으로부터 높이 28cm 에 장착되

그림 3. Examples of the range image of human legs.

어 있다.

2.2.1 SVDD를 이용한 다리추출

본 논문에서는 하나의 레이저거리센서를 이용하여 사람의 다리를 추출해내기 위해 사람의 다리가 갖는 네 개의 특징들을 정의하였다. 첫 번째는 다리 하나를 표현하는 점들 사이의 거리는 일정 길이($D_{threshold}$) 이하에서 존재한다는 것이다. 이를 반영하여 주변환경으로부터 다리일 가능성이 높은 점들을 하나의 다리후보 이미지로 묶을 수 있다. 두 번째는 앞선 조건에 의해 얻어진 점들의 그룹은 다리의 방향이 달라지고 움직이더라도 바지의 통은 변하지 않으므로 점들 사이의 길이 합은 일정 길이 범위를 갖는다는 것이다. 즉, 일정한 범위의 둘레(*Girth*)를 갖게 된다. 세 번째는 거리를 측정하는 레이저거리센서의 시점에서 다리는 볼록한 형상을 띠게 된다. 따라서 이 볼록한 정도의 범위를 나타내고자 정의한 다리 특징 중 하나가 깊이(*depth*)이다. 마지막 다리의 특징은 다리 하나의 너비(*width*)는 일정한 범위를 갖게 된다는 것이다. 따라서 이러한 네 가지의 특징들의 범위를 구하기 위해 수집한 3258개의 데이터 분석을 통해 95% 이상의 다리 이미지들이 공통적으로 갖는 범위를 표 1과 같이 구하였다.

각 다리의 특징 사이에는 종속적인 상관관계가 존재한다. 이러한 특징 간의 상관관계는 데이터 분류기법을 적용하는 데에 매우 유용한 장점이 있다. 따라서 위의 과정을

표 1. Characteristics of one leg (Unit: cm).

$D_{threshold}$	10.9
다리의 둘레(<i>Girth</i>)	최소: 9.1
	최대: 34.9
다리의 깊이(<i>depth</i>)	3.0
다리의 너비(<i>width</i>)	최소: 9.0
	최대: 23.3

통해 얻은 다리의 특징이 신뢰할 수 있는 결과인지 판단하기 위해 서포트 벡터 데이터 표현 기법(이하 SVDD)을 적용해 보았다. SVDD는 정해진 조건을 기준으로 정상데이터와 비정상데이터를 분류할 수 있는 분류 기법이다. 이러한 SVDD를 통해 3,258개의 다리 이미지로부터 각 특징의 범위를 추출해보았다. SVDD에 관한 자세한 설명은 문헌[12]에 제시되어 있다.

그림 4(a)는 3258개 다리 이미지의 둘레(*Girth*)-너비(*width*) 평면에서의 분포를 나타낸다. 이러한 분포를 가지고 SVDD를 통해 신뢰할 수 있는 범위를 추출한 결과는 그림 4(b)와 같다.

그림 5(a)는 3258개 다리 이미지의 깊이(*depth*)-둘레(*Girth*) 평면에서의 분포를 나타낸다. 이러한 분포를 가지고 SVDD를 통해 신뢰할 수 있는 범위를 추출한 결과는 그림 5(b)와 같다.

별도의 데이터 분류기법을 쓰지 않고 통계적으로 구한 다리 특징의 범위를 SVDD를 통해 얻은 범위와 비교한 결과, 크게 벗어나지 않고 SVDD를 통해 얻은 범위가 전반적으로 좁게 나온 것을 확인할 수 있다.

(a) Distribution of the girth and width data of legs.

(b) Boundaries extracted by SVDD.

그림 4. Distributions of the girth and width data.

(a) Distribution of the depth and girth data of legs.

(b) Boundaries extracted by SVDD.

그림 5. Distributions of the girth and depth data.

2.2.2 다리추출 알고리즘

알고리즘 1: LRF데이터(P_i)를 통한 다리추출

$EL(P_i) \leftarrow$ Incremental method 통한 l_{long} 보다 긴 직선 제거

$C \leftarrow D_{threshold}$ 를 이용한 남아있는 점들의 다리후보 이미지추출

$N \leftarrow C$ 의 개수

for $k \leftarrow 1 \sim N$

$p(G_k, W_k) \leftarrow C_k$ 의 G_k 와 W_k 계산

if $p(G_k, W_k) \in G-W$ 범위

then $depth \leftarrow C_k$ 의 오목한 형상에 대한 허용길이

if $p(G_k, depth) \in G-depth$ 범위

then $L \leftarrow C_k$ 를 다리 이미지 그룹에 저장

return(L)

알고리즘 1은 앞서 언급한 네 개의 다리 특징을 기준으로 주어진 레이저 스캔 이미지로부터 다리를 추출해내는 것을 나타낸다. 먼저 첫 번째로 벽과 같은 긴 직선 형태의 사물을 제거하기 위해 문헌[13]에 제시된 Incremental Method를 사용하여 설정된 기준 값($l_{long}=16cm$) 이상의 긴 직선을 제거한다. 다음으로 레이저 스캔 이미지의 포인트 사이의 거리 값을 $D_{threshold}$ 를 기준으로 계산하여 다리후보

이미지를 추출한다. 마지막으로 앞에서 구한 다리 이미지의 특징들이 그림 4(b)와 그림 5(b)에 제시된 범위를 만족하는지 확인한다. 이러한 과정들을 모두 만족시키는 다리 후보 이미지를 최종적으로 다리라 판단하게 된다.

2.2.3 다리 움직임에 대한 분석

성공적인 사람추종을 위해서는 다리의 움직임을 분석하는 것이 매우 중요하다. 따라서 보행자가 많은 복도에 다리의 움직임을 측정하기 위한 레이저거리센서를 설치하고 불특정 다수의 직진보행과 회전보행을 분석해보았다. 결과적으로 이러한 사람들의 보행패턴을 통해 두 다리 사이의 거리(Δd), 두 다리 위치의 중점을 몸의 위치로 가정할 때 레이저거리센서의 갱신시간당 몸의 이동거리(Δb), 이동방향과 몸의 이동방향이 일치한다고 가정할 때의 방향 변화 각도($\Delta \theta$), 각 다리의 이동거리(Δl)와 방향 변화 각도($\Delta \theta$)를 분석해보았다.

직진보행 실험에서는 네 사람 보행으로부터 312개의 데이터를 얻었고, 회전보행 실험에서는 16명의 보행으로부터 352개의 데이터를 얻었다. 분석한 결과는 아래 표 2에 제시하였다.

표 2. Characteristics between two legs (Unit: cm).

Δd , 두 다리 사이의 거리	최소: 21.5
	최대: 53.1
Δl , 다리 하나의 이동 거리	최대: 64.8
	평균: 16.3
$\Delta \theta$, 다리의 방향 변화 각도	최대: 33.65°
Δb , 몸의 이동거리	최소: 5.9
	최대: 43.2
$\Delta \theta b$, 몸의 방향 변화 각도	최대: 34.26°

2.2.4 다리의 쌍을 찾고 목표 대상을 찾는 알고리즘

알고리즘 2: 추출된 다리(L)를 통한 사람후보 만들기
 $N \leftarrow$ 추출된 다리의 개수

for $k \leftarrow 1 \sim N-1$

for $l \leftarrow k+1$ to N

$D \leftarrow \| L_k - L_l \|$

if $D \geq \text{minimum } \Delta d$ and $D \leq \text{maximum } \Delta d$

(Δd : 동일한 사람의 다리라 판단 가능한 두 다리 사이의 거리)

then $CP \leftarrow L_k$ 와 L_l 를 하나의 사람으로써 저장

return(CP)

최종적으로 로봇이 사람을 추종하기 위해, 알고리즘 1에서 추출된 다리 후보(L_k)들을 동일한 사람의 다리끼리 묶을 필요가 있다. 이를 위해 알고리즘 2는 표 2에 주어진 데

이터를 기반으로 사람(CP_k)을 추출해 낸다. 이전 단계의 목표 대상의 위치정보를 기준으로 다리 사이의 거리, 각 다리의 위치 변화 등의 변화량을 계산하여 동일한 사람의 다리라 판단되는 다리들을 하나의 사람으로써 추출해 내는 과정을 나타낸다.

알고리즘 3: 목표 대상(CP) 선택

$N \leftarrow$ 후보 사람의 개수

for $k \leftarrow 1 \sim N$

$R_{t-1} \leftarrow t-1$ 시점에서 목표 대상의 몸의 위치

$B'_k \leftarrow t$ 시점에서 후보사람(CP_k)의 몸의 위치

if $\|R_{t-1}B'_k\| \leq \Delta d_1$ and $\angle(R_{t-1}B'_k, R_{t-2}R_{t-1}) \leq \Delta \theta_1$

($\Delta d_1, \Delta \theta_1$: 이전 단계와 동일한 대상이라 판단 가능한 몸의 이동가능 범위)

then $H_{t-1}^a \leftarrow t-1$ 시점에서 목표 대상의 다리 하나의 위치

(if $a=1$, 왼쪽다리 위치
 elseif $a=2$, 오른쪽다리 위치)

for $l \leftarrow 1 \sim 2$

$T_t^b \leftarrow t$ 시점에서 후보사람(CP_k)의 다리 위치

if $\|H_{t-1}^l T_t^b\| \leq \Delta d_2$ and $\angle(H_{t-1}^l T_t^b, R_{t-2}R_{t-1}) \leq \Delta \theta_2$

($\Delta d_2, \Delta \theta_2$: 이전 단계와 동일한 대상이라 판단 가능한 다리의 이동가능 범위)

then $TP \leftarrow$ 목표 대상(CP_i)으로써 저장

return(TP)

알고리즘 3은 표 2에 제시한 데이터를 기반으로 추종해야 할 목표대상을 선택하는 과정이다. 이를 통해 이전 시점에서 저장된 목표 대상의 위치정보를 기준으로 몸의 위치 변화, 방향 변화 등을 고려하여 알고리즘 2로부터 나온 후보 사람들(CP_k) 중 어떤 사람이 이전 시점의 목표 대상과 동일한 사람인지 판단하게 된다.

2.2.5 사람 추종에 실패하는 경우

본 논문에서 제시한 기법은 기본적으로 새롭게 얻어지는 센서 데이터로부터 추종해야 할 대상의 위치를 제공한다. 센서는 불확실성을 기본적으로 갖기 때문에 완벽한 사물의 인식은 쉽지 않다. 따라서 본 논문에서 제한한 사람 추종 기법의 경우에도 상황에 따라 추종에 실패할 수 있다.

첫 번째로 목표 대상의 위치를 잃어버리는 경우이다. 본 논문에서는 사람이 부드럽게 움직이는 상황만을 전제하였기 때문에, 급격하게 속도를 변화시키거나 점프를 하는 상

황에서는 로봇이 목표 대상을 잃어버릴 수 있고 추종에 실패할 수 있다. 두 번째로 사람의 다리와 유사한 사물이 가까이 있을 경우, 그 대상을 목표 대상으로 잘못 인식할 수 있고 결국 추종에 실패하게 된다. 마지막으로 본 논문에서는 로봇으로부터 거리가 1.5m 이하의 사람만을 추종하도록 설정되어 있다. 따라서 사람의 보행속도가 점점 빨라지고 로봇과의 거리가 1.5m 이상이 되는 경우 목표 대상을 잃게 되어 추종에 실패할 수 있다.

3. 인간 보행 모델

이동로봇이 레이저거리센서를 이용하여 사람을 인식하여 그 대상을 추종할 때 장애물 또는 지나가는 보행자에 의해 로봇의 목표 대상이 가려지는 상황이 발생할 수 있다. 따라서 이러한 상황에 대비해 안정적으로 사람을 추종할 수 있도록 사람의 보행을 예측할 수 있는 인간 보행 모델을 적용하였다. 본 논문에서는 짧은 순간 동안 가려짐이 일어난 경우만 1차원 인간 보행 모델을 적용하는 것을 전제로 하였다. 사람이 부드럽게 움직인다고 가정하였으므로, 짧은 시간 동안 진행방향이나 이동거리가 크게 바뀌지 않는다. 하지만 가려짐이 일어난 상황에서 로봇이 추종하던 대상의 속도가 급변하거나 점프를 하는 경우, 가려짐이 일어나는 시간이 길어질 경우에는 대응이 어렵다.

그림 6은 일반적인 인간의 보행 모습을 보여준다. 문헌 [14], [15]에 따르면 사람의 보행 주기는 동일한 발이 땅에서 떨어져서 땅에 닿을 때까지라고 정의하고 있다. 보행 주기는 두 단계(stance, swing)로 이뤄져 있다. stance단계는 다리가 땅에 닿아 있을 때를 말한다. 이 동안의 시간을

t_{stance} 라 정의한다. swing단계는 다리가 회전을 하여 움직이고 있을 때를 말한다. 이 동안의 시간을 t_{swing} 이라 정의한다. 또한 문헌[14]에 따르면 사람의 키에 따라서 step length가 영향을 받지만 나이나 몸무게에는 크게 영향을 받지 않는다고 되어있다. 그리고 보행 속도나 패턴은 걷는 방법에 따라 t_{stance} 와 t_{swing} 에 영향을 끼친다고 한다. 우리는 문헌[16]에 제시된 추가적인 변수(Δd_{max} , Δd_{stance})를 사용하여 아래의 식과 같은 인간 보행 모델을 적용하였다.

$$\begin{aligned} & \text{if}(t \leq t_{swing}) \\ & \quad \Delta d_t = -\frac{(\Delta d_{max} - \Delta d_{stance})}{2} \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{t_{swing}} \cdot t\right) + \frac{\Delta d_{max} + \Delta d_{stance}}{2} \\ & \text{elseif}(t \geq t_{swing} \text{ and } t \leq t_{cycle}) \\ & \quad \Delta d_t = \Delta d_{stance} \\ & \text{endif} \end{aligned} \quad (2)$$

$\Delta d_{max} : t_{swing}$ 동안 다리의 최대 이동거리

$\Delta d_{stance} : t_{swing}$ 동안 다리의 평균 이동거리

$$t_{cycle} = t_{swing} + t_{stance} \quad (3)$$

$$f(t_k) = \sum_{t=1}^{t_k} \Delta d_t \quad (4)$$

최종적으로 추종해야 할 다리의 위치는 식(4)에 제시된 바와 같이 증가하는 예상 이동거리의 총합으로 계산된다.

4. 실험

실험에 사용된 이동로봇은 그림 7(a)에 제시된 Pioneer3-DX 이다. 모든 연산은 200ms주기로 이루어진다. 목표 대상을 추종하기 위한 추종제어는 그림 7(b)에 제시된 것과 같다. 본 논문에서 사용된 추종제어의 목적은 가상링크의 기준점과 목표 대상의 중심위치 사이의 거리 오차를 줄이는 것이다. 로봇과 사람 사이의 기준 거리를 50cm으로 설정하였다. 따라서 가상링크 l의 길이가 50cm이 되도록 로봇의 속도와 가속도 값이 입력된다. 속도(v)와 가속도(w) 값의 입력은 아래 식 (5)와 같이 계산된다.

$$\begin{pmatrix} v \\ w \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_t \cdot l \cos \theta \\ k_r \cdot l \sin \theta \end{pmatrix} \quad (5)$$

본 논문에서는 두 가지 실험을 수행하였다. 실험 1에서

그림 6. Human walking motion in [14].

(a) Two-wheeled differential mobile robot.

(b) The target and reference points for tracking.

그림 7. A mobile robot and the reference point for tracking.

는 다양한 사물들 사이에서 사람의 다리를 추출하는 성능을 평가해보았다. 본 논문에서 제시된 SVDD를 이용한 다리 추출 기법의 우수성을 판단하기 위해 기존의 기법과의 성능 비교 결과도 제시하였다. 실험 2에서는 로봇이 목표 대상을 추종 주행하는 중에 다른 보행자에 의해 가려짐이 일어나거나 목표 대상 외의 보행자가 목표 대상과 나란히 걷는 환경에서 제시된 기법의 성능을 평가해보았다.

4.1 실험 1

그림 8(a)에 제시된 것과 같이 소화기, 화분, 쓰레기통 그리고 사다리를 실험환경에 설치하였다. 그림 8(b)는 그림 8(a)의 레이저 스캔 이미지이다. 이와 같은 환경에서의 다리 추출결과는 그림 9에 제시되어 있다.

쓰레기통은 섹션 2.2.2에 제시된 알고리즘 1에 의해 긴 직선의 형태로 추출되어 먼저 제거되었다. 이후 알고리즘 1에 의해 그림 9와 같이 총 7개의 다리후보 이미지를 얻었다. 화분은 둘레(37.2cm)가 최대 허용치인 26.21cm보다 크기 때문에 제외되었다. 소화기는 너비(7.3cm)가 최소 허용치인 8.33cm보다 작기 때문에 제외되었다. 사다리는 너비

(a) Experimental environment: ① Flower pot, ② Fire extinguisher, ③ Ladder, ④ Trash can.

(b) LRF scan image.

그림 8. Environment for the first experiment.

(6.06cm)가 최소 허용치인 8.33cm보다 작기 때문에 제외되었다.

결과적으로 사물들을 제외하고 네 개의 사람 다리가 정확하게 추출되었음을 그림 9에서 확인할 수 있다. 이러한 다리 추출 성능은 주변의 다양한 사물들이 있는 환경에서도 로봇이 사람을 안정적으로 추종할 수 있음을 보여준다.

위에서 언급한 다리추출 성능의 우수성을 평가하기 위해 섹션 2.1.1~2.1.2에서 제시한 타기법과의 비교 실험을 수행하였다. 이 비교 실험은 그림 8의 환경에서 얻은 35개 레이저 스캔 이미지를 가지고 수행되었다. 그림 10 과 그림 11은 비교 실험 결과의 한 예를 보여주고 있다. 각각 같은 LRF 스캔 이미지를 기준으로 실제 사람의 다리 추출 결과를 나타낸다.

먼저 그림 10은 바운딩 박스를 사용할 때 오류가 일어난 상황을 보여준다. 이해를 돕기 위해 각 레이저 스캔 이미지에 로봇이 현재 사람의 다리로 인식하고 있는 대상과 사람을 사물로 잘못 인식한 대상을 표시하였다. 제안된 기법을 이용하였을 때에는 주변의 사물을 제외하고 사람의 다리를 정확히 추출해 낸 반면, 바운딩 박스를 이용하였을 때에는 두 사람 중 한 명을 인식하지 못했고, 화분과 사다

그림 9. Result of leg detection.

그림 10. One of the examples of the comparison results with Bounding Box.

그림 11. One of the examples of the comparison results with Circle Fitting.

리의 일부를 사람의 다리로 잘못 인식하는 결과를 보여주었다.

마찬가지로 그림 11은 원형 피팅을 사용할 때 오류가 일어난 상황을 보여준다. 이해를 돕기 위해 각 레이저 스캔 이미지에 로봇이 현재 사람의 다리로 인식하고 있는 대상과 사람을 사물로 잘못 인식한 대상을 표시하였다. 제안된 기법을 이용하였을 때에는 주변의 사물을 제외하고 사람

의 다리를 정확히 추출해 낸 반면, 원형 피팅을 이용하였을 때에는 두 사람 중 한 명을 인식하지 못했고, 화분과 쓰레기통을 사람으로 잘못 인식하는 결과를 보여주었다. 각 기법의 성능 비교결과는 아래 표 3과 같다.

일반적으로 로봇이 사람을 따라 추종주행 할 경우, 실제 사람의 다리를 인식하지 못하게 되면 주행에 실패할 수 있다. 이러한 경우의 실패확률이 2.9%로 제안된 기법이 다른

표 3. Comparison results of leg detection.

실제 라벨	추출된 라벨	바운딩 박스	원형 피팅	제안된 기법
사람	사람	95.3%	81.6%	97.1%
	사물	4.7%	18.4%	2.9%
사물	사람	44.5%	10.5%	9.2%
	사물	55.5%	89.5%	90.8%

두 기법들 보다 가장 작은 값을 보여주는 것을 알 수 있다. 마찬가지로 로봇이 사람을 따라 추종주행 할 때, 사물을 사람으로써 인식하게 된다면 주행에 실패할 수 있다. 이러한 경우의 실패확률 또한 9.2%로 제안된 기법이 다른 두 기법들 보다 가장 작은 값을 보여주는 것을 알 수 있다. 이러한 결과는 바운딩 박스 기법과 원형 피팅 기법보다 본 논문에서 제안된 기법이 안정적인 성능을 보여준다는 것을 의미한다.

4.2 실험 2

그림 12는 실험 2의 실험 환경을 나타낸다. 실험 2에는 두 가지 상황이 일어난다. 첫 번째 상황은 로봇과 목표 대상 사이에 다른 보행자가 가로질러 지나가서 가려짐이 일어나는 상황이다. 두 번째 상황은 로봇이 목표 대상을 추종하는 도중, 목표 대상과 다른 보행자가 나란히 걷는 상황이다.

그림 13은 그림 12에서 일어난 두 가지 상황 중에서 첫 번째 경우인 가려짐이 일어난 상황을 나타낸 것이다. 초기에 로봇이 목표 대상을 따라 추종주행을 하게 되면 세 번의 보행 주기 동안 목표 대상의 각 다리가 갖는 이동거리를 측정하게 된다. 이를 기반으로 섹션 3에 제시되었던 t_{swing} , t_{stance} , 그리고 Δd_{max} 를 계산하게 된다. 이렇게 얻어진 변수 값들을 통해 목표 대상의 예상 위치를 계산하게 된다.

그림 13(d)는 지나가는 보행자1에 의해 로봇의 목표 대상이 가려진 상황을 나타낸 것이다. 검은색 점선으로 표시된 두 원은 인간 보행 모델로부터 계산된 목표 대상의 예상 위치를 의미한다. 이러한 상황에서 다시 목표 대상의 다리를 찾기 위해 예상되는 목표 대상의 다리위치 범위가 커지게 된다. 그림 13(f)와 같이 해당하는 범위 안에 다리가 추출되면 그 다리를 기존의 목표 대상과 동일하다고 판단

그림 12. Environment for the second experiment.

(a) Situation at $t_{14.5}$. (c) Situation at t_{15} . (e) Situation at $t_{15.5}$. (b) Before being hidden at $t_{14.5}$. (d) Hidden at t_{15} . (f) After being hidden at $t_{15.5}$.

그림 13. Tracking under occlusions.

(a) Situation at t_{20} . (c) Situation at t_{37} .

(b) Method for tracking the target.

(d) Method for tracking the target.

그림 14. Result of tracking the target person.

한다.

그림 14는 그림 12에서 일어난 두 가지 상황 중에서 두 번째 경우인 로봇이 목표 대상을 추종하는 동안($t_{20} \sim t_{37}$), 목표 대상 옆에 다른 보행자가 나란히 걷는 상황이다. 그림 14(b)는 두 명의 사람이 추출되었음을 보여준다. 이러한 상황에서 섹션 2.2.4에서 제시된 알고리즘 3에 의해 이전 시점의 목표 대상 위치와 비교하여 동일한 목표대상을 찾는 것이다. 따라서 나란히 걷는 보행자2는 제외되었다. 그림 14(d)는 목표 대상과 보행자2가 나란히 걷는 시간 동안($t_{20} \sim t_{37}$), 로봇의 목표 대상이 바뀌지 않았음을 보여준다.

5. 결 론

본 논문에서는 단일 레이저거리센서를 이용한 사람의 다리 추출과 추종 기법을 제시하였다. SVDD와 실험적으로 얻은 간단한 네 가지 다리특징을 이용한 다리 추출 기법은 기존의 기하학적인 가정을 이용한 타 기법들보다 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다. 또한 다른 보행자에 의해 로봇과 목표 대상 사이에 가려짐이 일어나는 상황에서도 안정적인 추종이 가능하도록 인간 보행 모델을 적용하였다. 제시된 기법들은 각각의 실험을 통해 성공적으로 증명되었다.

참고문헌

- [1] X. Ma, C. Hu, X. D, et al, "Sensor integration for person tracking and following with mobile robot," in IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems Acropolis Convention Center, Nice, France, 2008.
- [2] H. Kwon, Y. Yoon, J. B. Par, et al, "Person tracking with a mobile robot using two uncalibrated independently moving cameras," in IEEE International Conference on robotics and Automation, Barcelona, Spain, pp.2877-2883, 2005.
- [3] N. Belotto, H. Hu., "Multisensor-Based Human Detection and Tracking for Mobile Service Robots," in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.39, NO.1, pp167-181, 2009.
- [4] A. Carballo, A. Ohya and S. Yuta, "Multiple People Detection from a Mobile Robot using Double Layered Laser Range Finders," in IEEE International Conference on Robotics and Automation, Japan, May 2009.
- [5] Akira Ohshima, Shin'ichi Yuta, "Tracking and Following People and Robots in Crowded Environment by a Mobile Robot with SOKUIKI Sensor," Distributed Autonomous Robotic Systems 8, pp.575-584.
- [6] K. Nakamura, H. Zhao, and et al., "Tracking pedestrians using multiple single-row laser range scanners and its reliability evaluation," Systems and Computers in Japan, Vol.37, No.7, pp.1-11, 2006.
- [7] M. Montemerlo, S. Thrun, W. Whittaker, "Conditional particle filters for simultaneous mobile robot localization and people tracking," in IEEE International conference on Intelligent Robots and Systems, Washington, USA, Vol.1, pp.695-701, 2002.
- [8] J. Xavier, M. Pacheco, D. Castro, et al. "Fast line, arc/circle and leg detection from laser scan data in a player driver," in IEEE International conference on Robotics and Automation, pp.3930-3935, Barcelona, Spain, 2005.
- [9] Pawel Kmiotek, Yassine Ruichek, "Representing and Tracking of Dynamics Objects using Oriented Bounding Box and Extended Kalman Filter," Intelligent Transportation Systems, 2008. ITSC 2008, Beijing, China, pp.322-328, Oct. 2008.
- [10] David Fernandez, Ignacio Parra, Miguel Angel Sotelo, Pedro A. Revenga, "Bounding Box Accuracy in Pedestrian Detection for Intelligent Transportation Systems," IEEE Industrial Electronics, IECON 2006 -32nd Annual Conference, Paris, France, pp. 3486-3491, Nov. 2006.
- [11] E.T.Hall., The Hidden Dimension. Doubleday, New York, 1966.
- [12] D. Tax and R. Duin, "Support Vector Domain Description," Pattern Recognition Letters, Vol.20, pp. 1191-1199, 1999.
- [13] J. E. Bresenham, An incremental algorithm for digital plotting. ACM National Conference (August 1963).
- [14] Murray, M.P., Drought, A.B., Kory, R.C. "Walking patterns of normal men," Journal of Bone and Joint Surgery 46(2), 335-360(1964).
- [15] Armin Bruderlin, Thomas W. Calvert, school of computer science Simon Fraser University, "Goal-

Directed, Dynamic Animation of Human Walking,”
Computer graphics Vol.23, Nubmer3, July 1989.

- [16] Franocis Faure, Gilles Debunne, Marie-Paule Cani-Gascuel, Franck Multon, France, “Dynamic analysis of human walking,” in 8th Eurographics Workshop on Computer Animation and Simulation, 1997.

유 윤 규

2009 고려대학교 기계공학과
(공학사)

2009~현재 고려대학교 기계
공학부 석사과정

관심분야: Human-Robot
Interaction

E-mail : kookoonara@korea.ac.kr

김 호 연

2008 고려대학교 기계공학과
(공학사)

2010 고려대학교 기계공학부
(공학석사)

2010~현재 동우엠이씨(주) 엔지
니어

관심분야: Mobile robotics, Control

E-mail : yongbe@korea.ac.kr

정 우 진

1993 서울대학교 기계공학과
(공학사)

1995 동경대학교 기계공학과
(공학석사)

1998 동경대학교 기계공학과
(공학박사)

2005 ~ 현재 고려대학교 기계공학과 교수

관심분야: 이동로봇 위치추정 및 주행제어, 논홀로
노믹 시스템 제어, 다지 로봇 손

E-mail : smartrobot@korea.ac.kr

박 주 영

1983 서울대학교 전기공학과
(공학사)

1985 KAIST 핵공학과(공학석사)

1992 University of Texas at
Austin 전기및컴퓨터공
학과 (공학박사)

1993 ~ 현재 고려대학교 제어계측공학과 교수

관심분야: 서포트벡터학습, 강화학습, 제어 및 학습
이론

E-mail : parkj@korea.ac.kr