

로봇 비전을 위한 파티클 필터에 기초한 물체 추적 기법 연구

\*박 정훈, \*박 진배, \*\*윤 태성  
\*연세대학교 전기전자공학과, \*\*창원대학교 전기공학과

An Study on Particle Filter based Object Tracking for Robot Vision

\*Jung Hoon Park, \*Jin Bae Park, \*\*Tae Sung Yoon  
\*Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei Univ.  
\*\*Dept. of Electrical Engineering, Changwon Univ.

**Abstract** - 로봇 매니퓰레이터를 제어하기 위해서는 로봇의 Forward/Reverse Kinematics를 정확히 알아야 하고, 이를 바탕으로 각 목적에 맞는 로봇 매니퓰레이터의 설계가 이루어진다. 만약 이 매니퓰레이터에 카메라가 장치되어 어떤 물체를 추적해야 한다면, 매니퓰레이터의 Kinematics와 카메라의 컨트롤이 적절하게 조합되어 물체 추적을 행하게 된다. 본 논문에서는 Particle Filter의 큰 주류인 SISR 방법을 소개하고, 이 방법을 화상카메라에 적용하여 움직이는 물체를 추적하는 연구를 수행하려 한다.

1. 서 론

물리적 시스템은 어떤 규정되어진 기능을 수행하기 위해서 설계된다. 잠수함, 비행체 그리고 우주비행체는 각각의 목적을 수행하기 위해서 각각의 환경 하에 조종된다. 물리적 시스템은 랜덤한 외란을 늘 가지고 있고, 그러한 이유로 인해 시스템의 상태는 그 자체로 랜덤하다. 그러한 이유로 엔지니어는 측정 장비를 만들어서 시스템을 측정하고 관찰해왔다. 측정은 보통 측정 장비의 전기, 기계적 요소에 의해 발생하는 잡음과 늘 함께 존재하기 마련이다. 이러한 잡음 섞인 계측으로부터 시스템의 상태를 정하는 문제를 estimation 혹은 filtering이라고 한다.

표 1 추정기법  
Table 1. Estimation Techniques

	Parametric Estimation	NonParametric Estimation
선형 시스템	<ul style="list-style-type: none"> <li>Least Square</li> <li>Best Linear Unbiased Estimation (BLUE)</li> <li>Maximum-Likelihood Estimation</li> <li>Weighted Least Squares</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>Mean-Squared Filtering</li> <li>Mean Squared Prediction</li> <li>Mean-Squared Smoothing</li> </ul>
비선형 시스템	<ul style="list-style-type: none"> <li>Iterated Least Squares for Deterministic Parameter</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>EKF</li> </ul>

2. 본 론

추정방법에는 크게 나누어 선형적인 방법과 비선형적인

방법이 있는데, 선형적인 필터를 대표하는 것은 Kalman Filter로 좋은 성능을 보여주고 있고, 비선형적인 방법으로는 EKF(Extended Kalman Filter)가 있다. EKF는 비선형시스템을 선형화하여 Kalman Filter를 적용한 것인데, EKF 또한 비선형시스템에서 좋은 성능을 보여 주고 있다.

2.1 The Particle Filter

Particle Filter(PFs)는 강력한 샘플링에 기초한 베이저안 네트워크를 위한 추정알고리즘이다. PF의 큰 줄기로는 Sampling Importance Resampling[Gordon et.al] 방법과 Sequential Importance Resampling with Resampling.[Liu et.al]이 있다. 이 두 PF에 대해서 좀 더 알기 위해서는 베이저안 네트워크에 대한 이해와 확률이론에 기초가 있어야 한다.

순차적인 몬테카를로 필터들과 그 응용에 대해서는 아래 논문을 참조하기 바란다. Andrieu et al.[1], Bergman[2], Doucet et al[3,4]. Liu and Chen[5,6]. PF는 시뮬레이션

$$\{X_t^{(i)}\}_{i=1}^N = \{x_0^{(i)}, \dots, x_t^{(i)}\}_{i=1}^N = \{x_0^{(1)}, \dots, x_t^{(1)}\}_{i=1} + \{x_0^{(2)}, \dots, x_t^{(2)}\}_{i=2} + \dots + \{x_0^{(N)}, \dots, x_t^{(N)}\}_{i=N} \quad (1.1)$$

을 기초로 한 필터링 방법이다.

2.1.1 Importance Sampling

우선적으로 파티클 필터를 이해하기 위해서는 "Importance Sampling"의 의미를 이해하여야 한다. 우리가 정말 관심이 있는 realization은  $p(X_t | Y_t)$ 이지만, 불행하게도  $p(X_t | Y_t)$ 는 대체로 구하기 어렵다. 그래서 Importance Sampling방법을 사용해야 한다. 간단히 말하면,  $p(X_t | Y_t)$ 를 얻는 대신에,  $w(X_t) = p(X_t | Y_t) / q(X_t | Y_t)$ 라는 방법을 이용하여,  $w(X_t)$ 로  $p(X_t | Y_t)$ 에 근사화 할 수 있도록  $q(X_t | Y_t)$ 를 정한다. 그리고

$q(X_t | Y_t)$ 로부터  $X_t$  set을 선택하여 나열하면 식(1.1), (1.2)와 같다.

$$q(X_t | Y_t) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{X_t^{(i)}}(X_t), \quad (1.3)$$

$$q(dX_t | Y_t) \approx \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta_{X_t^{(i)}}(dX_t), \quad (1.4)$$

$$w(X_t) = \frac{p(X_t | Y_t)}{q(X_t | Y_t)} \quad (1.5)$$

$$w(X_t) = \frac{p(X_t|Y_t)}{q(X_t|Y_t)} = \frac{p(Y_t|X_t)p(X_t)}{q(X_t|Y_t)} \quad (1.5)$$

$$p(X_t|Y_t) = \frac{w(X_t)q(X_t|Y_t)}{\int w(X_t)q(X_t|Y_t)dX_t} \approx \frac{\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \delta_{X_t}(X_t)}{\sum_{i=1}^N w_t^{(i)}} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{X_t}(X_t) \quad (1.7)$$

$$w_t^{(i)} = \frac{p(Y_t|X_t^{(i)})p(X_t^{(i)})}{q(X_t^{(i)}|Y_t)}, \quad \tilde{w}_t^{(i)} = \frac{w_t^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_t^{(j)}} \quad (1.8)$$

$q(dX_t|Y_t)$ ,  $w(X_t)$ , 그리고  $p(X_t|Y_t)$ 는 (1.3)~(1.9)식으로 나타낼 수 있고, (1.11)식과 같이 같이 근사화될 수 있고  $w_t^{(i)}$ 와 같이 최종적으로 나타낼 수 있다. 얻어진 식에서  $q(X_t|Y_t)$ 를 뺄 수 있는 한  $p(X_t|Y_t)$ 에 가능한 한 가깝게 근접하도록 만들면  $w(X_t|Y_t)$ 로  $p(X_t|Y_t)$ 를 대체할 수 있게 된다.

$$p(x_t|Y_t) \approx \int \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{X_t}(x_t) dx_{t-1} = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{X_t}(x_t) \quad (1.9)$$

$$\bar{g} = E_{p(x_t|Y_t)} g(x_t) = \int g(x_t) p(x_t|Y_t) dx_t \quad (1.10)$$

$$\approx \int g(x_t) \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} \delta_{X_t}(x_t) dx_t = \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} g(x_t^{(i)}) = \bar{g}_t^N \quad (1.11)$$

$$i_{\text{eff}}^{LMS} \approx \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^{(i)} x_t^{(i)} \quad (1.12)$$

$$i_{\text{eff}}^{LMS} g(x_t) = i_{\text{eff}}^{LMS} (x_t - i_{\text{eff}}^{LMS})^T \quad (1.13)$$

### 2.1.2 Sequential Importance Sampling

SIS(=Sequential Importance Sampling)방법은 1950년에 분자 시뮬레이션에 처음 사용되었다. 이론적인 뼈대는 순차적으로 weight 샘플을 update하고, 특정조건이 부합할때만 Resampling을 취하는 방법을 쓰는 것이 SIS의 기본개념이다. 순차적인 사후분포를  $x_{t-1}$ 의 변화없이 계산하기 위하여 식(1.14)식을 사용한다.

$$q(X_t|Y_t) = q(X_{t-1}|Y_{t-1})q(x_t|x_{t-1}, Y_t) \quad (1.14)$$

$$p(X_t) = p(x_0) \prod_{j=1}^t p(x_j|x_{j-1}) \quad (1.15)$$

$$p(Y_t|X_t) = \prod_{j=1}^t p(y_j|x_j) \quad (1.16)$$

$$w(X_t) = \frac{p(Y_t|X_t)p(X_t)}{q(X_t|Y_t)} \quad (1.17)$$

(1.14),(1.15),(1.16)식을 식(1.17)식에 대입하면 식(1.18)을 얻게 되고, 식(1.19)는 식(1.21)를 만족할 때 식(1.20)과 같게 된다.

$$w_{t-1} \propto \frac{p(y_t|x_t)p(x_t|X_{t-1})}{q(x_t|X_{t-1}, Y_t)} = w_{t-1} \frac{p(Y_t|X_t)p(X_t)}{q(x_t|X_{t-1}, Y_t)} \quad (1.21)$$

여기서 현재상태는 미래의 observation에 독립적이라는

$$w(X_t) = \frac{p(Y_t|X_t)p(X_t)}{q(X_{t-1}|Y_{t-1})q(x_t|X_{t-1}, Y_t)} \quad (1.18)$$

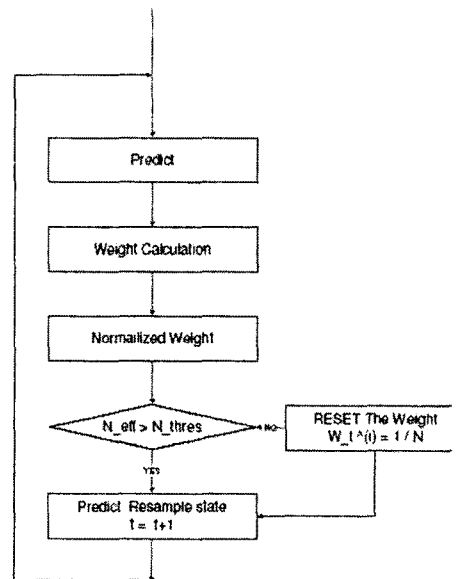
$$= \frac{p(Y_t|X_t)p(X_t)}{p(Y_{t-1}|X_{t-1})p(X_{t-1})q(x_t|X_{t-1}, Y_t)} \quad (1.19)$$

$$= w_{t-1} \frac{p(y_t|x_t)p(x_t|X_{t-1}, Y_t)}{q(x_t|X_{t-1}, Y_t)} \quad (1.20)$$

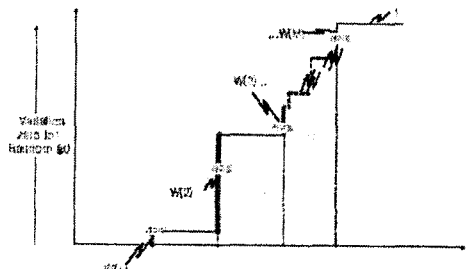
가정을 해야 한다. 다시 말해서 filtering문제에 초점을 맞추고 있고, smoothing은 아니라는 것이다.

### 2.1.3 Resampling

SIS의 수행중 예, 가중치화된 샘플갯수가 일정수 이하로 떨어지는 경우가 있다. 보통 SIS방법을 쓰다보면, 강력한 Weight를 가진 Sample에 비해 그렇지 않은 Sample의 경우는 다음 step에서 효력을 발휘하지 못하게 되는데, 강력한 샘플에 비해 소수의 샘플이 무시되는 경우 s 샘플들의 가중치가 강력한 샘플값으로 편중되게 된다. 이것을 degeneracy라고 하는데, 편중되는 경우의 문턱값



을 정해놓고, 문턱값 밑으로 내려갈 경우 resampling을 시도하여, SIR의 경우에는 Resampling을 늘 시행하도록 한바에 비해 SIS는 조건을 만족하지 못할 경우에만 Resampling을 시행하도록 하였다. 그 문턱값을 N threshold라고 한다.[4]



## 2.2 실험 및 결과

### 2.2.1 1차원 비선형 예제

$$x_k = 0.5x_{k-1} + \frac{25x_{k-1}}{(1+x_{k-1}^2)} + 8\cos(1.2(k-1)) + u_k$$

$$y_k = \frac{x_k^2}{20} + v_k$$

두 noise는  $u_k, v_k$ 는 다음과 같은 분포를 따른다.  
 $u_k \sim N(0, 10), v_k \sim N(0, 1)$  시뮬레이션 결과는 다음과 같다.

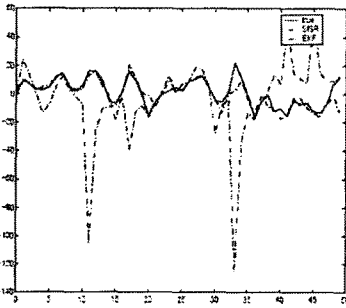


그림 1. SISR과 EKF의 비교

Figure 1. Performance between SISR with EKF

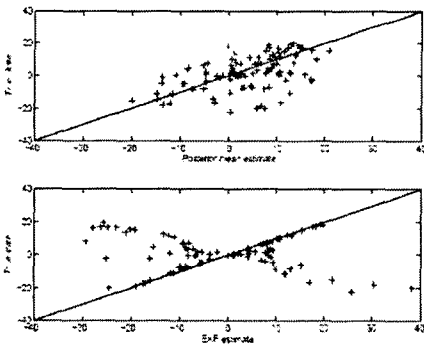


그림 2. SISR과 EKF의 MSE비교

Figure 2. MSE between SISR with EKF

### 2.2.2 화상카메라 추적시스템

Particle Filter를 기반으로 하는 화상카메라 추적시스템을 구현해 보았다. 구성시스템은 일반적인 화상카메라 1EA, 그리고 구현 프로그램이다. 구현프로그램은 Microsoft사의 Visual C++을 이용하였다. 가운데 "+" 표시는 계산에 의한 Weight에 따라 표시가 가능하도록 하여, tracking이 제대로 되는지 알아보게 하였다. 화면에 나타나는 물체를 Segmentation하거나

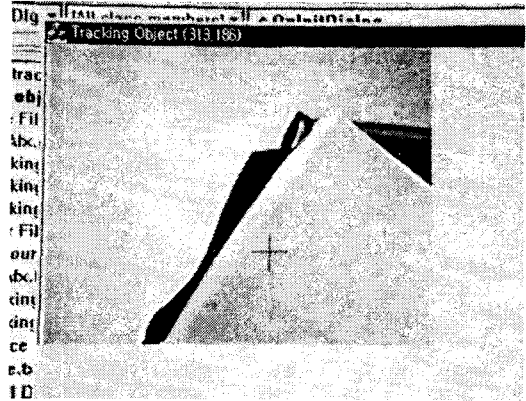


그림 3 화상카메라 추적시스템

Figure. 3 cam tracking system boxing해서 추적하는 방법이 아닌, 물체의 모양에 robust한 알고리즘에 의거 구현하였다.

## 3. 결 론

이와 같이 Particle Filter의 기본개념과 그 주류의 하나인 SISR 방법을 살펴보고 모의실험을 통해 EKF와의 현격한 성능차를 보았다. 향후에 연구되어야 할 연구과제는 multi object일 경우의 추적방법과 순차적일 경우 걸리는 시간을 줄일 수 있는 방법이 도모되어야 할 것이다.

### [참 고 문 헌]

- [1] C. Andrieu, A. Doucet, And W J. Fitzgerald. " An introduction to Monte Carlo methods for Bayesian data analysis. Technical report, Dept. of Engineering, University of Cambridge. Z .
- [2] N. Bergman, "Recursive Bayesian Estimation, Navigation and Tracking Applications ", Ph. D. thesis 579, Department of Electrical Engineering, Linköping, Sweden, 1997.
- [3] C. Andrieu, A. Doucet, "Optimal estimation of amplitude and phase modulated signals." Technical Report CUED/ F INFENG/TR395, Dept. of Eng. Univ. of Cambridge CB2 1PZ Cambridge, 2000.
- [4] C. Andrieu, A. Doucet, "Particle filtering for partially observed Gaussian state space models." *Journal of the Royal Statistical Society*, 2002. To appear.
- [5] J.S. Liu and R. Chen. Blind deconvolution via sequential imputations. *Journal of the American Statistical Association*, 90(430):567-576, June 1995.
- [6] J.S. Liu and R. Chen. Sequential Monte Carlo methods for dynamic systems. *Journal of the American Statistical Association*, 93(443), Sep 1998.
- [7] Jin Seung Hee, "A Technote on Recursive Bayesian Bootstrap Filter ", Technical Report. RFT.0001.
- [8] Arnaud Doucet, "On Sequential Simulation Based Methods for Bayesian Filtering", Technical Report CUED/F INFENG /TR.310(1998)
- [9] P. Nordlund, "Sequential Monte Carlo Filters and Integrated Navigation, " Ph. D. thesis, 2002.