

인공지능 공간상의 다중객체 구분을 위한 컬러 패턴 인식과 추적

Color Pattern Recognition and Tracking for Multi-Object Tracking in Artificial Intelligence Space

진태석*

Tae-Seok Jin*

〈Abstract〉

In this paper, the Artificial Intelligence Space(AI-Space) for human-robot interface is presented, which can enable human-computer interfacing, networked camera conferencing, industrial monitoring, service and training applications. We present a method for representing, tracking, and objects(human, robot, chair) following by fusing distributed multiple vision systems in AI-Space. The article presents the integration of color distributions into particle filtering. Particle filters provide a robust tracking framework under ambiguous conditions. We propose to track the moving objects(human, robot, chair) by generating hypotheses not in the image plane but on the top-view reconstruction of the scene.

Keywords : AI-Space, Color Pattern, Object Recognition, Human-Robot Interaction

* 교신저자, 정회원, 동서대학교 기계공학과 교수
부산대학교 졸업(공학박사)
E-mail: jints@gdsu.dongseo.ac.kr

* Corresponding Author, Professor Dept. of Mechanical Engineering,
Ph.D Dongseo University

1. 서론

인간과 환경 사이의 물리적 또는 심리적 상호작용을 통한 인간 중심의 적절한 서비스를 제공하는 인공지능 공간(AI-Space: Artificial Intelligence Space) 구현에 필요한 네트워크 센서를 적용한 객체 인식과 추적 방법론을 소개하고자 한다. Fig. 1에서 인공지능 공간 시스템의 구성도를 제시하였고, 실내 환경에 다양한 센서를 네트워크로 구축하여 사람의 움직임을 감지하고 이동로봇 등이 실제 물리적인 행동을 취할 수 있는 인간-로봇 간의 친화적인 환경 구현을 위한 공간지능화를 목적으로

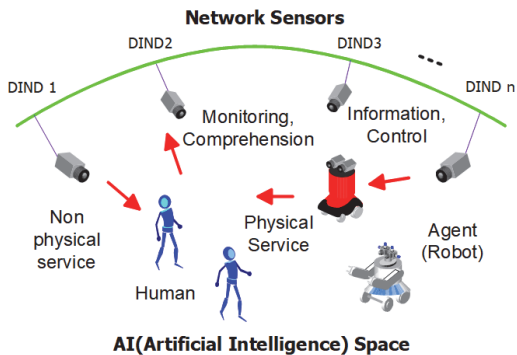


Fig. 1 Concept of AI-Space

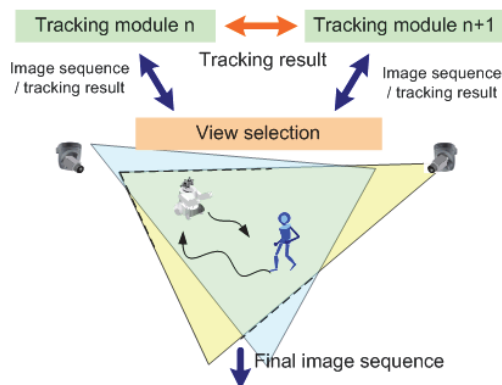


Fig. 2 System configuration of DIND based on distributed multi-camera

하고 있다. 공간지능화의 DIND(Distributed Network Device)는 AI-Space 내의 인간 및 로봇의 위치와 행위를 파악하고 인식하여 네트워크를 통한 상호 정보교환을 수행하게 된다. AI-Space 내에서 인간과 로봇의 위치는 DIND에서 획득한 정보에 기반하고 있으며 미들웨어라고 하는 분산된 디바이스를 지원하기 위한 소프트웨어, 사용자가 쓰고 싶은 디바이스를 특정하기 위한 지리적인 모델링과 객체인식 연구성과를 기술하고자 한다[1].

AI-Space에서는 DIND가 공간 내의 사물과 현상을 파악하고 로봇과 디스플레이 그리고 스피커 등을 네트워크 다중센서를 이용한 적절한 서비스를 제공한다. AI-Space 내의 이동 물체의 인식을 위해서는 DIND의 효과적인 네트워크 정보 협조가 요구된다. 여기서 DIND의 협조는 각 DIND가 다른 영역의 DIND가 모니터링하는 물체에 대한 정보를 상호교환하고 처리하는 과정을 의미한다. 그래서, 각기 다른 DIND 간의 물체 인식에 상호 정보는 보다 효과적인 물체 모델을 구현하는데 이용된다[2].

2. 객체인식모델

이동 물체 인식 과정은 AI-Space에서의 빛의 조건과 이동 물체의 그림자 효과를 감소시켜 줄 수 있는 실내조명 및 격자형 바닥의 특성에 의해 이러한 배경 차영상 방법이 효과적으로 동작하였다[3].

초기 로컬 컬러 모델은 $\{x_i\}=1, \dots, n$ 로 정의하며 이동 물체를 추출한 영역에서의 픽셀 위치를 나타낸다. 양자화된 공간에서 위치 x_i 의 픽셀에 대한 함수 b 의 히스토그램의 빈(bin)좌표는 $b(x_i)$ 로 표시할 때, 특성 공간은 2차원의 정규화된 컬러 공간 $r = R/(R + G + B)$, $g = G/(R + G + B)$ 으로 표시된다. 이동물체의 특성 벡터 p 에 대한 성

분 $p_u, u = 1, \dots, m$ 는 식 (1)로 표현된다.

$$p_u = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta[b(x_i) - u] \quad (1)$$

여기서 δ 는 크로벡커 델타 함수이다.

이동객체 클러스터의 특성 벡터 p 와 기준벡터 r_k 간의 유사성은 식 (2)로 표현된다.

$$S(p_{j,t}, r_{k,t}) = \sum_k \min(p_{j,t}, r_{k,t}) \quad (2)$$

여기서, $p_{j,t}$ 시간 t 에서 j 번째의 이동 물체를 나타낸다.

이동 물체에 대한 각 클러스터의 기준벡터는 식 (3)과 같이 갱신되고, 갱신된 벡터는 다음 시간 상태 $t+1$ 에서 기준벡터로써 사용된다. α 는 학습 계수이다.

$$r_{k,t+1} = r_{k,t} + \alpha \delta_{ck} \{p_{j,t} - r_{k,t}\} \quad (3)$$

경쟁값 이하의 벡터가 한 클러스터 내에 모였을 때, 이동 물체는 해당 클러스터와 일치하는 것과 목표 이동 물체로 인식하게 되고 각 목표 이동 물체에 대한 추정과정이 동시에 일어나게 된다. 각 클러스터의 기준벡터 $r_{k,t}$ 는 로컬 컬러 모델 $l_{k,t}$ 로 간주할 수 있다.

이동 물체 인식 과정은 Fig. 3과 같이 처리 과정으로 표현할 수 있다. Fig. 4는 AI-Space 내의 물체에 대한 특징 벡터에 대한 클러스터링 결과를 보여주고 있고, Fig. 4의 왼쪽은 카메라 추적을 위한 고정 물체와 이동 물체를 각각 보여주고 있다. 여기서, 물체에 대한 특징 벡터의 분포를 효과적으로 보여주기 위해 특징 공간의 모든 방향들 중에서 이차원 영상을 보여주고 있다. 오른쪽 그

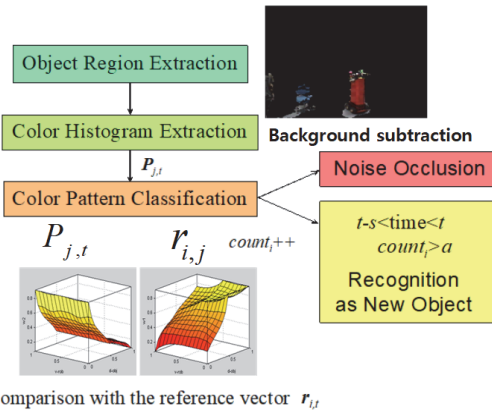


Fig. 3 Process of recognizing moving objects

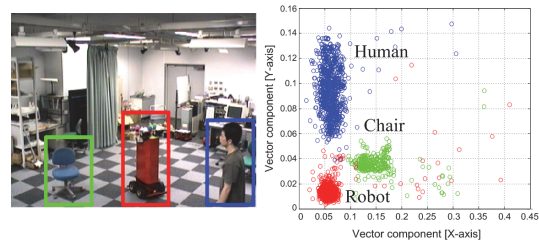


Fig. 4 Color clustering results for recognized objects

림에서는 인식된 세 개의 물체에 대한 특징 클러스터로 표현하였다.

3. 컬러분포모델

이번 연구에서는 AI-Space 내에서 서비스를 제공하는 컬러 기반의 이동로봇 및 인간과 같은 이동 객체에 적용하였다. 이동 객체의 색상 분포 형태가 m 개의 빈(bin)으로 이산화되어 있을 때 각 빈에 대응하는 위치 \mathbf{x}_i 의 컬러를 할당하는 함수 $h(\mathbf{x}_i)$ 로 표현할 수 있다. 해당 객체의 히스토그램은 $8 \times 8 \times 8$ 의 빈을 사용한 RGB 공간으로 계산하여 제시한 방법이 빛의 밝기 조건(value)에 덜 민감하도록 HSV 컬러 공간을 사용할 수 있도록 하였다[4].

수직 타원축 내부에 H_x 와 H_y 를 갖는 원통을 컬러 분포로 표시할 때, 컬러 분포의 신뢰도를 증가시키기 위해서는 경계 부분의 픽셀이 배경에 속한다든지 가려질 때는 식 (4)와 같이 가중치 함수를 이용하여 분포 영역으로부터 더욱 떨어진 픽셀에 가중치를 적용하게 된다.

$$k(r) = \begin{cases} i - r^2 & : r < 1 \\ 0 & : otherwise \end{cases} \quad (4)$$

여기서 r 은 분포중심에서의 거리를 나타냄.

따라서 경계 부분의 픽셀이 배경에 속하거나 가려질 때 컬러 분포의 신뢰도를 증가시킬 수 있다. 또한, 인식 최적화는 가중치 함수를 사용하여 신뢰도를 개선했다. 그리고, 픽셀 위치 \mathbf{y} 에서의 컬러 분포 $p_{\mathbf{y}} = \{p_{\mathbf{y}}^{(u)}\}_{u=1\dots m}$, 객체 크기는 다음과 같이 표현된다.

$$p_{\mathbf{y}}^{(u)} = f \sum_{i=1}^I k\left(\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_i\|}{a}\right) \delta[h(\mathbf{x}_i - u)] \quad (5)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^I k\left(\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_i\|}{a}\right)} \quad (6)$$

여기서 I 와 δ 는 영역 δ 내의 픽셀 수와 Kronecker 델타 함수, 영역 크기 파라미터 $a = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$ 를 각각 나타낸다.

컬러 히스토그램 $p = \{p^{(u)}\}_{u=1\dots m}$ 과 $q = \{q^{(u)}\}_{u=1\dots m}$ 의 이산확률값을 고려하여 Bhattacharyya 계수를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p^{(u)}q^{(u)}} \quad (7)$$

여기서, ρ 가 클수록 분포가 더 유사성이 크다고

할 수 있고, 두 개의 동일한 정규화된 히스토그램에 대해서는 정확한 매칭을 의미하는 $\rho = 1$ 을 얻을 수 있다. 그리고 두 분포 간의 거리 (Bhattacharyya 거리)는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$d = \sqrt{1 - \rho[p, q]} \quad (8)$$

4. 실험

본 논문에서 제시한 표식 검출 및 추적 알고리즘을 테스트하기 위해서 [5]에서와 같이 조명 변화가 없고 컬러 이동 및 고정 객체가 존재하는 AI-Space 공간에서 실험을 수행하였다.

카메라는 한 대만 사용할 수 있도록 하였고 인간과 고정 물체 간에 발생할 수 있는 가려짐 현상은 Fig. 5와 같이 일어날 것으로 가정하였다. 이때, X축과 Y축은 각각 캡처된 영상의 X, Y 픽셀 좌표를 표시한다. 그림에서 각 물체의 중심 픽셀을 x

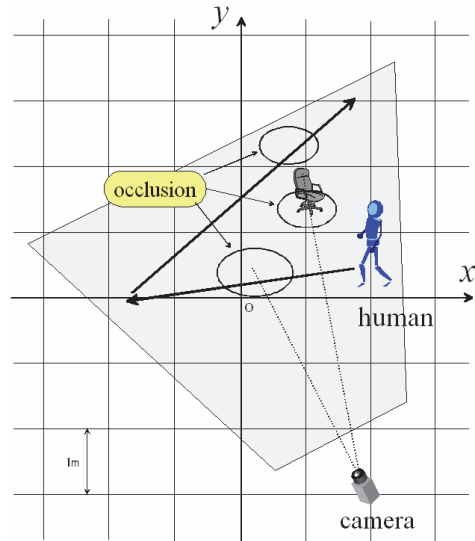


Fig. 5 Experimental Environment: Movement Area and Model

표로 표시하였고 인간은 검은색 x, 로봇은 파란색 x, 의자는 빨간색 x로 각각 표시하였다. 인간이 보행하는 동안 로봇 및 의자와의 가려짐 현상이 관측되었지만 각 물체의 매칭 및 추적 과정이 성공적으로 이루어졌음을 실험으로 검증하였다.

실험을 수행한 결과 Fig. 5와 같이 세 개의 물체에 대한 경계상자(bounding box)로 인식되어 각 물체의 특징 벡터의 클러스터를 Fig. 6(a)에서 보여주고 있다.

Fig. 6(a)는 가려짐 현상과 빠른 움직임에 대해서도 컬러 기반의 파티클 필터의 강인성을 보여주고자 인간이 320프레임 이상의 속도로 지나갈 때

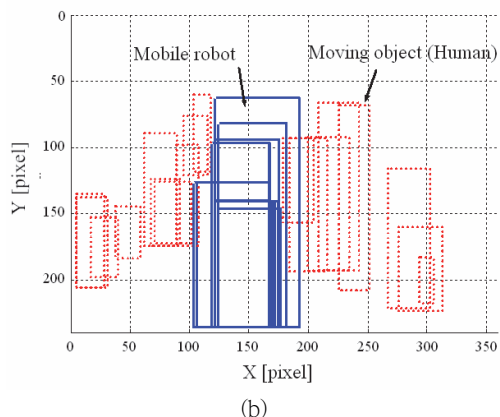
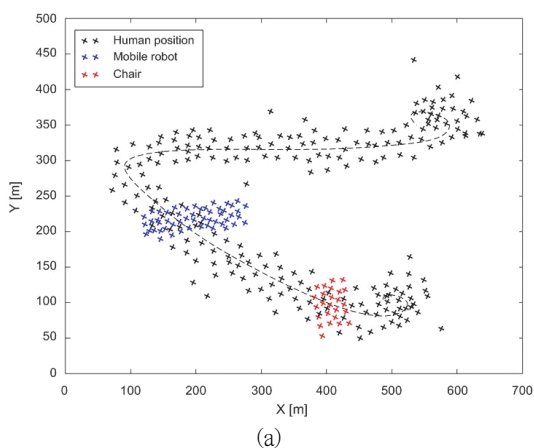


Fig. 6 Experimental Results: Particle Filter Results for robot and moving objects

의 다중 물체 추적에 대한 파티클을 보여주고 있다. 그리고, Fig. 6(b)는 인간이 로봇의 뒤로 보행할 때 [6]에서 논의된 가려짐 현상과 스케일 변화에 따른 인간의 움직임과 로봇의 움직임을 각각 추적용 직사각형으로 표시하였고 인간이 로봇과의 가려짐에서도 강인하게 인간의 움직임이 추적됨을 알 수 있었다.

5. 결론

본 논문에서는 AI-space의 영상 시스템과 다중 이동 물체 인식을 위한 실시간 영상처리 및 가려짐 현상에 대한 극복, 다중 이동 물체 추적, 네트워크를 통한 정보교류 등의 기능을 수행하기 위해서 모델 기반 방법과 특징기반의 방법을 효과적으로 결합한 다중 이동 물체 추적을 수행 결과를 제시하였다. 특히 차영상을 이용한 물체 추출과 조명 조건의 변화에 불변하는 컬러 히스토그램을 특징을 사용하였다. 이러한 특징량과 파티클 필터에 기반한 알고리즘을 이용하여 이동 물체의 컬러 외형 모델을 작성함으로써 강인한 검출, 추적 성능을 나타낼 수 있었다.

참고문헌

- [1] T.S. Jin, "Estimation of People Tracking by Kalman Filter based Observations from Laser Range Sensor," Journal of the Korean Society of Industry Convergence v.22 no.3, pp. 265–272, (2019).
- [2] B. Brumitt, B. Meyers, J. Krumm, A. Kern, S. Shafer, "EasyLiving: Technologies for Intelligent Environments," Proceedings of the International Conference on Handheld and Ubiquitous Computing,

- pp.12-29, September, (2000).
- [3] P. Braca, L. M. Millefiori, A. Aubry, S. Marano, A. De Maio, and P. Willett, "Statistical hypothesis testing based on machine learning: Large deviations analysis," *IEEE Open J. Signal Process.*, v.3, pp. 464–495, (2022).
- [4] D. Yuan, X. Shu, Q. Liu, and Z. He, "Aligned spatial-temporal memory network for thermal infrared target tracking," *IEEE Trans. Circuits Syst. II Exp. Briefs*, v.70, no.3, pp. 1224–1228, (2023).
- [5] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You only look once: Unified, real-time object detection," in *Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, pp. 779–788, (2016)
- [6] S. Khan and M. Shah, "Consistent Labeling of Tracked Objects in Multiple Cameras with Overlapping Fields of View," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and machine Intelligence*, v.25, no.10, pp.1355-1360, (2003).
- [7] T. Matsuyama, N.Ukita, "Real-Time Multi-Target Tracking by a Cooperative Distributed Vision System," *Proc. IEEE*, v.90, no.7, pp.1136-1150, (2002).

(접수: 2024.01.26. 수정: 2024.04.04. 게재확정: 2024.04.10.)