

공간지능화를 위한 색상기반 파티클 필터를 이용한 다중물체추적

Multiple Object Tracking with Color-Based Particle Filter for Intelligent Space

진 태 석[†] · 하시모토 히데키[‡]

TaeSeok Jin[†] · Hideki Hashimoto[‡]

Abstract The Intelligent Space(ISpace) provides challenging research fields for surveillance, human-computer interfacing, networked camera conferencing, industrial monitoring or service and training applications. ISpace is the space where many intelligent devices, such as computers and sensors, are distributed. According to the cooperation of many intelligent devices, the environment, it is very important that the system knows the location information to offer the useful services. In order to achieve these goals, we present a method for representing, tracking and human following by fusing distributed multiple vision systems in ISpace, with application to pedestrian tracking in a crowd. And the article presents the integration of color distributions into particle filtering. Particle filters provide a robust tracking framework under ambiguity conditions. We propose to track the moving objects by generating hypotheses not in the image plan but on the top-view reconstruction of the scene. Comparative results on real video sequences show the advantage of our method for multi-object tracking. Also, the method is applied to the intelligent environment and its performance is verified by the experiments.

Keywords: Intelligent Space, Sensor Network, Particle Filter, Tracking, Image Processing

1. 서 론

최근 로봇분야에 있어 지능화공간에 대한 많은 연구가 진행되어 오고 있다^{[1][2]}. 그중 공간지능화는 컴퓨터 및 네트워크화된 분산형 다중센서를 이용한 지능형 디바이스로 구현 한 정보공간이라 할 수 있다. 이러한 공간을 다수의 지능형 디바이스로 구현되었다고 하여 지능화라고 부르고 있다. 본 논문에서는 인간과 환경사이의 물리적 또는 심리적 인터랙션을 통한 인간중심의 적절한 서비스를 제공하는 공간지능화(iSpace: Intelligent Space)^{[3][4]} 구현하고자 네트워크 센서를 적용한 상황인식 공간을 소개하고 있다. 영상 데이터 처리 및 정보 네트워크 기능을 갖는 다수의 컬러 CCD 카메라를 iSpace 공

간에 분산 배치하여 클라이언트 역할 수행 및 정보획득을 위한 네트워크 센서로서 분산 지능형 네트워크 디바이스(DIND: Distributed Intelligent Network Devices)라고 명명하였다. DIND는 카메라 센서를 이용하는 이른바 카메라 네트워크를 구성한 것으로 이를 통해 실내 환경을 인식하고 모델링하며 공간 내 거주자의 의도를 인식하기 위해 시스템을 구축하였다. 실제로는 거주자의 행동 및 사물의 위치를 비전 센서 위주로 처리하여 다양한 센서정보에 기반한 효율적인 인식시스템 구축이 본격적으로 이루어진 것으로 보기에 어려운 점은 있으나 본 연구에서는 공간지능화의 초기단계로서의 이동물체와의 상호작용을 통한 서비스 제공을 위해 DIND를 활용하여 다양한 서비스를 제공하기 위한 플랫폼으로서의 로봇형 환경단말에 대한 가능성이 제시되고 있다. 그림 1은 공간지능화 시스템의 구성도를 개략적으로 나

[†] 교신저자 : 동서대학교 메카트로닉스공학과 교수
(jints@dongseo.ac.kr)

[‡] 동경대학 생산기술연구소 교수(hashimoto@iis.u-tokyo.ac.jp)

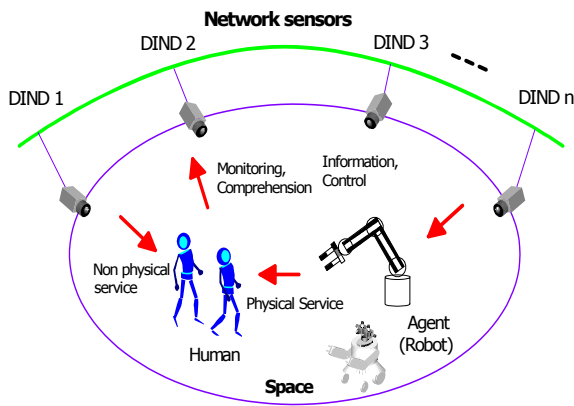


그림 1. 공간지능화(Intelligent Space)의 개념

타낸 것이다. 실제 환경을 네트워크화된 다양한 센서로 구축하여 사람의 움직임 감지하고 이동로봇 등이 실제 물리적인 행동을 취할 수 있는 인간-로봇간의 친화적인 환경구현을 위한 공간지능화를 목적으로 하고 있다. 공간지능화의 DIND는 iSpace내의 인간 및 로봇의 위치와 행위를 파악하고 인식하여 네트워크를 통한 상호정보교환을 수행하게 된다. iSpace내에서 인간 및 로봇의 위치는 DIND에서 획득한 정보에 기반하고 있으며 미들웨어라고 하는 분산된 디바이스를 지원하기 위한 소프트웨어, 사용자가 쓰고 싶은 디바이스를 특정하기 위한 지리적인 모델링, 지각과 서비스의 기술방법 등의 연구가 진행되고 있다. 이러한 연구 중에서 가장 공통인 방법들은 iSpace에서의 컬러마크 추적방법^[5]과 인간의 행위인식^[6]법 및 인간과 상호작용하기 위한 이동로봇의 위치제어 방법을 사용하여 왔다.

실시간적인 물리적 또는 비 물리적 서비스 제공을 위해 DIND의 신속하고 유려한 정보처리를 통하여 iSpace는 다중 물체의 위치를 인식 및 추적할 수 있어야 한다. 그리고 iSpace의 효율적 기능을 유지하기 위해서는 유려한 추적과 물체 위치인식이 우선적으로 이루어져야 한다. 본 논문에서는 iSpace 공간에서 분산 영상시스템의 컬러 외형모델에 기반한 물체인식 및 추적기법을 서술하고 있다. 우선, iSpace 내의 분산 영상시스템을 설명하고 iSpace 공간내에서 구현하고 하는 컬러 외형모델의 물체추적을 서술하고자 한다. 그리고 효율적인 이동물체 추적을 위해 물체의 컬러정보를 획득하는 방법과 물체의 전역컬러 모델을 이용한 iSpace 내에서 구현된 이동물체의 클러스터 및 파티클 필터의 결과에 대한 실험결과를 검증토록 하였다.

2. iSpace의 다중영상시스템

2.1 다중 카메라 다중 이동물체추적

iSpace의 넓은 공간을 센싱하기 위해서는 다중 카메라 및 다중 이동물체의 추적이 우선적으로 해결해야 한다. 이를 위한 다중 카메라 및 다중 물체 추적시스템에 관한 두 개의 중요한 문제가 있을 수 있다. 그 중 하나는 시간에 대한 각 영상프레임에 전형적인 응답문제이고 또 다른 것으로는 유려한 추적과 위치추정을 위한 각 다른 카메라간의 응답 문제라 할 수 있다. 후자의 경우를 카메라 영상정보사이의 무결한 정보유지문제 (consistent-labeling)^[7]라고 하고 이러한 문제를 해결하기 위한 방법들이 최근논문에서 제시되고 있는데 이러한 방법에는 특징매칭^[8], 위치정보^{[9][10]}, 얼라인먼트 방법^[11] 등이 있다. 만약 모든 카메라가 미리 보정된 상태라면 무결정보유지 문제는 전역좌표계에서 각 물체의 위치를 투영시킴으로서 추정할 수 있다. 얼라인먼트 방법은 각 카메라간의 기하학적 변환을 통해서 구현하고 있다. 하지만, 이러한 방법들은 각 다른 카메라들 간의 모니터링영역의 중복이 되지 않고 무결정보유지를 구현하는 것이 어렵다고 할 수 있다. 그리고 특징 매칭법은 무결정보유지 문제를 해결하기 위한 컬러색상에 기반한 가장 간단한 방법이라 할 수 있다. 하지만 컬러 특징 매칭법은 위치 및 방향정보에 있어서 변이가 클 때 신뢰성이 떨어지는 경향이 있다. 예를 들어, 티셔츠의 앞뒤로 각각 다른 색상을 가진 옷을 입었다고 했을 때 각각 다른 카메라간의 단순 컬러매칭방법으로는 구현되지 않을 것이다. 반면 컬러정보는 대인 통신관계에 있어서 물체의 인식 및 파악하는 것이 유용할 수 있는데 각 카메라간의 무결정보의 차이를 완화시켜주고 서로 다른 컬러 외형모델을 가지는 컬러표현이 구현된다면 서로 다른 카메라 모듈간의 통신에 의한 물체인식에 유용하다.

2.2 DIND의 네트워크협조

iSpace에서는 DIND가 공간내의 사물과 현상을 파악하고 로봇과 디스플레이 그리고 스피커 등을 네트워크화된 다중센서를 이용한 적절한 서비스를 제공한다. DIND는 주로 정보를 얻는 센서부, 그 정보를 처리하는 연산부, 정보를 주고받는 네트워크 및 전원부로 구성되며, 비용을 최소화한 초소형기기가 할 수 있다. 이러한 DIND는 그 크기로 인해 지능에 한계가 있지만 DIND를 네트워크화해 공간에 다수 배치하면 각각이 자율적 협조를 통해 높은 지능의 실현이 가능해진다. iSpace내

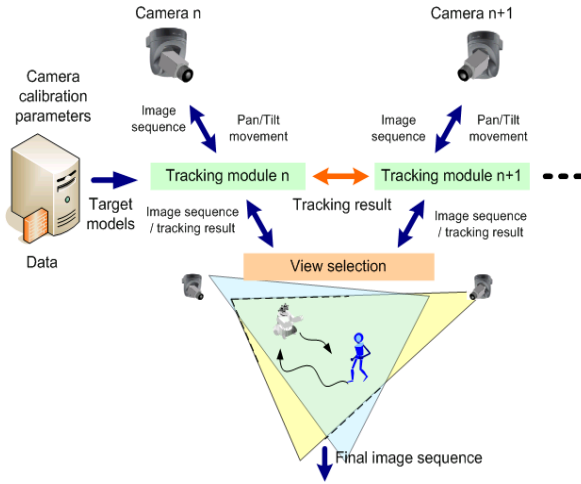


그림 2. 분산다중카메라 기반의 DIND의 시스템 구성

의 이동물체의 인식을 위해서는 DIND의 효과적인 네트워크 정보협조가 요구된다. 여기서 DIND의 협조라 함은 각 DIND가 다른 영역의 DIND가 모니터링 하는 물체에 대한 정보를 상호교환하고 처리하는 과정을 의미한다. 그래서, 각기 다른 DIND간의 물체인식에 상호정보는 보다 효과적인 물체모델을 구현하는데 이용되어야 한다.

이러한 예시에서 각 카메라가 독립적으로 수행하는 영상인식방법은 상당히 Low-Level 단계이며 다중카메라의 협조에 있어 물체에 대한 정보 또한 간단한 수준이며 물체인식 정보로서 물체의 위치 또는 특정 색상을 사용할 수 있다. 그리고 네트워크 카메라를 통한 정보공유는 보다 복잡한 알고리즘을 설계하여 구현된다. 여기에는 그림 2에서와 같이 사물정보에 대한 레벨과 각기 다른 카메라간의 교환조건(trade-off)이 존재하게 되는데, 본 iSpace에서는 영상시스템의 정확한 이동물체를 모델링함으로써 협조 프레임워크를 간소화 할 수 있다. 간소화된 협조 프레임워크는 다른 DIND를 추가하더라도 확장성을 가지도록 구현되었다.

3. 이동물체 인식

이동물체 찾는 과정은 네트워크화된 카메라 모듈이 모니터링 하는 영역 내에서 새롭게 움직이는 물체를 찾는 과정이라 할 수 있다. 여기서 새롭게 인식된 이동물체의 로컬컬러모델도 필요로 하게 되고 고정된 카메라의 영상정보에서 새롭게 움직이는 물체를 찾기 위해서는 배경 차영상(subtraction) 방법을 적용하였다. 본 배경 차영

상 방법은 각 프레임에서 인식물체와 배경모델의 차를 구하여 새롭게 인식된 물체의 위치정보를 갱신하게 된다. iSpace에서의 빛의 조건과 이동물체의 그림자 효과를 감소시켜 줄 수 있는 실내조명 및 격자형 바닥의 특성에 의해 이러한 배경 차영상 방법이 효과적으로 동작되었다. 각 카메라에서 캡처한 배경영상을 비교하고 캡처한 영상에서 분리한 이진영상으로 확산, 수축, 클러스터링 과정을 거치면서 이동물체의 후보지역을 추출하게 된다. 이때, 작은 이동물체의 영역은 잡음으로 처리하여 제거된다. 본 이동물체 인식과정은 그림 3에서 제시한 것과 같다.

초기 로컬컬러모델은 $\{x_i\}=1, \dots, n$ 로 정의하며 이동물체를 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, 특성공간은 2차원의 정규화된 컬러 공간 $r = R/(R+G+B)$, $g = G/(R+G+B)$ 으로 표시된다. 이동물체의 특성벡터 p 에 대한 성분 p_u , $u=1, \dots, m$ 는 다음과 같이 표현된다.

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

여기서 δ 는 크로네크 델타 함수이다.

배경 차영상을 이용하여 추출한 영역은 불안정한 상태이므로 초기 로컬컬러모델을 안정화시키기 위해서는 각 이동물체에 대해 복수의 특성벡터 p 가 요구된다. 즉, 다중의 이동물체를 동시에 찾아내기 위한 확률이 필요하다. 움직임에 대한 특성벡터 p 는 온라인 클러스터링 알고리즘에 의해 특정 영역으로 클러스터링 되어 특성벡터 p 가 기존의 클러스터에 소속되는지 아니면 새로운 클러스터로 생성되어야 하는지를 결정하게 된다. 기존에 존재하는 클러스터의 수를 N 이라고 했을 때, 가장 가깝게 이웃하는 클러스터를 결정하기 위해서는 클러스터의 특성벡터 p 와 기준벡터 r_k 간의 유사성을 식(2)와 같이 계산하게 된다.

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

여기서, $p_{j,t}$ 시간 t 에서 j 번째의 이동물체를 나타낸다. 선택된 클러스터를 c 라고 표현할 때, 다음과 같은 식으로 표현 가능하다.

$$c = \begin{cases} \arg \max_k S(p_{j,t}, r_{k,t}) & \text{for } S(p_{j,t}, r_{k,t}) > T \\ N+1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기서, T 는 특징벡터들 간의 유사성을 평가하기 위한 경계값을 나타내고 있다.

이동물체에 대한 각 클러스터의 기준벡터는 식(4)와 같이 갱신되고, 갱신된 벡터는 다음 시간상태 $t+1$ 에서 기준벡터로서 사용된다. α 는 학습계수이다.

$$r_{k,t+1} = r_{k,t} + \alpha \delta_{ck} \{p_{j,t} - r_{k,t}\} \quad (4)$$

경계값 이하의 벡터가 한 클러스터내에 모였을 때, 이동물체는 해당 클러스터와 일치하는 것과 목표 이동물체로 인식하게 되고 각 목표 이동물체에 대한 추정과정이 동시에 일어나게 된다. 각 클러스터의 기준벡터 $r_{k,t}$ 는 로컬컬러모델 $l_{k,t}$ 로 간주할 수 있다.

그림 4는 iSpace내의 물체에 대한 특징벡터에 대한 클러스터링 결과를 보여주고 있고, 그림 4의 왼쪽은 카메라 추적을 위한 고정물체와 이동물체를 각각 보여주고 있다. 여기서, 물체에 대한 특징벡터의 분포를 효과적으로 보여주기 위해 보여주기 위해 특징공간의 모든 방향들 중에서 이차원 영상을 보여주고 있다. 오른쪽 그림에서는 인식된 세 개의 물체에 대한 특징 클러스터를 보여주고 있다. 이러한 컬러 클러스터의 특성을 이용하여 물체를 구별할 수 있도록 하였다. 각 클러스터는 새롭게 인식된 물체에 해당되고 클러스터로부터 떨어져 있는 점으로 표시되는 특성 벡터들은 노이즈 또는 측정된 에러로 간주하였다. 식 (3)에서 제시한 T 는 각 클러

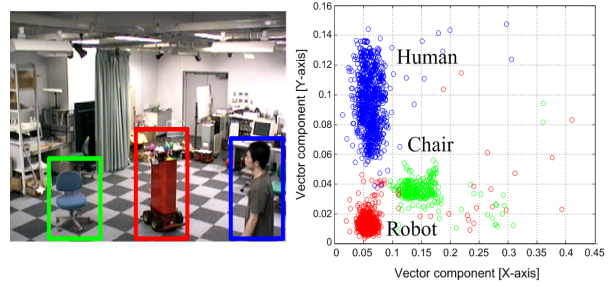


그림 4. 인식 물체에 대한 컬러 클러스터링 결과

스터의 수와 크기를 결정하게 된다. 이 때, T 는 몇 번의 경험적 실험을 통해서 결정한다. 이러한 과정을 통하여 클러스터들에서 각 클러스터의 기준점을 초기 로컬컬러모델로 간주하고 안정된 초기컬러모델을 구할 수 있다.

4. 파티클필터 추적과정

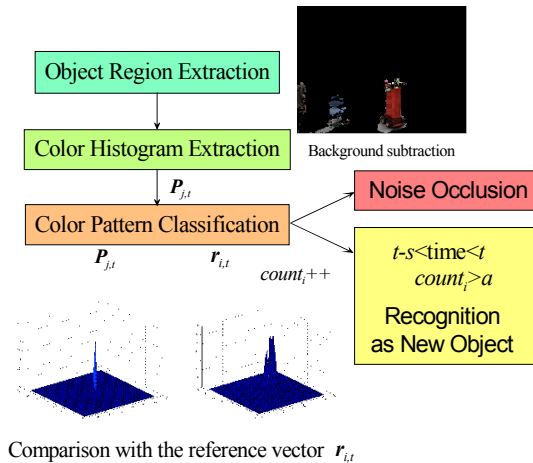
4.1 파티클 필터

파티클 필터에 의한 이동물체 추적 방법이 복잡한 환경 속에서 움직이는 물체를 추적하는데 효과적이라는 것이 증명된 이후로 비전기반의 로봇분야에서 이동물체 추적은 흥미로운 연구과제가 되기 시작하였다.

파티클 필터는 사전분포(prior distributions)와 사후분포(posterior distributions)와 같은 베이시안 조건 확률(Bayesian conditional probabilities)에 기반을 두고 있기 때문에 마코프(Markov) 위치추정처럼 전체 격자에 대해서 계산을 수행하지 않고 일정한 수의 샘플에서만 이동물체의 위치 가능성을 계산함으로써 계산부하가 적고 수행이 빠른 장점을 가진다.

파티클 필터는 사후밀도(posterior density) $p(X_t|Z_t)$ 와 관측밀도(observation density) $p(Z_t|X_t)$ 가 non-Gaussian 형태를 갖는 클러스터에서 이동물체를 추적하기 위해 제안된 방법이라 할 수 있다. 추적하는 이동물체의 상태계수는 상태벡터 X_t 로 표현되고 벡터 Z_t 는 시간 t 까지의 모든 관측상태 $\{z_1, \dots, z_t\}$ 로 표현한다. 파티클 필터의 주된 개념은 가중치화된 샘플 데이터 집합 $S = \{\mathbf{s}^{(n)}, \pi^{(n)} | n = 1 \dots N\}$ 에 의한 위치정보의 확률분포를 근사화 하는 것이다. 각 위치정보에 대한 샘플 데이터는 물체의 가설적 상태를 나타내는 성분 \mathbf{s} 와 대응 이산 샘플링 확률 π (여기서 $\sum_{n=1}^N \pi^{(n)} = 1$)로 구성된다.

샘플 데이터 집합의 진화는 시스템 모델에 따라 전달되는 각 샘플로 표현되므로 각 데이터 집합성분을 관측



Comparison with the reference vector $r_{i,t}$

그림 3. 이동물체 인식과정

에 대해서 가중치를 하게 되고 샘플데이터 N 은 확률 $\pi^{(n)} = p(\mathbf{z}_t | \mathbf{X}_t = \mathbf{s}_t^{(n)})$ 로 특정 샘플들을 선택함으로써 대체된다. 이 때, 물체의 평균상태는 각 시간스텝에서 다음과 같은 식으로 추정할 수 있다.

$$E[S] = \sum_{n=1}^N \pi^{(n)} s^{(n)}. \quad (5)$$

파티클 필터는 물체의 불확실성을 모델링함으로써 강한 추적 프레임워크를 제공해준다. 필터의 옵션을 자유롭게 변경가능하고 다중의 상태 가설을 동시에 고려할 수 있는 장점을 가진다. 그리고 물체를 추적하는 과정에 있어 물체의 상태가 일시적인 잔류되는 상황이 일어나지 않으므로 일시적인 은닉현상을 처리하는데도 적용 가능하다.

4.2 컬러분포모델

본 논문에서는 iSpace내에서 서비스를 제공하는 컬러 기반의 이동로봇 및 인간과 같은 유동이동물체에 적용하고자 한다. 컬러분포는 비정적인 물체, 회진, 부분적 가려짐에 대해 강인성을 보장 해 주기 때문에 실내의 이동물체를 추적할 때 유용하다. 이동물체의 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 표현 할 수 있다. 본 논문에서는 히스토그램은 $8 \times 8 \times 8$ 의 빈을 사용한 RGB공간으로 계산하며 제시한 방법이 빛의 밝기조건(value)에 들 민감하도록 HSV 컬러 공간을 사용할 수 있도록 하였다.

수직 타원축 내부에 H_x 와 H_y 를 갖는 원통을 컬러 분포로 표시할 때, 컬러 분포의 신뢰도를 증가시키기 위해서는 경계부분의 픽셀이 배경에 속한다든지 가려질 때는 식 (6)과 같이 가중치 함수를 이용하여 분포영역으로부터 더욱 떨어진 픽셀에 가중치를 적용하게 된다.

$$k(r) = \begin{cases} i - r^2 & : r < 1 \\ 0 & : otherwise \end{cases} \quad (6)$$

여기서 r 은 분포중심에서의 거리를 나타낸다.

따라서 경계부분의 픽셀이 배경에 속하거나 가려질 때 컬러분포의 신뢰도를 증가시킬 수 있다. 또한, Epanechnikov kernel^[12]과 같은 함수를 다른 가중치 함수를 사용하여 신뢰도를 향상시킬 수 있다. 그리고, 픽셀위치 \mathbf{y} 에서의 컬러분포 $p_{\mathbf{y}} = \{p_{\mathbf{y}}^{(u)}\}_{u=1 \dots m}$ 는 다음과 같이 표현 된다.

$$p_{\mathbf{y}}^{(u)} = f \sum_{i=1}^I k\left(\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_i\|}{a}\right) \delta[h(\mathbf{x}_i - u)] \quad (7)$$

여기서 I 와 δ 는 영역 δ 내의 픽셀 수와 Kronecker 델타함수를 각각 나타낸다.

그리고 파라미터 $a = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$ 는 영역의 크기를 결정하게 되고 정규화 요소는 아래 식으로 표현된다.

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^I k\left(\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{x}_i\|}{a}\right)} \quad (8)$$

여기서 $\sum_{u=1}^m p_{\mathbf{y}}^{(u)} = 1$ 이다.

이동물체의 추적방법에 있어서 매 시간에서 추정된 상태는 새로운 관측모델을 참조함으로써 갱신된다. 컬러분포에 기반한 유사성을 측정하여 두 분포 $p(u)$ 와 $q(u)$ 의 가장 큰 값을 갖는 후보 쌍을 정합 결과를 Bhattacharyya 계수^{[13][14]}라고 한다.

$$\rho[p, q] = \int \sqrt{p(u)q(u)} du. \quad (9)$$

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

$$\rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p(u)q(u)} \quad (10)$$

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 분포간의 거리(Bhattacharyya 거리)는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$d = \sqrt{1 - \rho[p, q]} \quad (11)$$

4.3 다중물체모델

iSpace내의 다중카메라의 영상정보를 이용하기 위해 한 개의 물체에 대해 한 개의 히스토그램을 사용해야 한다. 이동 중인 인간을 추적한다고 했을 때 한 대의 카메라가 인간의 앞면을 비추게 되지만 반대편에 위치한 카메라는 인간의 뒷면을 비추게 된다. 각 카메라는 독립

적으로 추적하게 되므로 히스토그램 정보간의 일치성이 보장되어야 한다. 앞, 옆, 뒤와 같이 세 개의 특징 영상은 추적하고자 하는 인간의 연속 영상정보로 사용하여 초기 물체모델로 선택하고, 각 대응되는 히스토그램 $q = \{q_f, q_s, q_b\}$ 을 저장하게 된다. 추적하는 동안 세 히스토그램에 대한 유사성으로 물체의 상태를 알 수 있게 된다. 확률전파에 있어서 선형 확률모델을 사용함으로써 각 영상프레임에 대한 Bhattacharyya 계수를 추정할 수 있고, 각 계수 값의 급격한 변화를 제한할 수 있다.

개개의 파티클 필터의 초기 샘플들을 전체 영상에 대해 이동물체가 나타날 위치점에 표시되게 된다. 추적하고자 하는 이동물체는 세 개의 Bhattacharyya 계수 값에 근거하여 인식되고 그 중 가장 매칭율이 좋은 모델이 목적모델로 인식하게 된다. 초기단계의 모든 배경위치에 대한 사각영역의 Bhattacharyya 계수의 평균값 μ 및 표준편차 σ 를 계산하여 다음과 같은 표현조건을 정의할 수 있다.

$$\rho[p, q] > \mu + 2\sigma. \quad (12)$$

5. 실험

본 논문에서 제시한 표식검출 및 추적 알고리즘을 테스트하기 위해서 조명변화가 없고 컬러 이동물체 및 고정물체가 존재하는 iSpace공간에서 실험을 수행하였다. 그림 5는 실험을 위한 장애물 및 다른 색상정보를 갖는 고정물체 등이 존재하는 iSpace에서 이동물체의 경로를 나타내는 실험환경과 제시한 알고리즘으로 추적을 할 수 있도록 하였다. 본 환경에서 세 개의 물체 즉, 인간, 이동로봇, 의자를 각각 실험환경에 배치하였다. 시스템은 각 물체에 대한 사전 모델정보를 갖고 있지 않도록 했다. 그리고 이동로봇과 의자를 정적인 위치에 배치시켰고 인간은 고정물체 사이로 이동하였다. 이 때, 카메라는 한대만 사용할 수 있도록 하였고 인간과 고정물체간에 발생할 수 있는 가려짐 현상은 그림 5와 같이 일어 날것으로 가정하였다. 이 때, X축과 Y축은 각각 캡처된 영상의 X, Y픽셀 좌표를 표시한다. 그림에서 각 물체의 중심 픽셀을 x 표로 표시하였고 인간은 검정색 x, 로봇은 파란색 x, 의자는 빨간색 x로 각각 표시하였다. 인간이 보행하는 동안 로봇 및 의자와의 가려짐 현상이 관측되었지만 각 물체의 매칭 및 추적과정이 성공적으로 이루어졌음을 실험으로 검증하였다. 그리고

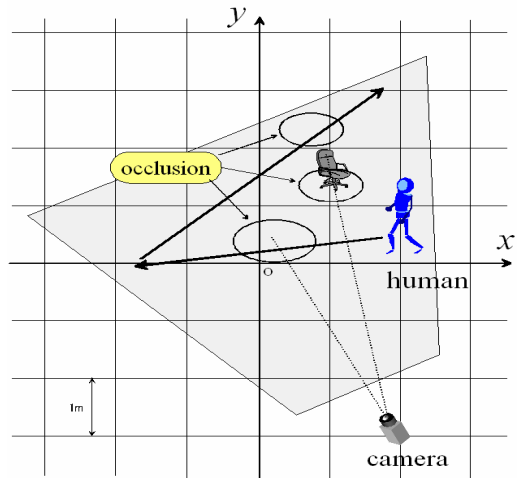
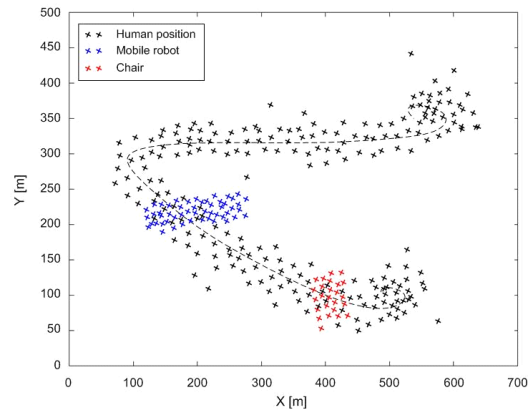


그림 5. 실험환경: 이동영역 및 모델

본 실험에서는 물체에 대한 복잡한 모델을 갖고 있지 않지만 복잡한 환경 속에서도 강인하게 다중 물체추적을 할 수 있었다.

실험을 수행한 결과 그림 5와 같이 세 개의 물체에 대한 추적용 직사각형 bounding box 가 인식되어 각 물체의 특징벡터의 클러스터를 그림 6(a)에서 보여주고 있다.

그림 6(a)는 가려짐 현상과 빠른 움직임에 대해서도 컬러 기반의 파티클 필터의 강인성을 보여주고자 인간이 320프레임 이상의 속도로 지나갈 때의 다중 물체 추적에 대한 파티클을 보여주고 있다. 그리고, 그림 6(b)는 인간이 로봇의 뒤로 보행할 때 가려짐 현상과 스케일 변화에 따른 인간의 움직임과 로봇의 움직임을 각각 추적용 직사각형으로 표시하였고 인간이 로봇과의 가려짐 이후에도 강인하게 인간의 움직임이 추적됨을 알 수 있었다.



(a)

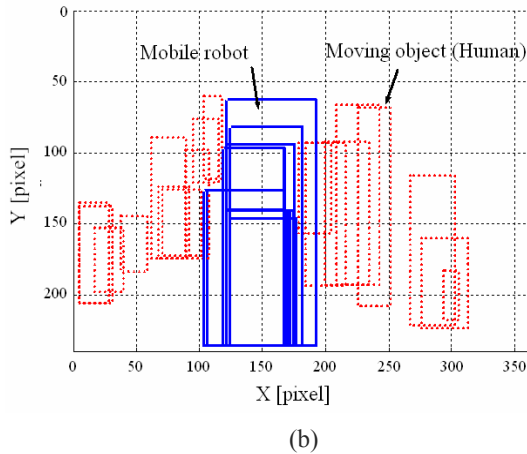


그림 6. 실험결과: 물체간의 가려짐 현상과 스케일에 대한 파티클 필터 결과

6. 결 론

본 논문에서는 컬러분포에 기반한 적응 외형 모델을 파티클 필터에 적용한 이동물체 추적방법을 제시하였다. 컬러 기반의 추적은 서로 다른 외형의 변화에 따라 빠르게 움직이는 이동물체를 다중 관측 모델을 결합하여 추적할 수 있었다.

지능화공간의 영상시스템은 다중 이동물체 인식을 위한 실시간 영상처리 및 가려짐 현상에 대한 극복, 다중 이동물체추적, 네트워크를 통한 정보교류 등의 기능을 수행하기 위해서 모델기반 방법과 특징기반의 방법을 효과적으로 결합한 다중이동물체 추적을 수행하게 된다. 따라서, 본 논문에서는 차영상을 이용한 물체 추출과 조명조건의 변화에 불변하는 컬러 히스토그램을 특성을 사용하였다. 이러한 특징량과 파티클 필터에 기반한 알고리즘을 이용하여 이동물체의 컬러외형모델을 작성함으로써 강인한 검출, 추적 성능을 나타낼 수 있었다.

본 시스템은 실내 해상도의 이미지에서 얼마나 정밀하게 필요한 이동물체를 추출하느냐가 성능 향상의 관건이 된다. 따라서 향후 연구방향으로 무색 컬러에 가까운 이동물체의 인식에 대한 연구와 분산 카메라를 이용한 보다 넓은 영역에서의 물체 인식에 대한 연구도 병행 및 확대하고 각 다른 카메라가 클러스터 및 특정공간에 대한 정보를 공유하는 방법에 대한 연구도 진행되어야 한다.

참 고 문 헌

- [1] 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.
- [2] Rodney A. Brooks, "The Intelligent Room Project", Proceedings of the Second International Cognitive Technology Conference(CT'97), Aizu, Japan, pp.69-74, August 1997.
- [3] J.-H. Lee, H.Hashimoto, "Intelligent Space - concept and contents", Advanced Robotics, Vol.16, No.3, pp.265-280, 2002.
- [4] H. Hashimoto, "Intelligent Space -How to Make Spaces Intelligent by using DIND", Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC'02), pp.14-19, 2002.
- [5] G. Appenzeller, J.-H. Lee and H.Hashimoto, "Building Topological Maps by Looking at People: An Example of Cooperation between Intelligent Space and Robots," IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'97), pp.1326-1333, 1997.
- [6] J.-H. Lee, H.Hashimoto, "Controlling Mobile Robots in Distributed Intelligent Sensor Network", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 50, No. 5, pp.890-902, 2003.
- [7] 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, Vol.25, No.10, pp.1355-1360, 2003.
- [8] A. Utsumi, J. Ohya, "Multiple-Camera-Based Human Tracking Using Non-Synchronous Observations", Proc. Asian Conf. Computer Vision, pp.1034-103, 2000.
- [9] T. Matsuyama, N.Ukita, "Real-Time Multi-Target Tracking by a Cooperative Distributed Vision System", Proc. IEEE, Vol.90, No.7, pp.1136-1150, 2002.
- [10] N. Atsushi, K. Hirokazu, H. Shinsaku, and I.Seiji, "Tracking Multiple People using Distributed Vision Systems", Proceedings of the 2002 IEEE International Conference on Robotics & Automation, Washington

D.C, pp.2974-2981, 2002.

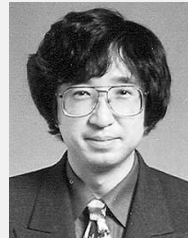
- [11] Y. Caspi, M. Irani, "A Step Towards Sequence-to-Sequence Alignment", IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp.682-689, 2000.
- [12] D. Comaniciu, V. Ramesh and P. Meer, Real-Time Tracking of Non-Rigid Objects using Mean Shift, Computer Vision and Pattern Recognition, pp.142-149, 2000.
- [13] F. Aherne, N. Thacker and P. Rockett, The Bhattacharyya Metric as an Absolute Similarity Measure for Frequency Coded Data, Kybernetika 32(4) pp.1-7, 1997.
- [14] T. Kailath, The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection, IEEE Transactions on Communication Technology COM-15(1) pp.52-60, 1967.



진 태 석

1998 진주산업대학교 전자공학과(공학사)
2000 부산대학교원 전자공학과(공학석사)
2003 동대학원(공학박사)

2004~2006 동경대학 생산기술연구소 연구원
2006~현재 동서대학교 메카트로닉스공학과 교수
관심분야 : 센서융합, 지능로봇, 움직임추정



하시모토 히데키

1981 동경대학 전기공학과(공학사)
1984 동대학원(공학석사)
1987 동대학원(공학박사)
1989~1990 MIT 방문연구원

1990~현재 동경대학 생산기술연구소 교수
관심분야 : 지능제어, 로봇틱스, 공간지능화