

일반논문 (Regular Paper)

방송공학회논문지 제25권 제5호, 2020년 9월 (JBE Vol. 25, No. 5, September 2020)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2020.25.5.734>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

소셜로봇을 위한 사회적 거리를 고려한 새로운 보행자 회피 알고리즘 개발

유 주 영^{a)*}, 김 대 원^{a)}

Development of a New Pedestrian Avoidance Algorithm considering a Social Distance for Social Robots

Jooyoung Yoo^{a)*} and Daewon Kim^{a)}

요 약

본 논문은 인간과 공존하고 커뮤니케이션하며, 인간에게 심리적 안전거리(사회적 거리) 침해에 따른 스트레스를 유발하지 않는 소셜로봇을 위한 새로운 보행자 회피 알고리즘을 제안한다. 보행자 모델을 새롭게 정의하기 위해 보행자의 걸음걸이 특성(직진성, 속도)에 따라 보행자를 클러스터링하며 보행자 클러스터별 사회적 거리를 정의한다. 정의된 사회적 거리를 포함하도록 보행자(장애물) 모델링을 하고, 새롭게 정의된 보행자 모델에 상용화된 장애물 회피, 경로계획 알고리즘을 적용해 통합된 주행 알고리즘을 완성한다. 새로운 알고리즘의 효과를 검증하기 위해, 상용화된 대표적 두가지 장애물회피 경로계획 알고리즘인 DWA 알고리즘과 TEB 알고리즘을 활용한다. 본 논문의 핵심 알고리즘인 새로운 보행자 모델을 적용한 경우와 적용하지 않은 경우로 구분하여 그 효용성을 평가한다. 그 결과, 새롭게 제안된 알고리즘이 이동시간의 손실 없이 보행자의 스트레스 지수를 현격하게 줄일 수 있음을 보인다.

Abstract

This article proposes a new pedestrian avoidance algorithm for social robots that coexist and communicate with humans and do not induce stress caused by invasion of psychological safety distance(Social Distance). To redefine the pedestrian model, pedestrians are clustered according to the pedestrian's gait characteristics(straightness, speed) and a social distance is defined for each pedestrian cluster. After modeling pedestrians(obstacles) with the social distances, integrated navigation algorithm is completed by applying the newly defined pedestrian model to commercial obstacle avoidance and path planning algorithms. To show the effectiveness of the proposed algorithm, two commercial obstacle avoidance & path planning algorithms(the Dynamic Window Approach (DWA) algorithm and the Timed Elastic Bands (TEB) algorithm) are used. Four cases were experimented in applying and non-applying the new pedestrian model, respectively. Simulation results show that the proposed algorithm can significantly reduce the stress index of pedestrians without loss of traveling time.

Keyword : Social Robot, Proxemics, Social Distance, HRI, Pedestrian Modeling

Copyright © 2020 Korean Institute of Broadcast and Media Engineers. All rights reserved.

“This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons BY-NC-ND (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited and not altered.”

I. 서론

최근 로봇은 공항, 쇼핑몰 등 공공장소에 보급되고 있다. 공공장소에는 여러 장애물과 보행자가 존재한다. 로봇은 이를 피해 원하는 목적지까지 빠르고 안전하게 이동해야 한다. 현재 로봇은 인간과 공존하고 커뮤니케이션하는 객체로 발전하고 있다. 이렇게 인간과 상호작용하는 로봇을 소셜로봇이라 한다^[1]. 기존 로봇연구들은 인간을 포함한 동적 장애물과 임의의 안전거리(Safety Margin)를 두고 주행하는 효율성 관점의 경로계획 알고리즘 개발에 집중해 왔다^[2]. 그러나, 시대적 변화에 따라 로봇은 효율성뿐만 아니라 인간 친화적 관점의 연구도 필요한 시점으로 주변 환경을 이해하는 능력이 필요하다. 로봇이 인간을 이해한다는 것은 인간의 특성을 파악하고, 상호작용하는 개체로 판단한다는 의미이다. 특히, 소셜로봇이 주행할 때에는 보행자의 특성을 파악하고 스트레스 지수까지 고려한, 특별한 자율주행 알고리즘 개발이 필요하다. 보행자 인간에게는 물리적으로 관찰하기 어려운 사회적 거리(Social Distance)가 존재한다^[3]. 사회적 거리 안으로 친숙하지 못한 객체가 접근하면 편도(Amygdala)의 반응으로 공포심 또는 스트레스를 받는다^[4]. 보행자는 각각 다른 유전적 성격을 가지고 있어 유형에 따라 사회적 거리가 다르다^[5]. 이는 개인, 문화적 특성에 따라 다르므로^[6], 성격이론^[7]에 따라 걸음걸이를 통한 성격 분류 과정이 필요하다. 따라서 성격에 따른 사회적 거리를 반영한 장애물 회피 알고리즘 개발이 요구된다. 본 논문에서는 인간인 보행자의 속성을 걸음걸이 및 성격에 따라 분류하고 장애물 모델에 적용한 주행 알고리즘을 개발한다. 우선, 보행자의 걸음걸이 특성(직진성, 속도)에 따라 근접화하고 성격 특성의 연관성에 따라 사회적 거리를 정의한다^[8]. 이를 이용해 보행자를 모델링 한다. 새롭게 정

의된 모델에 상용화된 장애물 회피, 경로계획 알고리즘을 적용해 통합 주행 알고리즘을 개발한다. 새로운 알고리즘의 효과검증을 위해, 상용화된 알고리즘인 DWA^[11], TEB^[12]에 정의된 사회적 거리를 각각 적용한 경우와 아닌 경우로 구분해, 적용한 경우가 이동시간의 손실 없이 공존하는 인간의 스트레스 지수를 크게 줄일 수 있음을 보인다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서 연구의 이론적 배경 및 용어에 대해 살펴보고, III장에서 문제 정의, 연구내용을 살펴본다. IV장에서는 소셜로봇의 장애물 회피 알고리즘을 제안한다. V장에서 개발한 알고리즘의 실험과 기존 알고리즘과 비교 분석한다. VI장에서는 결론을 제시한다.

II. 관련 연구

1. 소셜로봇(Social Robot)

최근 지능형 로봇에 관심이 높아지고, 물리적 편리성뿐만 아니라 정서적 교감까지 지원하는 로봇이 출현하고 있다. 이렇게 사람들과 사회적 행동을 통해 상호작용하는 로봇을 소셜로봇이라 한다^[1]. 인간은 사회성을 가지며 주변에 있는 다른 인간과 소통하는 생명체이다^[3]. 이러한 사회성을 활용해 인간에 도움을 주는 방향으로 소셜로봇은 발전하고 있다. 본 논문에서는 상용 소셜로봇인 인천공항의 에어스타와 같이 평지에서 보행자와 교행하는 모바일 로봇 형태이며, 인간의 사회성을 고려한 소셜로봇을 다룬다.

2. 근접학(심리적 안전거리)과 성격에 따른 보행자 분류 방법

근접학(Proxemics)^[4]이론에서는 상대방의 존재를 의식함으로써 심리학적, 커뮤니케이션학적인 속성을 포함해 사람들 사이에 필요한 공간에 관해 연구한다. 이를 토대로 Hall은 네 공간으로 대인관계 사회적 거리 구간을 설정했다^[5]. 상대와 친밀한 관계일수록 거리가 가깝고 낮선 객체가 Personal Space(1.2m)를 침범하면 사람의 편도가 자극되어 생물학적 스트레스 수치가 높아진다는 연구가 진행되었다^[6]. 편도는 뇌의 양쪽 밑에 위치하며, 접근-회피 상황의 위

a) 명지대학교 ICT융합대학 융합소프트웨어학부 데이터테크놀로지전공
(Data Technology, Dept. of Software Convergence, College of ICT
Convergence, Myongji University, Seoul, Korea)

‡ Corresponding Author : 유주영(Joouyoung Yoo)

E-mail: joostdata@gmail.com

Tel: +82-2-300-0643

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5634-7367>

* 본 논문은 유주영의 2020년도 석사학위논문에서 발췌 정리하였음.

(This article is based on a part of the first author's master's thesis)

· Manuscript received March 30, 2020; Revised July 14, 2020;
Accepted July 30, 2020.

험 판단 기관으로 자극되면 스트레스 유발, 공포심을 느끼게 한다^[10]. 따라서 눈에 보이지 않는 사회적 거리 내에 로봇이 접근하는 것은 사람의 스트레스를 유발한다. 사람의 행동, 생각, 감정 특성을 유형별로 이해, 대처하기 위해 성격 분류방법이 심리학 분야에서 꾸준히 연구되고 있다. 대표적으로 MBTI, PEN^[13] 등이 있다. 본 논문은 생물, 심리, 사회적 요인이 혼합된 생물물리학적 접근법인 PEN모형을 사용한다. 최근, 성격과 가장 타당한 걸음걸이를 짝지어, 네 가지 성격 요인을 도출한 연구가 있다^[8]. 걸음걸이에 따라 Aggressive, Impulsive, Tense, Shy로 나뉘고 Shy한 성격일 수록 직진성이 떨어지고 속도가 느린 경향을 보인다. 본 논문에서는 Hall의 Social Space와 PEN을 걸음걸이 특성에 따른 사회적 거리(Social Distance)를 정의하는 데 활용한다.

3. 상용화된 장애물회피, 경로계획 알고리즘(DWA, TEB)

현재 상용 시스템에서 가장 많이 사용하는 경로계획 알고리즘으로 DWA(Dynamic Window Approach)^[11]와 TEB(Timed Elastic Band)^[12]가 있다. DWA는 로봇의 속도를 보장하면서 빠른 속도로 이동하기 위해 고안된 장애물 회피 알고리즘이며 장애물과의 안전거리(Safety Margin), 방향, 속도 등을 고려해 경로를 생성하고 이동한다. TEB는 안전거리 파라미터를 설정하고 시간, 장애물, 역학적 제약 등을 고려해 최적의 경로를 선택, 이동하는 알고리즘이다. 많은 수의 장애물 회피 알고리즘들은 장애물로 인식되는 모든 객체와의 일정한 안전거리를 사전에 설정해 놓고 운용한다. 안전거리를 사전에 설정하는 기존 알고리즘들은 장애물 대상이 사람일 경우, 각 사람의 성격에 따라 차별적으로 회피해 주행하지 못하는 단점을 가지고 있다.

III. 문제의 정의와 연구목표 및 내용

로봇과 보행자가 공존하기 위해서는 로봇이 보행자와 충돌하지 않고, 보행자에게 스트레스를 주지 않는 가장 빠른 경로로 주행해야 한다. 본 논문의 구체적인 문제는 다음과

같다: 1) 로봇이 보행자와 교행하기 위해서는 어떻게 주행해야 하는가? 2) 로봇이 보행자의 물리적, 심리적 공간을 침해하지 않고 주행하려면, 보행자와 얼마나 멀리 떨어져서 주행해야 하는가? 특히, 심리적 안전거리를 확보할 방법이 있는가? 3) 목적지까지 가장 빠른 경로로 운행하려면 어떤 경로로 주행해야 하는가? 위 문제들을 해결하기 위해, 소셜로봇의 주행성능에 손실 없이 주변 인간에게 스트레스를 주지 않는 특별한 자율주행 알고리즘 개발을 연구목표로 한다. 모바일 로봇은 센서(영상, 거리, GPS 등)를 이용해 장애물과 자신의 상대적인 위치를 파악한다. 기존에 상용화된 알고리즘은 미리 정의한 안전거리를 적용해 장애물을 모델링하고 피해간다. 최적화된 경로를 구하기 위해 장애물과의 충돌만 피해가도록 최소한의 안전거리를 설정하고 운영한다. 그러나 상용화된 알고리즘에서 너무 넓은 안전거리를 선택하면, 보행자들에게 스트레스를 줄 수 있는 확률은 낮아지나 비효율적인 안전거리로 인한 이동 거리의 손실이 발생한다. 또한, 강제로 안전거리 마진을 최대로 늘리는 경우, 로봇에 내장되어있고 목표지점으로 가는 중 경로 탐색에 필요한 지도(Navigation map)상에서 장애물은 벽과같은 역할을 하여 목표지점으로 가는 경로를 찾을 수 없고, 멈추게 된다. 이는 경로 이동 알고리즘의 성능을 낮추는 역할을 하게 된다. 반대로, 사회적 거리보다 안전거리를 좁게 선택하면 보행자에게 스트레스 자극을 줄 확률이 높아진다. 이러한 문제를 해결하기 위해 통합 알고리즘을 개발한다. 개발, 효과검증을 위해 다음과 같은 실험환경을 가정한다. 로봇은 실내(공항 등)에서 운용되며, CCTV 등 영상정보 획득이 가능한 곳이고, 보행자가 카메라와 가까이 위치하여 발생한 모션으로 인한 왜곡 등의 보정 할 수 있을 만큼의 높이에 설치된 다중 CCTV 환경이며, 이러한 영상 처리할 수 있는 클라우드 로봇제어 환경으로 가정하고 실험한다. 정의하는 소셜 로봇은 바퀴를 가진 모바일 로봇이며, LIDAR 센서, IMU 센서, 적외선 센서 등을 탑재해 원격의 개체를 탐지하고 거리를 측정할 수 있다. 내부에 미리 학습해둔 환경의 지도를 가지고 있으며 사용자(실험자)와 네트워크 통신이 가능하다. 실험자가 로봇과 공유하고 있는 동일한 지도에 목표지점을 선택하면, 로봇은 센서와 지도를 이용해 확률적 계산(Monte-Carlo localization)을 통해 위치를 파악하고 목표지점으로 이동 가능하다. 이동시에는

장애물 회피, 경로 계획 알고리즘을 이용해 이동하며 사용자는 로봇을 이용해 목표지점까지 물건을 운송 할 수 있다. 소셜로봇에는 사용자와 상호작용이 가능한 디스플레이화면, 음성을 인식하기 위한 마이크와 안내를 위한 스피커가 내장되어있어 목표지점 공간에서의 안내 서비스 등을 수행할 수 있다. 이동하는 소셜로봇과 교행하며 실험에 참여하는 보행자(실험 동영상에서 검출해낸 보행자)는 본 논문에서 제시하는 걸음걸이와 성격 분류 기준에 따라 다양한 사회적 거리를 가지며, 보행중 이 사회적 거리 안으로 로봇이 들어오면 스트레스를 받게된다. 이에 따른 스트레스는, 소셜로봇 입장에서 사용자의 사회적거리를 침범한 것으로, 로봇의 시뮬레이션 환경에서 사용할 스트레스지수(Stress Index)를 높이게 된다. 소셜 로봇은 이를 최대한 낮추기 위한 경로 계획에 따라 이동한다.

PEN성격이론은 한순간의 호르몬 수치와 관련 있어^[8] 보행자의 지속적인 성격과는 약간의 차이가 존재할 수 있다. 무리 지어 걷고, 속도가 6m/s 이상, 의자에 착석하는 보행자는 제외한다.

기존 알고리즘들은 한 번에 모든 장애물의 안전거리를 설정하지만, 사회적 거리를 적용한 알고리즘은 보행자의 성격에 따라 다른 마진(Margin)을 가진다. 새로 제안하는 방법은 보행자의 물리적, 심리적 공간을 침해하지 않아 스트레스를 주지 않고 목적지까지 이동시간의 손실 없이 최적의 경로로 운행 가능하며, 보행자와 교행 가능한 소셜로봇 주행 알고리즘이다.

IV. 사회적 거리를 고려한 새로운 보행자 회피 알고리즘 제안

1. 보행자 검출 및 추적 및 보행자 모델링

본 논문에서는 오검출율이 낮고 빠른 심층 신경망을 이용한 Faster R-CNN(InceptionV2) 모델^[15]을 이용해 보행자를 검출한다. 먼저, Tensorflow 딥러닝 라이브러리를 사용해 R-CNN모델에 CCTV영상에서 사람을 검출하는데 충분하게 학습시킬 수 있는 데이터세트인 COCO데이터세트로 학습시킨다. 학습한 모델을 이용해 영상 내에서 보행자

를 검출(Detection)한다. 보행자는 영상처리 라이브러리인 OpenCV 라이브러리를 이용해, 네 꼭지점 관심영역(ROI)을 추출할 수 있다. 이 관심영역을 이용해 사람의 중심점 좌표를 저장한다. 그리고 프레임 간에 이동한 좌표점을 연결해(가장 가까운 점의 Index를 추출해 매칭) 프레임 사이로 움직인 점을 연결하여 이를 걸음걸이로 가정하고 추적한다. 보행자를 모델링하기 위한 공개된 영상 데이터세트는 CCTV영상과 같이 기울인 상태로 촬영된 영상이다. 그러므로 2-3차원 간의 보정이 필요하다. 입력 영상을 원근(Perspective), 어핀(Affine)변환을 이용해 왜곡된 영상을 보정 한다. Perspective Transform을 하는 구체적인 방법은 매우 다양하며 Perspective Transform의 구체적인 과정은 [17]을 참조하였다. 본 논문에서는 영상처리 오픈소스 OpenCV의 라이브러리를 이용해 Perspective Transform(Homography)와 여러 변환의 영상보정(Affine Transform 등)으로 선형변환한 새로운 좌표를 이용해 시뮬레이션 환경속 보행자 모델링에 사용했다. 추적한 걸음의 좌표들로 경향성을 판단하기위해 회귀선을 그리고, 얼마나 오차가 없는지(직진성)와 시작과 끝 좌표의 곡선거리(Distance), 측정된 시간을 이용해 속도(Velocity)를 구한다. 세 요소를 기준으로 K-means 알고리즘^[14]을 이용해 보행자를 네 그룹으로 클러스터링한다. 클러스터링 한 그룹의 대표 특성과 기존 연구의 걸음걸이 특성^[8](4가지)과 가장 가까운 그룹을 보행자의 성격이라 가정하고 사회적거리를 적용한다. 분류된 보행자들은 서로 다른 사회적 거리를 가지는 보행자로 각각 모델링 된다.

2. 통합 알고리즘

통합 알고리즘이란 1절의 보행자 분류, 모델링 과정에 상용화된 장애물 회피, 경로계획 알고리즘을 통합한 알고리즘이다. 통합 알고리즘은 그림 1과 같이 구성된다: (i)우선, 보행자의 움직임이 포함된 영상 데이터세트를 입력하고, 보행자를 검출 및 추적한다. 기존 상용 알고리즘의 안전거리 적용 장애물 모델링 단계를 개선해, (ii)추적한 보행자의 걸음걸이 경로를 데이터로 저장한다. (iii)저장한 걸음걸이 데이터를 보행자 특성(속도, 직진성)에 따라 클러스터링하고, 네 가지 성격(Aggressive, Impulsive, Tense, Shy)

으로 분류한다^[8]. 보행자의 직진성이 강할수록, 1절에서 살펴본 것과 같이 오차가 적을수록, 상대적으로 속도가 빠를수록 다른 보행자에 비해 기존연구의 Aggressive 특징 클러스터와 가까워 이 군집에 속할 확률이 높아진다. (iv)분류된 네 가지 성격에 차별적(예, 문화권에 따라 형성되는 거리의 편차는 있지만, Shy 한 성격을 가질수록 넓고 Aggressive 할수록 좁게^{[7][9]})로 심리적 안전거리(사회적 거리)를 반영해 보행자를 모델링한다. (v)상용화된 보행자 회피 및 경로계획 알고리즘(DWA, TEB)으로 보행자가 네 가지 모델로 적용된 환경에서 목적지까지 주행한다. 분류된 네 가지 성격에 차별적으로 심리적 안전거리(사회적 거리)를 반영해 보행자를 모델링한다. 심리적 안전거리는 Hall의 정의^[5]를 활용한다. 상용화된 보행자 회피 및 경로계획 알고리즘(DWA, TEB)으로 보행자가 네 가지 모델로 적용된 환경에서 목적지까지 주행한다. 예를 들어, Shy한 특성으로 분류된 보행자일 경우 속도가 느리며 직진성이 상대적으로 다른 보행자들에 비해 적은 것(직진성분에 대한 진동수가 높음)으로 볼 수 있다. 따라서 이런 경우에는 실제 심리적 성격이 Shy 한 경우일 수도(편도 자극) 있고, 게다가 노인 혹은 몸이 불편하거나 걷는 집중력이 낮은 보행자일 가능성이 크다. 이 모든 경우에 대해 소셜 로봇은, 이러한 보행자들로부터 다른 Aggressive한 보행자들보다 상대적으로 멀리 우회하면서 스트레스 또한 충돌 위험까지 줄여 줄 수

있다.

V.시뮬레이션 및 결과분석

1. 시뮬레이션 환경 및 CASE의 정의

본 논문에서는 Linux Ubuntu 16.04에 ROS Kinetic Kame 버전을 활용하고 Gazebo7 시뮬레이터를 사용한다. 입력하는 영상 데이터는 연구용으로 검증되고 공개된 Oxford Town Centre Dataset^[16]과 UCY의 Cyprus Zara Dataset을 사용한다. 데이터셋에서 그림 2와 같이 추적한 보행자의 좌표를 보정, 성격을 분류하고, 사회적 거리를 반영한 보행자 모델링을(원기둥; 흰색: Aggressive, 노랑: Impulsive, 초록: Tense, 빨강: Shy) 한다. 시뮬레이션 환경에서 로봇(검정)이 보행자 회피 주행한다. 가장 오른쪽 화면은 경로를 따라 목적지(붉은 색 화살표)로 이동하는 로봇의 센서 동작 상태를 보여준다.

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 네 가지 CASE로 실험한다. CASE 1: DWA만 으로 주행. CASE 2: 사회적 거리를 적용한 DWA를 이용해 주행. CASE 3: TEB만 적용해 주행. CASE 4: TEB에 사회적 거리를 적용해 주행. 두 영상 데이터셋에 각 CASE를 실험한다. 로봇 속도를 인간의 보행속도 대비 상대적으로 빠른 경우(10m/s)와 유사한 경우(5m/s)의 보행자와 충돌횟수(물리적 충돌), 사회적

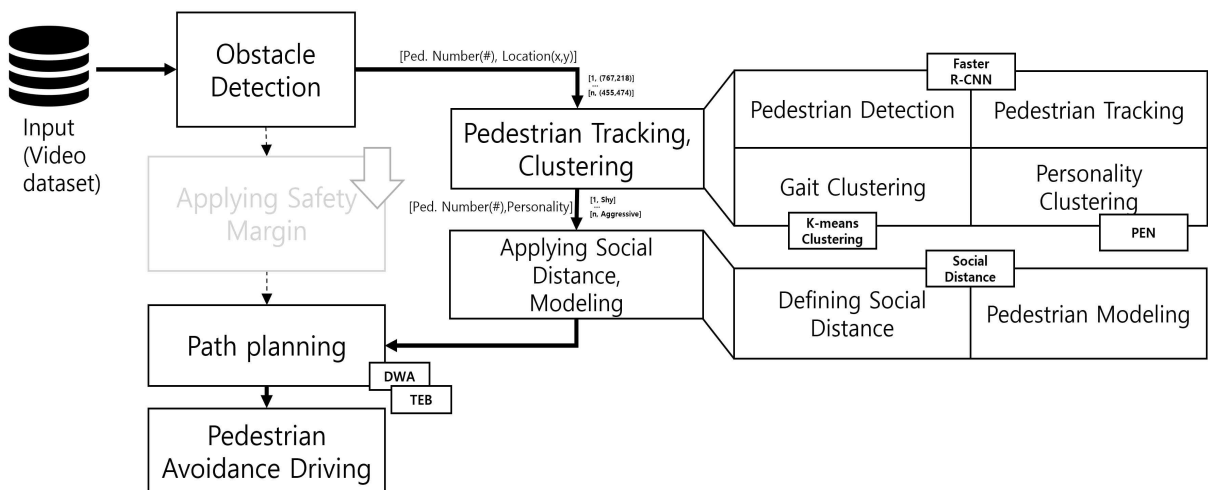


그림 1. 통합 알고리즘 블록도
Fig. 1. Block diagram of integrated algorithm

거리를 침범한 횡수(스트레스 지수)를 확인해 본다. CASE 1~4에 적용한 알고리즘 명칭을 각각 DWA, SD-DWA, TEB, SD-TEB로 정의한다.

2. 시뮬레이션 결과 및 분석

시뮬레이션 결과는 표 1의 실험 결과로 살펴본다. Algorithm은 CASE 별 사용 알고리즘을 나타내고, Parameters의 Dataset는 사용한 영상 데이터세트, Velocity는 로봇의 주행 속도를 나타낸다. Performance Index의 Traveling Time(이동시간)은 로봇이 목적지까지 평균적으로 이동한 시간,

Stress Index(스트레스 지수)는 로봇이 각 보행자의 스트레스가 유발되는 사회적 거리를 침범한 횡수를 나타낸다. 이는 모델링 된 보행자의 영역과 충돌해 로봇이 목표지점까지 가는 동안 보행자들의 편도를 자극한 횡수를 합산하는 지수이다. 다시말해 로봇이 목표지점으로 가는데 차별적으로 모델링 된 장애물과 충돌하는 횡수이다. 이 충돌 횡수는 시뮬레이션 로봇의 충돌 센서를 이용해 감지하고 합산한다.

본 논문에서 정의한 문제를 해결하기 위해 낮은 Stress Index와 짧은 Traveling Time이 요구된다. 실험은 각 알고리즘, Dataset, Velocity 별 20회씩 실험해 목적지 도달에 성공한 실험 횡수로 총 320회 실시한 데이터를 취합하였으

표 1. 상용 알고리즘과 제안된 알고리즘의 성능 비교
 Table 1. Performance comparison of commercial algorithms and proposed algorithms

Algorithm	Parameters		Performance Index			
	Dataset	Velocity (m/s)	Traveling Time(s)	Variance	Stress Index (count)	Variance
CASE 1 : DWA	TownCentre	5	10	0.80	8	0.66
		10	4	0.72	6	0.64
	Zara	5	10	0.90	5	0.56
		10	6	0.80	7	0.47
CASE 2 : SD-DWA	TownCentre	5	10.8	0.82	2	0.36
		10	5.5	0.51	3	0.36
	Zara	5	11	0.81	2	0.40
		10	7	0.81	5	0.36
CASE 3 : TEB	TownCentre	5	13	0.86	6	0.44
		10	8	0.86	8	0.34
	Zara	5	12	0.83	7	0.66
		10	7	0.81	5	0.66
CASE 4 : SD-TEB	TownCentre	5	13.2	0.80	2	0.44
		10	8.3	0.81	3	0.61
	Zara	5	12.1	0.81	2	0.61
		10	8	0.84	2	0.67

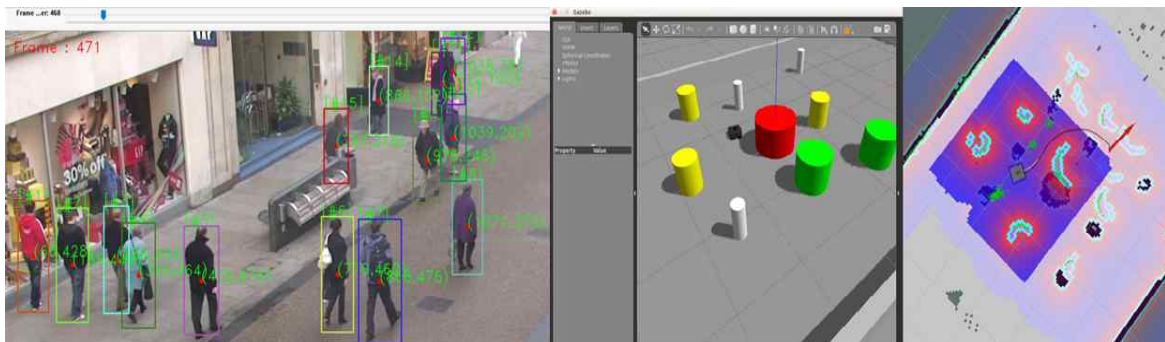


그림 2. 시뮬레이션 환경
 Fig. 2. The simulation environment



그림 3. 상용 알고리즘과 SD 알고리즘 비교(TownCentre Dataset, 주행속도: 5m/s)
 Fig. 3. Comparison of commercial algorithm and SD algorithm(TownCentre Dataset, velocity: 5m/s)

며, 목적지에 도착하지 못한 로봇의 데이터는 Stress Index와 Traveling Time을 획득하지 못해 합산하지 않고 제외시켰다. 실패한 실험은 각 실험당 3회 이하이며, 이는 상용 알고리즘을 사용해 꾸준한 성능을 유지 할 수 있는 이유로 판단된다. 또한, Stress Index의 Variance를 살펴보면, 거의 모든 실험에서 작고 꾸준한 분산 값을 보인다. 이는 각 실험마다 큰 변화 없이 Stress Index가 측정됨을 보여준다. 그러므로, 설정한 Stress Index를 신뢰 할 수 있겠다. 기존 상용 알고리즘(DWA)과 SD-DWA의 목적지까지 보행자를 피해 이동한 시간에 대한 성능 차이가 근소한 것으로 나타났다. TEB 알고리즘 또한 SD-TEB와 이동시간에 대한 성능 차이가 없었다. 사회적 거리를 반영한 SD-DWA와 SD-TEB 알고리즘은 사회적 거리를 반영하지 않는 상용화 알고리즘보다 공존하는 보행자의 스트레스 지수는 크게 낮추고(평균 62.84%) 이동시간 손실(평균 9.56%)은 적다는 것을 보였다.

그림 3에서 상용 알고리즘과 SD 알고리즘을 비교해 그래프로 살펴본다. 그림 3의 좌측 두 그래프는 Traveling Time(s)을 알고리즘 간에 비교한 그래프이다. 상용 알고리즘을 기준으로 SD 알고리즘의 Traveling Time 증가는 각각 5m/s로 주행할 경우 알고리즘별로 각각 7.40%, 1.51%(평균 4.46%) 증가하였다. 우측 두 그래프는 Stress Index를 속도별로 알고리즘 간에 비교한 그래프이다. 상용 알고리즘을 기준으로 SD 알고리즘의 Stress Index(number of times)의 하락률은 DWA, TEB 알고리즘 각각 5m/s로 주행할 경우 75%, 66.67%(평균 70.83%) 하락하였다. 표 1의 모든 경우를 종합하여 분석한 결과 다음과 같은 결론을 얻었다. 제안된 알고리즘은 Traveling Time에서 큰 손실을 보지 않고(평균 9.56% 하락), 보행자의 Stress Index가 평균 62.84% 하락함을 확인하였다.

VI. 결 론

최근 로봇은 공공장소에 출현하면서 사람과의 공존시간이 확대되었다. 공존을 위해서는 로봇의 물리적인 침해(충돌)뿐만 아니라 정신적인 침해(스트레스 유발 등)를 최대한 낮춰야 한다. 본 논문에서는 보행자의 속성을 걸음걸이 및 성격에 따라 분류하고 장애물 모델에 적용한 통합 주행 알고리즘을 개발하였다. 새로운 알고리즘의 효용성을 시뮬레이션 환경에서 평가하였다. 실험결과로 사회적 거리를 적용한 SD-DWA와 SD-TEB 알고리즘은 사회적 거리를 반영하지 않는 상용 알고리즘(DWA, TEB)보다 공존하는 보행자의 스트레스 지수를 평균 62.84% 이상 낮추고 이동시간에 대한 손실이 적다(평균 9.56%)는 것을 보였다. 개발한 통합주행 알고리즘은 지금까지 가장 신뢰도 높은 상용 알고리즘(DWA, TEB)에서의 효과를 보임으로써, 로봇에 사용하는 다른 알고리즘에도 반영해 사람의 스트레스를 최소화하는 알고리즘으로 활용이 가능할 것으로 판단된다.

본 연구는 시뮬레이션 환경 내에서 긍정적인 실험 결과를 얻었으나 실제 환경에서의 실험을 다루지 못했다는 한계점을 가지고 있다. 향후 연구에서는 실제 환경에서의 실험과 본 논문에서 가정된 환경과 한계점을 고려해 조금 더 심도 있는 연구를 하고자 한다.

참 고 문 헌 (References)

[1] C. L. Breazeal, *Designing sociable robots*, A Bradford book, pp.1-60, 2002.
 [2] P. Fiorini, and Z. Shiller, "Motion planning in dynamic environments using velocity obstacles" *The International Journal of Robotics Research*, Vol.17, No.7, pp.760-772, 1998, DOI: 10.1177/027836499

801700706

- [3] A. Bandura, "The self system in reciprocal determinism", *American psychologist*, Vol.33, No.4, pp.344-358, 1978, DOI: 10.1037/0003-066X.33.4.344
- [4] E. T. Hall, R. L. Birdwhistell, B. Bock, P. Bohannon, A. R. Diebold Jr, M. Durbin, ... and W. La Barre, "Proxemics [and comments and replies]", *Current anthropology*, Vol.9, No.2/3, pp.83-108, 1968.
- [5] E. T. Hall, *The hidden dimension*, Garden City, NY: Doubleday, Vol. 609, pp.121-129, 1966.
- [6] D. P. Kennedy, J. Gläscher, J. M. Tyszka, and R. Adolphs, "Personal space regulation by the human amygdala", *Nature neuroscience*, Vol.12, No.10, pp.1226-1227, 2009, DOI: 10.1038/nn.2381.
- [7] L. Takayama, and C. Pantofaru. "Influences on proxemic behaviors in human-robot interaction." *2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp.5495-5502, 2009, DOI: 10.1109/IROS.2009.5354145.
- [8] G.J. Stephen, S. Kim, M. C. Lin, and D. Manocha. "Simulating heterogeneous crowd behaviors using personality trait theory." *Eurographics/ACM SIGGRAPH Symposium on Computer Animation*, pp.43-52, 2011, DOI: 10.1145/2019406.2019413.
- [9] A. Sorokowska, P. Sorokowski, P.Hilpert, K. Cantarero, T. Frackowiak, ... and S. Blumen, "Preferred interpersonal distances: a global comparison" *Journal of Cross-Cultural Psychology*, Vol.48, No.4, pp.577-592, 2017, DOI: 10.1177/0022022117698039.
- [10] G.G.Berntson, A. Bechara, H. Damasio, D.Tranel, and J.T. Cacioppo "Amygdala contribution to selective dimensions of emotion" *Social cognitive and affective neuroscience*, Vol.2, No.2, pp.123-129, 2007, DOI: 10.1093/scan/nsm008.
- [11] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. "The dynamic window approach to collision avoidance" *IEEE Robotics & Automation Magazine* Vol.4, No.1, pp.23-33, 1997, DOI: 10.1109/100.580977
- [12] C. Rösmann, W. Feiten, T. Woesch, F. Hoffmann, and T.Bertram. "Trajectory modification considering dynamic constraints of autonomous robots", *ROBOTIK 2012; 7th German Conference on Robotics, Munich, Germany*, pp.1-6, 2012.
- [13] H. J. Eysenck, "Crime and personality", *Medico-Legal Journal* Vol.47, No.1 : pp.18-32, 1979, DOI: 10.1177/002581727904700104.
- [14] S. David, "Web-scale k-means clustering", *Proceedings of the 19th international conference on World wide web*, pp.1177-1178, 2010.
- [15] S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks" *Advances in neural information processing systems*. 2015, arXiv:1506.01497.
- [16] OXFORD TOWN CENTRE, https://megapixels.cc/datasets/oxford_town_centre/ (accessed Jan. 12, 2020).
- [17] D. Elan, "Homography estimation" *Master's Thesis of Vancouver: Univerzita Britské Kolumbie*, 2009.

— 저 자 소 개 —



유 주 영

- 2016년 2월 : 명지대학교 정보통신공학과 학사
- 2020년 2월 : 명지대학교 데이터테크놀로지학 석사
- 2020년 2월 ~ 현재 : 명지대학교 ICT융합대학 융합소프트웨어학부 Data Application Lab. 연구원
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-5634-7367>
- 관심분야 : 빅데이터 응용 및 융합, 데이터마ining, 로봇 소프트웨어 구조, 영상처리



김 대 원

- 1983년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 학사
- 1985년 2월 : 서울대학교 대학원 제어계측공학 석사
- 1990년 8월 : 서울대학교 대학원 제어계측공학 박사(로봇공학)
- 1990년 9월 ~1992년 8월 : 대우중공업 중앙연구소 선임연구원
- 1992년 9월 ~ 현재 : 명지대학교 ICT융합대학 융합소프트웨어학부 교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-6536-0160>
- 관심분야 : 로봇 소프트웨어 구조, 실시간 네트워크시스템 성능평가, 지능형 주행 알고리즘, 빅데이터 응용 및 융합