

경쟁적 조건부 밀도 전파를 이용한 실시간 다중 인물 추적

(Real-time Multiple People Tracking using Competitive Condensation)

강희구^{*} 김대진^{**} 방승양^{***}

(Hee-Gu Kang) (Daijin Kim) (Sung-Yang Bang)

요약 조건부 밀도 전파(Condensation)는 강건한 추적 성능과 실시간 구현이 가능하다는 장점을 지닌다. 그러나 정확한 추적을 수행하기 위해서는 복잡한 형태 모델과 많은 수의 샘플을 요구하므로 현실적으로 실시간 다중 추적에 적합하지 않은 경우가 많다. 본 논문에서는 실시간 응용에 적합하도록 작은 텁색 공간을 갖는 이산 형태의 형태 모델과 다중 추적 시 각 추적기 간의 상호 경쟁 관계를 고려하여 적은 수의 샘플로도 좋은 추적 성능을 보이는 경쟁적 Condensation 알고리즘을 제안한다. 실험 결과, 제안한 경쟁적 추적 알고리즘은 복잡하게 이동하는 여러 군중을 실시간으로 강건하게 추적함을 보인다.

키워드: 다중 인물 추적, 경쟁 규칙, Condensation, 자기조직화 지도, 은식 마르코프 모델

Abstract The CONDENSATION (Conditional Density Propagation) algorithm has a robust tracking performance and suitability for real-time implementation. However, the CONDENSATION tracker has some difficulties with real-time implementation for multiple people tracking since it requires very complicated shape modeling and a large number of samples for precise tracking performance. Further, it shows a poor tracking performance in the case of close or partially occluded people. To overcome these difficulties, we present three improvements: First, we construct effective templates of people's shapes using the SOM (Self-Organizing Map). Second, we take the discrete HMM (Hidden Markov Modeling) for an accurate dynamical model of the people's shape transition. Third, we use the competition rule to separate close or partially occluded people effectively. Simulation results shows that the proposed CONDENSATION algorithm can achieve robust and real-time tracking in the image sequences of a crowd of people.

Key words : Multiple people tracking, Competitive rule, Condensation, SOM, HMM

1. 서 론

복잡한 배경에서 보행하는 많은 사람을 추적하는 시스템은 감시, Human-Computer Interaction, 유동인구 추정과 같은 많은 응용에 사용된다. 하지만 실제 환경에서 사람과 배경은 매우 복잡한 변화와 다양한 형태를 보인다. 특히 유동 인구 추정 등의 응용에서는 매우 많

은 사람이 복잡한 형태로 이동하며 빈번하게 차단 (Occlusion)이 일어나므로 추적이 어렵다.

배경 영상을 추출한 다음 이를 기반으로 사람을 분리해내어 추적하는 방법들이 많이 사용되고 있다. W⁴ 시스템은 실외 환경에서 배경 영상과의 차분에 의해 검출된 전경 영상의 외곽선을 형태 분석하여 사람들을 실시간으로 인식하고 추적한다[1]. 그러나 배경 영상 추출을 이용한 방법들은 고정 카메라일 경우에만 사용할 수 있고, 순간적인 조명 변화에 취약하며 그림자나 반사 영상을 전경 영역으로 인식하기 쉬운 단점이 있다.

랜덤 샘플링에 기반한 추적 방법인 Condensation은 강건한 성능과 실시간 구현 가능성 때문에 제스처 인식, 물체 추적 시스템에 많이 사용되고 있다[2]. Philomin,

* 비회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과
asah@postech.ac.kr

** 비회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
dkim@postech.ac.kr

*** 종신회원 : 포항공과대학교 컴퓨터공학과 교수
sybang@postech.ac.kr

논문접수 2002년 7월 19일
심사완료 2003년 4월 18일

Duraiswami, Davis [3]는 점 분포 모델(Point Distribution Model)을 이용하여 사람의 형태를 모델링하고 의사 랜덤 샘플링(Quasi-random Sampling)을 사용해서 고차원 공간에서 Condensation 샘플링 방법을 보완하여 움직이는 카메라로 잡은 영상에서 보행자를 성공적으로 추적했다. 그러나 Condensation 방법은 정확한 추적을 위해 복잡도가 높은 형태 모델과 많은 수의 샘플을 요구하므로 다중 추적시 실시간에 구현이 힘든 단점이 있다.

본 연구에서는 실시간 응용에 적합하도록 자기 조직화 지도(SOM)를 이용하여 학습되는 이산 형태 모델을 제안하고, 다중 물체 추적시 각 Condensation 추적기에 경쟁 규칙을 부여하여 접근, 차단 등의 상황에서 복잡도가 낮은 형태 모델과 적은 샘플로도 좋은 성능을 보이도록 경쟁적 Condensation 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 Condensation 알고리즘의 기본 개념을 설명하고, 3장에서는 이산적 형태 모델의 학습 방법을 설명하며, 4장에서는 다중 추적을 위한 경쟁적 Condensation 알고리즘을 설명하며, 5장에서는 추적 실험 결과 및 분석이 설명되고, 마지막으로 결론이 뒤따른다.

2. Condensation 알고리즘

Condensation 알고리즘[2]은 Factored Sampling에 기반한 확률적인 물체 추적 알고리즘으로 복잡한 배경에서 특정 물체를 추적하는 데 쓰인다.

\mathbf{x}_t 를 시간 t 에서의 샘플 파라미터, \mathbf{z}_t 를 시간 t 에서의 이미지의 특징이라고 하자. Factored Sampling에서 확률은 샘플 s_i 와 해당 샘플의 가중치 π_i 의 집합으로 나타내어진다. i 는 각 샘플을 나타내는 인덱스이다. 이때 Condensation 알고리즘은 다음과 같이 요약된다.

샘플링(Sampling) : 이전 단계의 조건부 관찰 확률 $p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{t-1})$ 에서 샘플링해서 새로운 샘플 집합 $\{s_{t-1}\}$ 을 얻는다. 즉 이전 단계의 조건부 관찰 확률에 의해 샘플 집합을 각 샘플의 가중치에 따라 재 샘플링하여 새로운 샘플 집합을 생성한다.

예측(Prediction) : 시간 $t-1$ 에서 t 로 진행할 때의 추적되는 물체의 운동이 확률적으로 예측 가능하다면 이를 반영한다. 물체의 운동은 t 시점의 상태 공간 \mathbf{x}_t 상에서 정의되며 시간 $t-1$ 에서 t 로의 물체의 운동은 조건부 확률 $p(x_t = s_i^t | x_{t-1} = s_{t-1}^{i-1})$ 로 정의할 수 있다고 하자. 각 샘플을 확률적 동적 모델 $p(x_t = s_i^t | x_{t-1} = s_{t-1}^{i-1})$ 에서 샘플링하여 새로운 샘플 s_i^t 을 얻는다.

측정(Measurement) : 다음 단계의 sampling을 위해 각 샘플에 대해 $\pi_i^t = p(z_t | x_t = s_i^t)$ 를 구한다. $p(z_t | x_t = s_i^t)$ 는 샘플이 나타내는 이미지 특징과 실제 이미지 특징 z_t 과의 매칭으로 정의될 수 있다. 이후 다음 프레임에 대해 Sampling 단계부터 반복한다.

동적 모델은 일반적으로 오프라인 학습에 의해 미리 구해진다. 샘플은 물체의 윤곽선으로 나타내는 경우가 많은데 이때 측정치는 해당 샘플이 나타내는 윤곽선상의 측정점과 이미지의 에지 특징점을 매칭 정도에 의해 나타내어진다.

3. 이산적 형태 모델

3.1 비디오에서 형태 벡터 획득

사람과 같은 부정형의 물체를 추적하기 위해서는 그 형태를 효과적으로 표현하는 형태 모델이 필요하다. 부정형의 물체의 형태는 물체의 윤곽선을 균사화하는 곡선을 사용하는 경우가 많다. 그 중 B-spline 곡선은 제어 점의 집합으로 곡선을 나타내므로 하나의 형태는 제어 점을 나열한 벡터로서 표현할 수 있다.

형태 모델의 학습을 위한 학습 데이터는 비디오에서 사람을 추출하고 추출된 사람으로부터 얻어진 형태 벡터를 이용한다. Baumberg와 Hogg[6]는 고정 카메라에서 얻어진 비디오 영상에서 자동으로 형태 벡터를 추출하는 방법을 제안했다.

차단(Occlusion)과 겹침이 없는 영상에 대해 여러 프레임에 걸친 메디안 값을 취하는 방법을 이용하여 배경 영상을 얻고, 배경 영상과의 주어진 영상과의 차를 통해 전경 영상을 얻는다. 얻어진 전경 영상에서 일정 크기 이상을 갖는 연결 영역(Connected Region)을 얻은 다음 이 영역의 외각 경계선을 추출해낸다. 추출된 영역을 나타내는 형태 벡터는 추출된 외곽 경계선을 B-Spline 곡선으로 균사화 함으로서 얻어진다.

연결 영역으로부터 얻어진 외곽 경계선의 중심축(Principal Axis)-중심점을 지나고 축에 대한 직교거리의 합을 최소로 하는 축-을 지나는 점을 B-Spline 곡선의 시작점으로 한다.

외각 경계선상의 n 개의 점들의 정렬된 집합 $W_i = (X_i, Y_i), 0 \leq i < n$ 은 N 개의 제어점 $Q_K = (R_k, S_k)$ 로 정의되는 폐 B-Spline 곡선 $P(u) = (P_x(u), P_y(u)), 0 \leq u \leq N$ 에 의해 균사화 된다. 폐 B-Spline 곡선 $P(u)$ 는 폐곡선이므로 $P(0)=P(N)$ 이며, 수정된 가지 함수

$$B_k(u) = \begin{cases} B(u-k), & \text{if } (u-k) \geq 0 \\ B(u+N-k), & \text{if } (u-k) < 0 \end{cases} \quad (1)$$

에 대해

$$P(u) = \sum_{k=0}^{N-1} Q_k B_k(u) \quad (2)$$

로 정의된다. 여기서 $B(u)$ 는 $0 < u < 4$ 에서 0이 아닌 표준 B-Spline 기저 함수이다.

주어진 외각 경계점들을 근사화하는 B-Spline 곡선은 여러 함수

$$\text{Error} = \sum_0^N (P_x(u_i) - X_i)^2 + (P_y(u_i) - Y_i)^2 \quad (3)$$

를 최소화한다. B-Spline 파라메터 값은

$$u_k = \begin{cases} 0 & \text{for } k=0 \\ \lambda \sum_{i=1}^k |W_i - W_{i-1}| & \text{for } k>0 \end{cases} \quad (4)$$

로 결정되며 λ 는 $u_N = N$ 인 값이다. 최종적으로 형태 벡터는 선술한 바와 같이 제어점 $Q_k = (R_k, S_k)$ 을 나열한 $(R_0, S_0, S_1, \dots, R_N, S_N)$ 로 표현된다.

3.2 SOM을 이용한 형태 템플릿 생성

3.1절에서 구해진 형태 벡터는 $2N$ 차원의 벡터로 사람과 같이 복잡한 형태의 물체를 나타내려면 제어점이 많이 필요하므로 상태 벡터로 표현하기 좋지 않다. 실시간 구현을 위해 주적 알고리즘이 탐색할 형태 공간을 줄이는 것이 효율적이다. Cootes[4]는 PCA를 사용해서 평균 형태와 다차원의 변화 모드를 이용하여 형태를 표현했다. 본 논문에서는 벡터 양자화 기법을 사용하여 형태 공간을 N 개로 양자화한 이산 변수로 나타내었다. 이 표현 방법은 탐색 공간을 효율적으로 줄일 수 있을 뿐 아니라 측정(measurement)을 위해 PCA 재구성과 B-Spline 곡선을 구해야 하는 기존 방법과 달리, 미리 계산된 look-up 테이블에서 각 템플릿에 대해 미리 계산된 측정값을 사용하므로 측정 단계의 계산 복잡도가 크게 감소한다.

모든 가능한 형태를 N 개로 이산화하는데 벡터 양자화의 일종인 자기조직화 지도(Self-organized Map)[5]을 사용하여 템플릿 공간을 만든다. SOM의 입력 공간은 학습 비디오에서 얻어낸 일련의 형태 벡터이며, SOM 학습 후 입력층에서 각 출력 노드로 이어지는 가중치 벡터의 값을 템플릿으로 취한다. 이 가중치 벡터는 결국 템플릿을 나타내는 B-spline의 제어점으로 이루어진 형태ベクトル이 된다. 그림 1은 자기조직화 지도의 출력층의 각 노드에 해당하는 B-spline 곡선을 보인다. 그리고 템플릿간의 거리는 각 템플릿에 해당하는 출력 노드 사이의 출력층의 레티스(Lattice)상의 거리로 정의한다. SOM의 성질에 의해 자기조직화 지도는 입력 공간의 분포를 반영하므로 위에서 정의된 거리는 형태 벡터 사이의 유clidean 거리 등에 비해 더 의미를 갖게 된다.

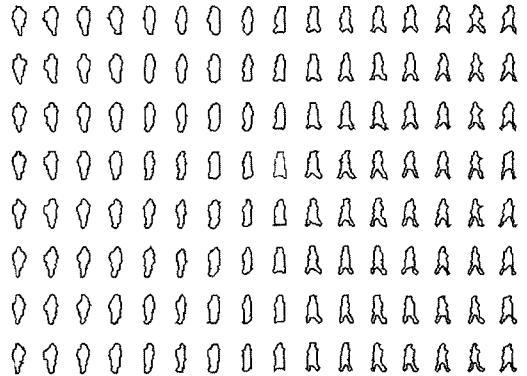


그림 1 SOM으로 구한 템플릿(일부)

4. 경쟁적 Condensation 알고리즘

4.1 동적 모델

이산 형태 모델을 Condensation 알고리즘에 적용하기 위해서 형태 모델의 시간에 따른 변화를 나타내는 동적 모델을 정의한다. 시간 $t-1$ 에서의 형태 템플릿 S_{t-1} 이 시간 t 에서의 형태 템플릿 S_t 로 변환 확률이 형태가 유사할수록 높다고 가정하면 다음 식과 같이 가우시안 분포로 정의할 수 있다.

$$p(x_t = s_t | x_{t-1} = s_{t-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp(-\frac{1}{2} [d_{temp}(s_t, s_{t-1})/\sigma]^2) \quad (5)$$

여기서, $d_{temp}(s_t, s_{t-1})$ 는 두 템플릿 간의 거리, 즉 형태가 유사하지 않은 정도로서 템플릿을 구한 SOM에서 각 템플릿에 해당하는 출력 노드간의 거리를 사용한다.

위 모델은 실제 환경에서의 형태의 변화를 직접 반영하지는 않으므로 더 정확한 예측을 위해 은닉 마르코프 모델(HMM)[7]을 사용하였다.

주어진 형태의 천이 확률은 얻어진 형태 벡터의 관측치(Observation)를 사용하여 HMM을 학습시킨다. 학습된 HMM에서 두 형태 템플릿 (s, s') 의 천이 확률 $p(s, s' | HMM)$ 은 다음 식에 의해 구해진다.

$$p(x_t = s_t | x_{t-1} = s_{t-1}) = \frac{p(s_t, s_{t-1} | HMM)}{\sum_s p(s_t, s_{t-1} | HMM)} \quad (6)$$

4.2 측정

동적 모델에서 얻어진 새로운 상태 샘플들에 대한 가중치를 구해 관찰 확률 밀도 (Observation Density) 함수를 구해야 한다. Canny 에지 검출기[8]는 각 에지 특성의 방향 성분을 4개의 값으로 양자화한 섹터(Sector) 정보를 제공하는데, 샘플의 상태 벡터 중 형태 템플릿이 나타내는 B-Spline곡선의 측정점의 방향을 구해 다음 식에 의해 관찰 확률을 구한다.

$$p(z|x) = \exp\left(-\frac{1}{m} \sum_{i=1}^M d^2(z_i, I)\right) \quad (7)$$

여기서, M 은 측정점의 개수, $d(z_i, I)$ 는 측정점 z_i 에 가장 가까운 특징 이미지 I 의 측정점과 같은 방향을 갖는 특징점까지의 거리이다.

배경의 영향을 줄이기 위해 Moving Edge Map을 함께 사용하였다[9]. Moving Edge Map은 k번째 프레임과 k-1번째 프레임 간의 차분 영상의 에지 영상과 k번째 프레임의 영상의 에지 영상을 Point-wise AND 연산한 것으로 움직이는 물체의 에지 특징을 추출하는데 효과적이다.

최종적으로 관찰 확률은 Edge Map 상에서의 측정치와 Moving Edge Map에서의 측정치를 가중합을 취해서 구한다. 따라서 고정된 카메라로부터 얻어진 비디오에서 움직이는 물체를 추적할 경우 배경의 영향을 줄일 수 있다. 카메라가 움직일 경우는 Moving Edge Map이 Edge Map과 거의 동일하고 나오고 물체의 움직임이 작거나 없을 경우는 Moving Edge Map에서 에지 특징이 나타나지 않으므로 Edge Map에서의 측정치만을 사용하여 추적을 수행하는 것과 같다.

4.3 다중 추적을 위한 경쟁 규칙

사람들을 다중 추적하는 경우 각 사람들의 형태가 매우 유사하다. 추적 물체가 가까이 접근하거나 어떤 물체가 다른 물체에 가려졌을 경우 관찰 확률 분포는 다중 양상 분포(Multi-modal Distribution)를 보이게 되는데, 일반적으로 관찰 확률 분포가 복잡해지므로 정확한 추적을 위해서는 많은 샘플이 필요하게 된다. 그리고 많은 샘플을 사용하고, 복잡한 형태 모델을 사용한다고 하더라도 사람들이 무리지어 나란히 이동하는 경우 형태와 이동 방향, 위치 등이 거의 유사하므로 추적에 실패할 경우가 많다.

다중 추적시 각 물체를 개별 Condensation 추적기가 추적한다고 생각해보자. 여러 관찰 특징이 접근할 경우 각 추적기 i의 관찰 확률 분포 $P(z_i|x_i^{(i)})$ 은 다중 양상 분포를 갖게 된다. 각 추적기가 단지 하나의 관찰 특징만을 추적 한다고 가정하자. Condensation 알고리즘에서 상태 분포는 샘플 s_i^n 과 가중치 π_i^n 의 집합으로 나타내어진다. 다중 양상 분포를 가질 경우 추적기는 다른 추적기가 추적하는 관찰 특징 주위의 샘플도 갖고 있다. 이 경우 추적기는 자신이 추적하는 관찰 특징의 후보가 되는 샘플만을 필요로 한다. 따라서 다른 추적기가 추적하는 관찰 특징에 대한 샘플의 가중치를 억제하는 규칙을 고려해 볼 수 있다. 이 규칙에 의해 억제된 샘플은 Condensation의 샘플링 단계에서 다시 샘플링 되어질

가능성이 적어진다. 따라서 상태 분포가 단순해지므로 추적기는 적은 수의 샘플로 상태 분포를 추정할 수 있다.

그러한 효과를 얻기 위해 시간 t에서 i번째 추적기의 n번째 샘플 $s_i^{(i,n)}$ 의 가중치를 다음과 같이 억제한다.

$$\pi_i^{(i,n)} = p(z_i|verx=s_i^{(i,n)}) \prod_{k \in T, k \neq i} \{1 - 1/\exp[\alpha \cdot d(E_k, s_i^{(i,n)})]\} \quad (8)$$

여기서 α 는 상수, T는 전체 추적기 집합, E_k 는 추적기 k의 추정값 (예를 들어, 분포의 기대값)을 나타내며, $d(E_k, s_i^{(i,n)})$ 는 추정값 E_k 와 샘플 $s_i^{(i,n)}$ 사이의 거리로, 접근이나 차단은 위치 관계에서 나타나는 현상이므로 추정값과 샘플의 위치 간의 거리를 사용한다. 식 (8)의 경쟁 규칙은 모든 개별 Condensation 알고리즘이 측정 단계가 지난 후 적용되어 다음 시점의 샘플링에 영향을 주게 한다. 그럼 2는 두개의 물체에 해당하는 특징 이미지 z_1, z_2 를 추적하는 Condensation 추적기에서 측정 단계에서 구해진 조건부 확률 $P(z_1|x_1^1), P(z_1|x_1^2)$ 이 측정 단계 후 식 (8)의 경쟁 규칙을 적용하여 변화하는 과정을 나타내고 있다. 식 (8)에 의해 거리가 가까운 두 개의 추적기가 상대방 추적기내에 있는 샘플 가운데 자신과 가까이 있는 샘플을 억제하여 다음 샘플링 단계에서는 선택 확률이 줄어들게 되어 서로 하나로 합병되거나 중복되는 현상을 방지하고 있음을 보여준다.

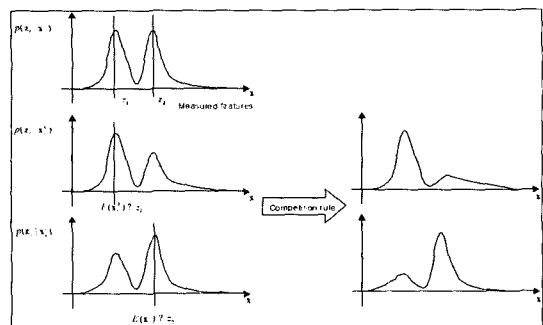


그림 2 관찰 확률 분포상의 경쟁 규칙의 효과

5. 실험 결과 및 분석

학습 비디오로부터 얻은 508개의 실루엣 영상의 외각 경계선을 40개의 제어점을 가지는 B-Spline 곡선으로 근사화 해서 80차원의 형태 벡터를 얻었다. 이것을 16×16 의 2차원 그리드 형태의 출력 층을 갖는 SOM으로 학습해서 256개의 템플릿을 구했다. 각 템플릿에 대해 80개의 측정점의 값을 미리 계산한다. 식 (4)에 의해 정의된 동적 모델에 의해 초기 추적기를 구성하고 추적을

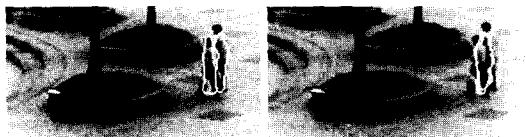


그림 3 좌측-경쟁규칙사용, 우측-미사용



그림 4 좌측-경쟁규칙사용, 우측-미사용

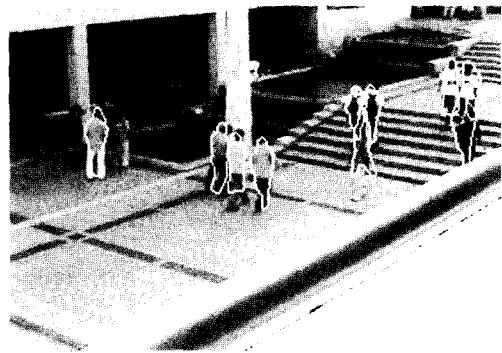


그림 5 많은 사람에 대한 실시간 추적

수행해서 얻은 결과를 가지고 형태 천이 시퀀스를 구해 HMM 학습시켜, 형태에 대한 동적 모델을 구했다. 테스트에 사용한 비디오는 15fps의 프레임 율을 갖고 H.263 형식으로 압축되어 있다. Condensation 알고리즘에서 경쟁 규칙을 사용하고 N=100개의 샘플을 사용한 경우 와, 경쟁 규칙을 사용하지 않고 N=1,000개의 샘플을 사용한 두 가지 경우를 실험해 보았다.

그림 3, 4의 영상은 두 사람이 무리 지어 이동하는 경우이다. 이것은 다른 사람에 의한 부분적인 차단이 빈번히 일어나면서 위치, 스케일, 형태와 동적 특성이 거의 유사하기 때문에 추적이 어렵다. 경쟁 규칙을 사용하지 않은 경우 샘플수가 많음에도 불구하고 제대로 추적하지 못함을 보여주었다. 경쟁 규칙을 사용하는 경우 적은 샘플수로도 정확한 추적을 수행한다. 특히 경쟁 규칙을 사용하지 않은 경우 가려지지 않은, 즉 관찰 특징이 온전히 드러나는 사람에게 두 추적기 모두 치우치는 경우가 많다. 가려진 사람은 가려진 부분에서 측정점에 대응되는 애지 특징이 나타나지 않기 때문에 해당 샘플의 측정값이 가려지지 않은 사람의 샘플에 비해 낮은 값을 나타낸다. 이것은 추적기의 추정값과 이후 샘플링 과정에 반영되어 두 추적기 모두 가려지지 않은 사람에게 분포와 추정값이 치우치게 된다. 반면 경쟁 규칙을 적용한 경우엔 가려진 사람을 추적하는 추적기의 샘플 중 가려지지 않은 사람에 해당하는 샘플들의 측정값이 경쟁 규칙에 의해 억제되기 때문에 그런 치우침이 일어나지 않는다.

그림 5는 무리 지어 이동하는 사람들과 단독으로 이동하는 사람들이 복잡하게 겹치는 경우이다. 이 경우 경쟁 규칙을 사용하지 않으면 추적이 거의 불가능하다. 경쟁 규칙을 적용하면 이런 복잡한 영상의 보행자들을 적은 수의 샘플로도 추적이 가능하다.

경쟁 규칙을 사용하고 N=100의 샘플을 사용한 경우 Pentium 3 1GHz CPU를 사용한 PC에서 H.263 디코딩 과정과 가시화 작업을 포함하여 10명의 사람을 15fps의 테스트 비디오의 프레임 율로 실시간 추적이 가능했다.

6. 결 론

복잡한 실제 영상에서 많은 수의 사람들을 실시간으로 처리하기 위해서 형태 공간을 이산 공간으로 줄이고 각 추적기가 다른 추적기의 샘플을 이용하여 적은 수의 샘플로 추적 대상에 대한 정확한 샘플링을 유도하도록 기존의 Condensation 알고리즘을 확장한 방법을 제안하였다. SOM을 이용한 이산 형태 모델은 형태의 탐색 공간을 효율적으로 줄였을 뿐 아니라 형태 템플릿 간의 의미 있는 거리를 제공하였다. 경쟁 규칙은 다른 추적기와의 경쟁관계를 통해 자신의 추적 대상을 효과적으로 샘플링 하여 추적에 요구되는 샘플 수를 줄였을 뿐 아니라 무리 지어 이동하는 경우에 발생하는 접근, 부분적인 차단의 상황에 더 강건한 특성을 보였다.

제안된 방법은 매우 간단하면서도 효율적인 방법으로 많은 실시간 응용에 현실적으로 쓰일 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

- [1] Haritaoglu, I. and Harwood, D. and Davis, L., "W⁴: Real time surveillance of people and their activities," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 8, August 2000.
- [2] Isard, M. and Blake, A., "Contour tracking by stochastic propagation of conditional density," Proc. European Conference on Computer Vision, pp. 343 356, Freiburg, Germany, 1996.
- [3] Philomin, V. and Duraiswami, R. and Davis, L. S., "Quasi-random sampling for condensation," Proc.

- European Conference on Computer Vision, 2000.
- [4] Cootes, T. F. and Taylor, C. J. and Lanitis, A. D. and Cooper, H. and Graham, J., "Building and using flexible models incorporating grey-level information," Proc. IEEE International Conference on Computer Vision, pp.242~246, 1993.
- [5] Haykin, S., Neural networks: A comprehensive foundation, p.443~465, Prentice Hall, 1999.
- [6] Baumberg, A. and Hogg, D. C., "Learning flexible models from image sequences," Proc. European Conference on Computer Vision, 1994.
- [7] Rabiner, L. R., "A Tutorial and Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," Proceedings of IEEE, Vol 77, No. 2, 1989.
- [8] Castleman, K. R., Digital Image Processing, Prentice Hall, 1996.
- [9] Kim, C. and Hwang, J., "Fast and Robust Moving Object Segmentation in Video Sequences," IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'99), Vol. 2, pp. 131~134, Kobe, Japan, October, 1999.

방 송 양

정보과학회논문지 : 소프트웨어 및 응용
제 30 권 제 3 호 참조

강 회 구

2000년 2월 포항공과대학교 컴퓨터공학
과 학사, 수학과 학사. 2002년 2월 포항
공과대학교 컴퓨터공학과 석사. 2002
년~현재 (주)인텔릭스 재직



김 대 진

1981년 2월 연세대학교 전자공학과(학
사). 1984년 2월 KAIST 전기 및 전자
공학과(석사). 1991년 8월 Syracuse
University, Electrical and Computer
Eng. (박사). 1984년 3월~1986년 12월
한국방송공사 기술연구소. 1992년 3월~
1999년 6월 동아대학교 컴퓨터공학과 부교수. 1999년 7월~
현재 포항공과대학교 컴퓨터공학과 부교수. 주관심분야는
지능시스템, 멀티미디어 처리