

다중 물체 추적에서의 모션 히스토그램을 이용한 샘플 생성 기법¹

(A generating samples method for multiple object tracking using motion histogram)

천기홍, Ki-Hong Chun, 강행봉, Hang-Bong Kang
가톨릭 대학교 컴퓨터공학과, 멀티미디어 연구실

요약 물체 추적시스템은 비디오 감시 시스템, 화상회의 시스템과 같은 다양한 비전 응용 분야에서 점점 비중이 높아지고 있다. 이 시스템에서 가장 널리 사용되고 있는 방법 중 하나로 Particle-Filter 를 들 수 있다. 하지만, 이 Particle-Filter 의 단점은 유사한 여러 물체를 추적할 때에 그 물체들이 겹치거나 사라질 경우 정확한 추적을 하기 어렵다는 것이다. 이 단점을 극복하기 위해 많은 연구가 진행되고 있으며, 본 논문에서는 이 문제를 극복하기 위한 새로운 방법을 제안하고자 한다. 다중 물체 추적에서 빈번히 일어나는 문제는 두 가지로 요약할 수 있는데, 동일한 다중 물체가 부분적으로 엇갈리거나 다른 객체에 완전히 겹친 후 떨어질 때 한 물체를 중복하여 추적하는 문제(merge and split problem)와 이 때 분리되어 추적은 됐지만, 물체를 혼동하여 추적하는 문제(Labeling problem)이다. 본 논문에서는 이러한 문제들을 풀기 위해 이미지 필드에서 보다 정확한 확률분포를 만들고, 이 확률분포의 신뢰성을 높이기 위해서 물체의 특징정보를 표현하는 몇 가지 방법을 제안한다. 전자의 문제는 두 가지 문제로 나누어 생각해 보았다. 첫째, 복잡한 환경에서의 분포를 찾아내는 것과 둘째, 추적 중인 물체를 잃어버릴 경우 새로운 샘플을 생성함으로써 나누어 보았다. 이 문제 중 첫번째는 K-means 클러스터링을 이용하여 유사한 물체가 주변에 퍼져 있을 때, 하나의 후보 위치가 아닌, K 개의 후보 위치들을 만들어 내어 보다 정확한 추적이 가능하게 하였으며, 두 번째 문제는 추적 중인 물체가 다른 커다란 물체에 가려질 경우이다. 이 상황에서 샘플을 생성하는 방법은 지금까지 해왔던 간단한 환경에서의 생성 범위와는 다르게 넓게 해야 생성시켜야 한다. 이 때 샘플링의 수를 늘리지 않으면서, 최대한 정확하게 추적하기 위해서 동영상에서 물체의 모션을 이용한 모션 히스토그램을 얻어내고, 그 정보를 이용하여 샘플을 생성하는 위치를 조절함으로써 이 문제를 풀어 보았다. 그리고, 후자의 문제인 이미지 필드상에서 확률분포의 신뢰성을 높이기 위한 특징 정보는 기존에 많이 사용하던 칼라 히스토그램에 공간정보의 의미를 부여하는 칼라 히스토그램을 분할하는 방법과 SIFT 에서 사용하는 방향정보와 크기정보를 사용했다. 이것들을 사용하여 보다 정확한 물체추적시스템을 다음과 같이 제안한다.

핵심어: 모션 히스토그램, SIFT, K-means, Tracking

1. 서 론

물체 추적시스템은 비디오 감시 시스템뿐만 아니라, 화상회의 시스템, 운전자 보조 시스템과 같은 다양한 비전 응용 분야에서 점점 그 비중이 높아지고 있다. 이 시스템에서 가장 널리 사용되고 있는 방법 중 하나로 Particle-Filter[1]를 들 수 있다. Particle-Filter 알고리즘을 이용한 방법은 Factored Sampling 기법에 기반을 둔 확률적인 물체 추적 기법으로 가장 널리 사용되고 있는 방법이다. 하지만 이 Particle-Filter 알고리즘은 유사한 여러 물체를 추적할 경우, 그 물체들이 겹치거나 사라질 때 이 문제를 극복하기 어렵다는 단점이 있다. 이 단점을 보완하기 위해 많은 연구가 지금까지 활발히 진행되고 있으며, 이 논문에서는 이를 해결하기

위한 새로운 방법을 제안한다. 우선 다중 물체 추적 시스템에서 겪게 되는 문제는 다음과 같이 대표적으로 두 가지를 말할 수 있다. 첫 번째는 동일한 다중 물체가 부분적으로 엇갈리거나 다른 객체에 완전히 겹친 후 떨어질 때 하나의 물체를 중복하여 추적하는 문제(merge and split problem[2])와 두 번째로 겹친 물체가 분리되지만, 추적하는 물체를 혼동하는 문제(Labeling problem[2])이다.

본 논문에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위해 새로운 추적 시스템을 다음과 같이 제안한다. 우선, 이 문제를 두 문제로 나누어서 생각할 수 있는데, 첫째는 이미지 필드에서 보다 정확한 확률분포를 찾아내는 것이다. 그리고 확률분포의 신뢰성을 높이기 위해서 정확하고, 변하지 않는 물체 특징 정보들을 추출하는 것이다.

이 논문에서는 첫번째 문제에 대해서 다시 두 가지 문제로 나누어 생각해 보았다. 추적하는 물체 정보와 유사하고 복잡한 환경에서의 문제와 물체가 유사하거나 커다란 다른

¹ "본 연구는 문화관광부 및 한국문화콘텐츠진흥원의 지역 문화산업연구센터(CRC)지원사업의 연구결과로 수행되었음"

물체에 의해서 가려졌을 경우로 나누어 생각해 보았다(이 문제 모두 위에서 제시한 merge and split 문제와 Labeling 문제를 포함하고 있다). 전자의 문제는 주위에 추적 물체와 유사한 정보가 퍼져있을 경우 가중치 합을 이용하여 하나의 후보 위치를 찾는 것보다는 샘플링을 통해 나타난 확률분포를 더 정확히 추론하기 위해서는 K개의 후보 위치를 찾는 것이 더 정확할 수 있다. 따라서 이 문제를 EM 알고리즘 중 하나인 K-means 클러스터링[5]을 응용하여 풀어 보았다. 후자의 문제는 추적하는 물체가 유사하거나 커다란 물체에 가려질 경우를 생각할 수 있다. 이 때 추적물체를 방해하는 물체가 사라져야 원래의 물체를 다시 추적할 수 있게 된다. 이 경우 문제를 풀 수 있는 가장 손쉬운 방법은 샘플의 생성 범위를 기존보다 넓게 하는 것이다. 하지만, 샘플의 생성범위를 넓게 할수록 샘플의 수도 증가해야만 넓은 지역을 통한 정확한 위치 추적이 가능하다는 단점이 있다. 샘플의 생성 범위를 넓히는 것은 상관없지만, 그에 맞추어 생성되는 숫자를 늘리게 되면 계산량이 늘어나 추적하는데 시간이 늘어나며, 시스템의 많은 리소스를 차지하게 되는 문제가 추가로 따라오게 된다. 본 논문에서는 이 문제에 대해서 시간을 따라 물체의 모션을 누적 시킨 모션 히스토그램을 기반으로 한 샘플 생성의 위치를 선정해 줌으로써 샘플의 수는 그대로 유지하면서 이 문제를 극복하는 방법을 제안한다. 물체의 행동패턴을 그 물체에 대한 고유정보로써 지니고 있다가 샘플을 생성할 때 사용하는 것이다.

그리고 두 번째 문제에 대해서는 기존의 칼라 히스토그램 정보에 공간정보를 부여하는 의미에서 칼라 히스토그램을 분할하여 사용하는 방법을 제안하며, 방향정보와 크기정보[3]를 이용하여 물체에 대한 추가적인 특징정보를 추출하는 방법에 대해서도 얘기해 보도록 하겠다. 이 특징정보는 추적하는 물체를 이루는 픽셀 값들의 방향과 크기정보를 이용한 것으로, 좀 더 정확한 물체 추적이 가능하다.

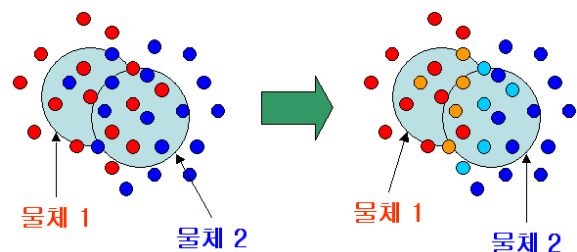
본 논문은 2장에서 이미지 필드에서 보다 정확한 확률분포를 찾아내는 방법과 이 찾아낸 확률분포의 신뢰성을 높이기 위해서 물체의 특징정보를 정확하고 자세히 나타낼 수 있는 방법에 대해서 얘기할 것이다. 그리고, 3장에서는 제안된 방법을 이용하여 얻어낸 결과를 보여주고, 4장에서는 결론과 앞으로의 발전방향에 대해서 논해 보도록 하겠다.

2. 복잡한 환경에서의 다중 물체 추적

이 논문에서는 물체 추적 시스템에서 가장 널리 쓰이고 있는 방법인 색상정보를 이용한 Particle-Filter를 기반으로 하고 있다. 하지만, 이 알고리즘의 단점은 유사한 물체들의 Merge-Split 상황에서는 추적이 어려우며, 추적이 가능하더라도 혼동된 물체를 추적하게 되는(Labeling 문제) 어려움을 겪게 된다. 따라서 이러한 상황에서도 물체 추적이 가능하도록 하는데 그 목적이 있다. 이번 장에서는 이 문제들을 풀기 위해서 이미지 필드에서 보다 정확한 확률분포를 얻어내고, 얻어낸 확률분포의 신뢰성을 높이기 위하여 물체의 특징 정보를 추가하는 새로운 방법을 이용한 물체 추적 시스템을 제안한다.

2.1 확장된 K-means를 이용한 sample의 분류

제한적인 환경에서의 물체 추적 시스템((예)간단하고 하나의 물체를 추적하는 경우)은 기존의 PF 알고리즘을 사용해도 물체 추적이 가능하지만, 다중 물체 추적의 경우, 복잡한 환경에서는 정확한 물체 추적이 어렵다는 문제가 생긴다. 예를 들어, 샘플을 생성하는 범위 안에 유사한 물체가 들어오게 되면(복잡한 환경), 그 이미지 필드에서의 확률분포는 간단하게 하나의 후보 위치를 추정하는 것보다 여러 후보 위치를 갖는 확률분포로써 추정하는 것이 더 옳을 것이다(곧, 확률분포를 하나의 봉우리로써 추정하는 것이 아니라 여러 개의 봉우리를 갖는 확률분포로써 나타낼 때 이미지 필드에 나타난 확률분포를 더 근사화 하는 표현이 될 수 있다는 것이다). 따라서, 필드에 나타난 복잡한 확률분포에서 전체를 아우르는 하나의 후보 위치만을 추정하게 되면 정확한 물체추적이 어려워지므로, 이 확률분포를 최대한 정확히 표현할 수 있는 K개의 후보 위치를 찾아냄으로써 보다 정확한 필드상의 확률분포를 얻을 수 있고, 이 K개의 후보 위치들 중 가장 비슷한 물체를 찾아냄으로써 보다 정확한 추적시스템의 구현이 가능하게 된다. 본 논문에서는 이 K개의 후보 위치를 찾아내기 위해서 EM알고리즘 중 하나인 K-means 클러스터링을 사용한다. 하지만 K-means 클러스터링은 자료(샘플)를 분류할 때 모든 자료(샘플)에 대한 가중치를 동등하게 주기 때문에 물체추적시스템에 그대로 적용하기는 어렵다. 왜냐하면 물체추적시스템의 경우에는 샘플의 위치에 따라서 각기 다른 가중치를 갖는 자료(샘플)들을 사용하기 때문이다. 따라서 K-means 클러스터링을 그대로 사용할 수는 없고, 이 알고리즘을 수정하여 사용할 것이다. 확장된 K-means 클러스터링은 기존의 방법과 같이 반복적으로 자료(샘플)를 K개의 임의의 중심 값과의 거리를 이용하여 분류하지만 중심 값을 구할 때는 각 자료(샘플)에서 계산한 가중치를 이용하여 구해줌으로써 이 문제를 풀 수 있다. 자료(샘플)들을 분류하는 방법은 다음 <그림 1>과 <식 1>을 통해 간단히 설명할 수 있다. 이를 통해 공간적으로 샘플들을 분류하고, 가중치를 이용한 중심 값을 구함으로써 두 물체를 분리(Merge and Split 문제를 해결)해낼 수 있고, 또한 K개의 후보 위치들 중에서 비슷한 물체를 찾아줌으로써 물체에 대한 특징정보가 충분히 정확하다면, 쉽게 Labeling 문제도 해결할 수가 있다. <그림 1>은 유사한 두 물체에 대해서 생성된 샘플들을 물체 1과 물체 2에 대해서 분류하고, 분류된 샘플들의 가중치를 이용해서 가중치 합을 구하여 K개의 후보 위치들을 선정하는 것을 설명하고 있다.



< 그림 1 >

● 확장된 K-means의 계산 절차

1. 시작: 데이터 집합 $[x_1, \dots, x_N]$ 으로부터 임의의 K개의 벡터를 선택하여 K개의 초기 중심 집합 $[y_1, \dots, y_k]$ 을 만든다.

2. E-단계 : 만약 데이터 x_n 이 y_i 에 가장 가까우면 클러스터 X_i 에 속하도록 라벨링한다. 결국 데이터 집합을 K개의 클러스터링 $\{X_1, \dots, X_k\}$ 로 나누어진다.

$$X_i = \{x_n \mid d(x_n, y_j), j = 1, \dots, K\}$$

3. M단계: E단계에서 구한 새로운 클러스터들에서 각각의 중심을 갱신한다.(데이터의 가중치 집합 $[w_1, \dots, w_N]$)

$$y_i = c(X_i), i = 1, \dots, K$$

$$c(X_i) = \sum_{n=1}^N \begin{cases} w_n x_n & x_n \in X_i \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

$$\text{where } 1 = \sum_{n=1}^N \begin{cases} w_n & x_n \in X_i \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

4. 데이터와 가장 가까운 클러스터 중심들과 거리의 합으로 총 왜곡(distortion)을 구한다.

$$D = \sum_{n=1}^N d(x_n, y_{i(n)})$$

$$i(n) = k, \text{ if } x_n \in X_k$$

5. 총 왜곡이 적절하게 변하지 않거나 설정된 반복 횟수에 도달할 때까지 단계2-단계4를 반복한다.

< 식 1 >

2.2 모션 히스토그램을 이용한 샘플 생성

추적하는 물체가 유사하거나 커다란 다른 물체에 의해서 가려지게 되면, 이미지 필드에서 해당 물체를 추적하기 어렵게 된다. 방해하는 물체가 사라지거나 방해 물체 주변으로 원래의 물체가 나타날 때 이를 다시 추적하기 위한 가장 간단한 방법은 이전 프레임들에서 해왔던 샘플의 생성 범위를 수정하여 보다 넓게 하는 것이다. 하지만, 샘플의 생성 범위가 넓어지는 만큼 정확한 추적을 위해서는 샘플의 생성 수도 증가시켜주어야 하므로, 시스템에 부하를 증가시키는 문제가 따라오게 된다. 이 절에서는 샘플의 생성범위를 넓혀주면서, 샘플의 개수를 유지해주는 방법을 제안한다. <그림 2>는 추

적하는 물체(중간에 있는 사람의 얼굴이라고 가정하자)가 유사하고 커다란 물체(첫번째에 있는 사람의 얼굴)에 의해서 사라지게 되는 경우를 보여주고 있다. 이렇게 커다랗거나 비슷한 물체가 겹치게 되면, 원래의 물체를 추적하기가 굉장히 어려워진다.



< 그림 2 >

여기서는 이 문제를 풀기 위해서 추적하는 물체에 이를 방해하는 유사하거나 커다란 물체가 샘플을 생성하는 범위에 들어오게 되면 모션 히스토그램을 기반으로 하여 샘플을 생성하는 방법을 제안한다. 기존의 PF 알고리즘을 이용한 추적 시스템은 바로 전 프레임을 통해서 얻어낸 확률분포를 기반으로 샘플을 생성시켜주는 위치를 확률적으로 정해준다. 하지만, 여기서 제시하는 문제의 상황을 접하게 되면, 기존의 방법을 통해 얻어낸 샘플들은 현재 추적해야 할 물체에 닿지 않는 문제가 생길 가능성이 많기 때문에 이 샘플들로는 효과적인 추적을 기대하기 어렵다. <그림 3>은 이를 보여주는 PF를 이용한 추적시스템의 예이다. 그림의 좌측은 PF를 이용한 물체 추적한 그림이고, 우측은 이를 추적하기 위하여 사용되어 전프레임을 확률분포를 기반으로 생성된 샘플 그림이다.



< 그림 3 >

이와 같은 문제로 인하여 좀 더 넓은 범위에 샘플을 생성시켜주기 위해서는 기존의 확률분포를 수정하여 그 분포 안에서 샘플을 생성해주어야 할 것이다. <그림 4>는 제안된 샘플링을 설명하는 그림이다. 좌측의 그림은 간단한 상황에서의 샘플을 생성시킬 경우 대부분 좌측 그림에 나타난 가장 확률이 높게 나오는 타원형을 중심으로 샘플을 생성시키게 된다. 하지만 우측의 그림처럼 유사하고 커다란 다른 물체가 추적 물체를 가릴 경우에는 현재 추정된 위치와 주변의 위치에 대해서도 샘플을 생성시키는 것을 볼 수 있다.



< 그림 4 >

<그림 4>의 우측 그림과 같이 샘플을 생성시킬 경우 9개의 위치에 동등한 가중치를 주는 것이 아니라, 처음부터 현재 시간까지 얻어온 물체의 모션 정보를 이용한 모션 히스토그램을 기반으로 하여 각 위치에 가중치를 준 확률분포에 따라서 샘플들을 생성하게 된다. 모션 히스토그램에 대한 자세한 설명은 다음 3절에서 하도록 하겠다.

2.3 모션 히스토그램의 생성

3절에서 제안하는 모션 히스토그램은 2절에서 제안한 상황에 접하게 될 때 샘플을 생성하기 위해 만들어지는 확률분포이다. 이 모션 히스토그램을 만드는 방법은 다음과 같다.

초기 시간부터 현재 시간까지 추적하는 물체가 이동하는 모션벡터에 가중치를 주어 누적된 모션 히스토그램을 다음과 같이 구현한다. 이 모션 히스토그램은 <그림 5>와 같이 현재 시간인 t 를 기준으로 하여 과거의 모션벡터 정보일수록 가중치를 낮추고 현재 시간에 가까울수록 가중치를 높여 히스토그램을 만든다. 여기에서 모션의 방향은 45도씩 8방향으로 가정하였다. 이를 통해 현재 물체의 운동패턴을 파악하고 물체가 겹친 후 분리될 때에도 혼동하지 않고 정확한 물체를 추적할 수 있다. 시간 별 모션 히스토그램의 계산은 다음과 같다.

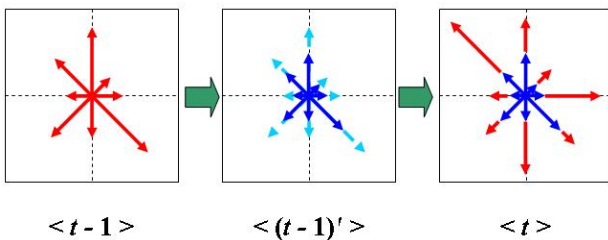
$$motion\ histogram'_{(t-1)'} = \omega_{before} \times motion\ histogram_{(t-1)}$$

$$<(t-1)'\>$$

$$motion\ histogram_t = motion\ histogram'_{t-1} + (\omega_{current} \times motion\ histogram'_{(t-1)'})$$

$$<t>$$

이 때 가중치의 크기는 $\omega_{current} > \omega_{before}$ 이다.



< 그림 5 >

이 모션 히스토그램을 기반으로 2절에서 제안된 상황을 접하

게 되면 넓은 지역에 샘플을 생성하게 된다. 모션 히스토그램을 이용한 확률 분포는 기존에 해당 물체가 움직여온 방향이 많을수록 높은 분포를, 적을수록 낮은 분포를 나타내게 된다. 이처럼 현재 물체의 행동패턴을 분석하여 가려진 물체가 나타날 확률이 높은 위치에 샘플을 상대적으로 많이 생성함으로써 샘플의 수를 늘리지 않고, 넓은 지역에 샘플을 생성하는 것이 가능하게 된다. 이를 통하여 2절에서 제안한 상황을 극복할 수 있으며, 보다 정확한 물체 추적 시스템의 구현이 가능해진다.

2.4 분할 칼라 히스토그램과 방향정보를 이용한 물체추적

1절에서 3절까지는 물체추적시스템에서 이미지 필드에서의 보다 정확한 확률분포를 얻어내기 위한 여러 가지 방법을 제안했다. 1절에서는 추적하는 물체주변에 유사한 물체들이 있을 경우 보다 정확한 위치를 추정하기 위해서 확장된 K-means 클러스터링을 사용하였으며, 2절과 3절에서는 추적 물체가 사라질 경우 샘플 생성 범위를 넓게 확장시키고 샘플의 수는 그대로 유지함으로써 보다 정확한 추적을 하면서도 시스템의 부하를 증가시키지 않는 방법을 제안하였다.

하지만, 이미지에서 아무리 최적의 확률분포를 얻어냈다고 하여도, 그 물체를 표현하는 정보가 정확하지 않다면, 제안된 방법을 통해 얻어낸 확률분포는 아무 소용도 없게 된다. 기존의 칼라 히스토그램을 이용한 물체추적의 한계는 이미 여러 논문에서 지적되어온 사항이며, 이를 극복하기 위해 새로운 특징 정보[4]를 추가하거나 다른 정보들을 이용하여 가중치를 조절[3]하는 등 여러 가지 방법들이 제안되었다.

본 논문에서는 물체의 특징정보를 표현하기 위한 방법으로 두 가지를 제안한다. 첫째는 기존의 칼라 히스토그램을 분할하여 사용하는 것이며, 둘째는 물체의 방향정보와 크기정보를 이용한 정보[3]이다. 이 두 가지 정보를 사용함으로써 보다 정확한 물체의 특징정보를 추출할 수 있게 된다. 이를 추가함으로써 1절에서부터 3절까지 제안한 확률분포의 신뢰성을 높일 수 있으며, 보다 정확한 추적이 가능하게 된다.

<그림 6>은 칼라 히스토그램을 분할하여 물체의 특징정보를 추출하는 방법을 나타내고 있다. 기존의 칼라 히스토그램을 얻어내는 방식이 왼쪽의 그림과 같다면 이 논문에서 제안하는 방법은 우측의 그림과 같이 안쪽의 히스토그램과 바깥쪽의 히스토그램을 구하여 물체를 추적할 때 사용하게 된다.



< 그림 6 >

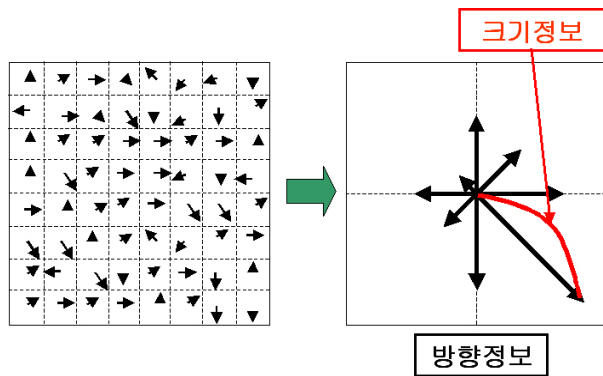
이 방법을 사용하여 기존의 칼라 히스토그램에서 공간정보의 의미가 부여된 칼라 히스토그램을 만들어 낼 수 있다.

두 번째로 제안된 방향정보와 크기정보를 이용한 특징정보를 나타내는 방법은 다음과 같다.

$$magnitude(x, y) = \sqrt{\frac{(I(x+1, y) - I(x-1, y))^2}{+(I(x, y+1) - I(x, y-1))^2}}$$

$$orientation(x, y) = a \tan 2\left(\frac{(I(x, y+1) - I(x, y-1))}{(I(x+1, y) - I(x-1, y))}\right)$$

위의 식에서 a는 정규화 상수이고, I(x, y)는 현재 프레임 칼라이미지에서 흑백이미지로 변환해주었을 때의 x, y 위치의 값(0~255)을 말한다.



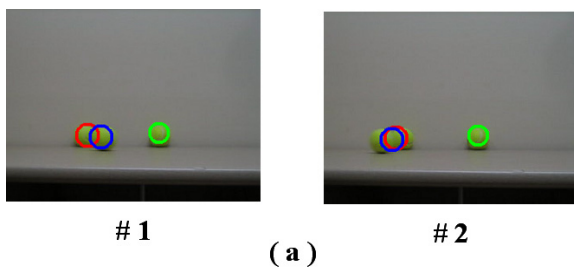
< 그림 7 >

위와 같은 방법을 이용하여 추적하려는 물체 영역내의 각 픽셀에 대한 방향정보와 크기정보를 계산해 주고, 이를 추적시스템에 사용한다. 이 방법은 SIFT 알고리즘에서 제안하고 있는 방향정보와 크기정보를 추출하는 방법과 거의 흡사하다.

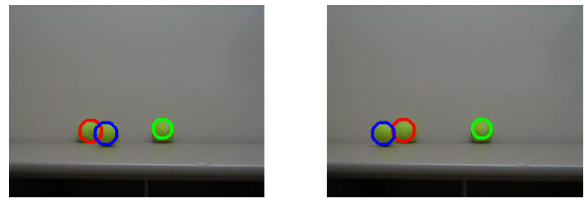
이 두 가지 특징정보를 추출함으로써 보다 정확한 물체 추적이 가능해진다.

3. 실험결과

이 실험은 Windows XP OS 환경에서 Visual C++ 6.0을 이용하여 프로그램을 하였으며, 하드웨어는 64 bits CPU AMD 애슬론 3500+, 메모리 1GBytes를 사용하였으며, 사용한 카메라의 화소는 110만이다. 아래의 <그림 8, 9, 10>는 Condensation(그림 8, 9, 10(a))과 이 논문에서 제안한 알고리즘(그림 8, 9, 10(b))을 이용하여 물체 추적한 결과를 비교한 그림이다.



(a)

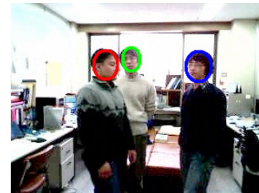


1

2

(b)

< 그림 8 >

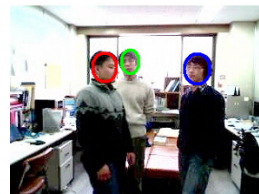


1



2

(a)



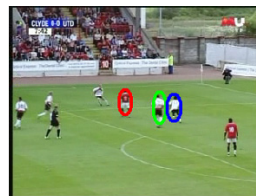
1



2

(b)

< 그림 9 >

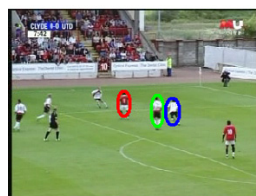


1

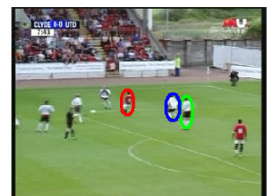


2

(a)



1



2

(b)

(a) condensation

(b) 제안된 알고리즘

< 그림 10 >

4. 결론

본 논문에서는 이미지에서 물체를 추적하기 위해서 보다 정확한 확률분포를 얻어내는 방법과 그 확률분포를 보다 신뢰성 있게 만들어줄 특징정보를 추출하는 방법에 대해서 얘기해 보았다. 1절에서는 복잡한 상황에서 보다 정확한 추적

을 위해서 확장된 K-means 클러스터링을 제안하였고, 2, 3절에서는 물체가 화면에서 사라졌을 때, 다시 해당 물체를 화면에서 찾아내기 위해서 샘플을 생성하는 위치를 물체의 행동 패턴인 모션 히스토그램을 사용하여 재조정하는 방법을 제안하였다. 그리고, 4절에서는 1절에서 3절을 통해 만들어진 확률분포를 보다 신뢰성 있게 만들어주기 위해서 물체를 표현해주는 칼라 히스토그램을 공간적으로 분할하는 방법과 방향정보와 크기정보를 이용하는 방법을 제안하였다. 이 논문에서는 이 제안된 방법을 이용하여 유사한 다중 물체 시스템에서 겪게 되는 문제인 Merge-Split 문제와 Labeling 문제를 해결해 보았다.

물체 추적 시스템에서는 앞으로도 샘플링을 이용한 방법이 주를 이룰 것으로 보인다. 하지만, 샘플이 늘어날수록 시스템의 부하를 증가시키는 것은 당연한 것이다. 따라서 가장 적은 수의 샘플을 이용하여 가장 정확한 확률 분포를 얻어내는 것과 이 확률 분포를 더욱 더 신뢰성 있게 만들어 주기 위해서 추적하는 물체에 대한 특징정보를 어떻게 정확히 추출해 주느냐는 앞으로도 풀어야 할 과제이다.

참고문헌

- [1] K. Nummiaro, E. B. Koller-Merier, L. Van Gool A Color-Based Particle Filter” GMBV ‘02
- [2] D. Lowe. “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, Accepted to IJCV 2004
- [3] W. Qu, D. Schonfeld, and M. Mohamed, “Real-Time Interactively Distributed Multi-Object Tracking Using a Magnetic-Inertia Potential Model”, IEEE ICCV’05
- [4] Changjiang Yang; Duraiswami, R.; Davis, L “Fast Multiple Object Tracking via a Hierarchical Particle Filter”. IEEE ICCV’ 05
- [5] 패턴인식 개론. 한학용 저. 한빛미디어