

논문 2012-49SC-2-2

파티클 필터를 이용한 2 자유도 동역학 시스템의 파라미터 추정

(Parameter Estimation of 2-DOF Dynamic System using Particle Filter)

김 태 영*, 정 길 도**

(Tae Yeong Kim and Kil To Chong)

요 약

현재 사용되는 대부분의 시스템은 비선형이고 이러한 시스템을 모니터링 하거나 제어하기 위해서는 정확한 시스템 방정식이 필요하다. 따라서 정확한 파라미터를 추정하는 것이 매우 중요하다. 일반적으로 시스템이 노후하거나 갑작스러운 환경 변화로 파라미터가 변하는 경우가 발생한다. 이 때 변화된 파라미터를 이용한 시스템 모니터링 또는 제어는 계획된 목적을 달성할 수 없으며 불안정성 등의 문제가 발생한다. 본 연구에서는 측정이 어려운 파라미터나 노후 또는 환경변화로 발생한 변화된 파라미터를 소프트웨어 방식인 필터를 이용하여 추정하는 방법을 제안하였다. 비선형성과 노이즈가 존재하는 환경에 특성이 강한 파티클 알고리즘을 사용하였으며 동역학 시스템에 적용하였다. 파라미터 추정 대상인 동역학 시스템은 2자유도를 가진 수레와 진자로 구성되었고 시뮬레이션을 통해 노이즈가 추가된 상태 변수 데이터를 구했다. 제안된 알고리즘을 수집한 데이터에 적용하여 상태변수와 파라미터를 추정하였으며, 제안된 방법을 사용할 경우 상태와 파라미터를 정확히 추정함을 확인하였다.

Abstract

Currently, the majority of systems which are non-linear are in need of the correct system equations for controlling and monitoring. Therefore, the correct estimation of parameters is crucial. Generally, parameters are changed due to system deterioration or sudden environmental alterations. Given the limitations of system monitoring unstable controls can arise. In the following paper, the parameter estimation method is proposed using software filters to combat these system instabilities. For dynamic instances, a powerful particle filter is used to control the nonlinear and noisy environments in which they take place. Using a setup simulation comprised of a slider and pendulum, the state variable of noise is obtained. After collecting the data, the proposed algorithm is used to estimate both the state variable and its parameters. Finally, these results are checked with correct parameter estimations to evaluate and verify the algorithms performance.

Keywords : Non-linear system, Dynamics, Particle filter, Parameter estimation

I. 서 론

현대 사회에 사용되는 대부분의 시스템은 비선형 시스템이다. 이러한 비선형 시스템을 모니터링 하거나 제

어하기 위해서는 실제 시스템 모델에 근거한 정확한 시스템 방정식이 필요하고 시스템의 성능 향상을 위해서 정확한 파라미터를 결정하는 것이 매우 중요하다.

일반적으로 시스템이 노후하거나 갑작스런 환경 변화로 시스템 파라미터가 초기 파라미터와 달라지는 경우가 발생한다. 특히 스프링 계수와 마찰력과 관계되는 특성이 그러하다. 이러한 경우 변화된 파라미터의 영향으로 시스템 모니터링 또는 제어는 계획된 목적을 달성할 수 없으며 불안정성 등의 문제가 발생한다. 그러므로 정확한 시스템 파라미터를 결정할 필요가 있다.

동역학 파라미터의 결정하는 방법으로는 시스템을

* 정회원, ** 평생회원-교신저자, 전북대학교 전자정보공학부

(Electronics and Information Department, Chonbuk National University)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행한 연구임(No. 2011-0027689) (No. 2011-0004905)

접수일자: 2011년11월17일, 수정완료일: 2012년2월29일

분해하고 측정하는 단순한 물리적인 방법이 있지만, 이는 매우 번거롭고 시간을 많이 소모하는 비효율적인 방법이다. 다른 방법으로는 컴퓨터를 이용해 가상으로 시스템을 설계하고 계측하는 방법이 있지만, 이것 역시 정확도가 낮다는 단점을 지니고 있다. 또한 동역학 모델의 장치 추가나 구동 환경 변화에 따라 적응해야 하는데 위의 방법들은 이러한 상황에 적용하기 힘들다. 따라서 입출력 데이터에 기초하여 시스템의 정확한 동역학 계수를 추정하는 것이 가장 효과적이다.

이에 따라 1980년대에 D. T. Lee는 프로세스를 선형 이산시간 차분방정식으로 모델링 하고, 자동회귀 모형에 대해 순환 최소 자승법을 이용하여 계수를 추정하였다^[1]. 그리고 Jan Swevers는 deterministic 방법 대신 통계적인 방법을 이용하여 계수를 추정하였다^[2]. 반복적인 측정으로부터 잡음의 특성을 유추하여 Maximum likelihood estimation 방법을 사용하여 계수를 추정하였다. Fernando Reyes는 에너지 모델을 사용하여 시스템의 계수를 추정하였다^[3]. 다만 에너지 모델을 사용하면 offset과 같은 저주파에서의 오차를 대처 할 수 없다는 단점이 있다. W. S. Oh는 유도전동기에서 신경회로망을 이용하여 시스템의 계수를 추정하는 방법을 제안하였다^[4]. 역전파 신경망 알고리즘을 통해 상태변수의 오차를 가지고 전동기의 계수를 추정하였다. Sung-kwun Oh는 Fuzzy 제어기에서 Hard C-Means 방법을 이용하여 제어기의 계수를 추정하였다^[5]. Fuzzy 제어기에 대한 Genetic algorithm의 초기 값을 가지고 각각의 scaling factor를 추정하였다. 이 경우 초기 추정이 잘못될 경우 동역학 상의 오류를 포함하게 된다. 또한 K. W. Kim은 이산 추정기법중 하나인 Kalman 필터 방법을 이용하여 3차원 동작파라미터를 추정하는 방법을 제안하였다^[6]. 비선형 시스템에 대해서 회전운동과 직진운동을 하는 물체의 동작을 추정하였지만 속도와 가속도에 대해서만 추정한 한계가 있다.

따라서 이러한 단점을 극복하기 위하여 시스템이 구조적으로 불명확 할 지라도 사용가능하고 외부 잡음에 강인한 추가적인 파라미터 추정방법이 필요하다. 이러한 의미에서 확률밀도의 분포에 기초하여 비정규분포 잡음을 갖는 비선형 시스템의 상태 추정에 널리 이용되고 있는 파티클 필터가 적절하다. 파티클 필터는 구조적 불명확성 극복과 시스템의 상태변수 추정을 위해 계속 연구되어 왔다.

Marcos Orchard는 불확실성의 표현 및 제어를 위해

파티클 필터를 이용한 메커니즘을 제안하였고, G. H. Cheon은 Multi-stage sampling 기반 파티클 필터를 이용해 물체추적 시스템을 구축하였고, Hamid Moradk-hani는 파티클 필터를 이용하여 배수 시설의 모델 파라미터와 상태 값을 추정하는 것에 대한 순차적 특성 데이터 접근 연구하였다^[7-9].

이러한 파티클 필터의 불확실한 모델의 시스템에 대한 적용가능성 및 상태 변수 추정에 기초하여 본 논문에서는 비 가우시안 잡음을 가지는 비선형 시스템에서 입출력 데이터만을 가지고 시스템의 상태추정과 동시에 미지의 파라미터를 추정하는 방법을 제안하고 시뮬레이션을 통해 성능을 검증하였다.

입출력 데이터만을 이용해 미지의 파라미터에 대한 추정을 할 경우 기존에 시스템을 분해함으로써 오는 번거로움을 피할 수 있고, 시스템 노후화나 갑작스러운 환경변화에 따른 계수 변화에 강인하다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 진자 시스템의 동역학을 분석하였고, III장에서는 파라미터 추정을 위한 파티클 필터의 구성에 대해 기술하였다. 그리고 IV장에서는 시뮬레이션을 이용해 제안한 방법의 성능을 검증하였다. 마지막으로 V장에서는 본 논문의 결과와 차후 연구 방향에 대해 기술하였다.

II. 진자 시스템

본 논문에서는 그림 1에 도시한 2 자유도를 가진 동역학 시스템의 상태와 파라미터를 추정하는 연구를 수행하였다. 시스템은 진자, 수레, 스프링과 맴퍼로 구성되어있으며, 평면상에서 동작한다. 수레의 운동을 나타내는 x 좌표와 진자의 운동을 나타내는 θ 좌표로 운동방정식을 유도하였다. 수레와 진자의 운동을 방해하는 마찰력이 존재한다고 가정하고, 라그랑지 방법을 사용

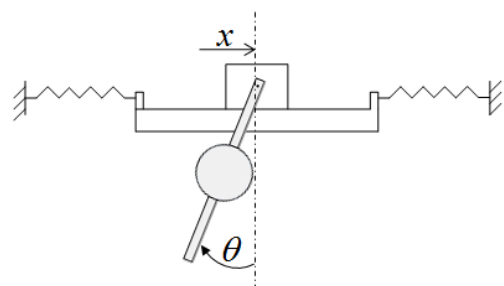


그림 1. 진자 시스템

Fig. 1. pendulum system.

하였다.^[10~11]

라그랑지안은 운동에너지(T)와 위치에너지(V)의 차이로 정의되고 이를 라그랑지 방정식에 대입하여 운동 방정식을 얻는다.

$$L = T - V \quad (1)$$

수레와 관련된 에너지는 운동에너지가 있으며 이때 위치 에너지는 존재하지 않는다. 수레의 운동에너지를 이용하여 라그랑지를 구하면 다음과 같다.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{x}} \right) - \frac{\partial L}{\partial x} = \Xi_x \quad (2)$$

$$\frac{d}{dt} (m_1 \dot{x} + m_2 \dot{x} - m_2 l \cos \theta \dot{\theta}) = f(t) - f_x \dot{x} + d_x \quad (3)$$

$$(m_1 + m_2) \ddot{x} - m_2 l \cos \theta \ddot{\theta} + m_2 l \sin \theta \dot{\theta}^2 = f(t) - f_x \dot{x} + d_x \quad (4)$$

$$(m_1 + m_2) \ddot{x} - m_2 l (\cos \theta - \mu \sin \theta) \ddot{\theta} + m_2 l (\sin \theta - \mu \cos \theta) \dot{\theta}^2 + \mu (m_1 + m_2) g + 2k(x - l_0) = U \quad (5)$$

진자와 관련된 에너지는 운동에너지와 위치 에너지가 있으며, 라그랑지 방정식을 이용하면 다음과 같다.

$$\frac{d}{dt} \left(\frac{\partial L}{\partial \dot{\theta}} \right) - \frac{\partial L}{\partial \theta} = \Xi_\theta \quad (6)$$

$$\frac{d}{dt} (-m_2 \dot{x} l \cos \theta + m_2 l^2 \dot{\theta} + I \dot{\theta}) - m_2 \dot{x} l \sin \theta \dot{\theta} + m_2 g l \sin \theta = -f_\theta \dot{\theta} + d_\theta \quad (7)$$

$$-m_2 \dot{x} \cos \theta + (m_2 l^2 + I) \ddot{\theta} + m_2 g l \sin \theta = -f_\theta \dot{\theta} + d_\theta \quad (8)$$

$$-m_2 l \cos \theta \ddot{x} + (m_2 l^2 + I_c) \ddot{\theta} + m_2 g l \sin \theta = -M_0 \dot{\theta} \quad (9)$$

따라서 수레의 위치(x)와 진자의 각도(θ)에 대한 상태 방정식은 다음과 같다.

$$(m_1 + m_2) \ddot{x} - m_2 l (\cos \theta - \mu \sin \theta) \ddot{\theta} + m_2 l (\sin \theta - \mu \cos \theta) \dot{\theta}^2 + \mu (m_1 + m_2) g + 2k(x - l_0) = U \quad (10)$$

$$-m_2 l \cos \theta \ddot{x} + (m_2 l^2 + I_c) \ddot{\theta} + m_2 g l \sin \theta = -M_0 \dot{\theta} \quad (11)$$

식 (10) 식 (11)을 상태방정식으로 표현하기 위해 상태변수를 다음과 같이 정의하자.

$$X_1 = x, \quad X_2 = \dot{x}, \quad X_3 = \theta, \quad X_4 = \dot{\theta}$$

상태변수를 이용하여 시스템 방정식에 대한 상태 방

표 1. 진자 시스템의 파라미터

Table 1. Parameters of An Pendulum System.

Symbol	Value	Unit	Description
m_1	0.654	kg	Mass of slider
m_2	0.7925	kg	Mass of pendulum
k	100	N / m	Spring coefficient
l	0.2	m	Length of the rod
l_0	0.025	m	Initial length of the spring
g	9.81	m / s ²	Gravity
I_c	0.0014	kg · m ²	Inertia about the center
M_0	0.02	kg · m · deg / s ²	Dry friction from the pendulum
μ	0.02	-	Coefficient of friction

정식을 구하면 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m_1 + m_2 & 0 & -m_2 l (\cos X_3 - \mu \sin X_3) \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -m_2 l \cos X_3 & 0 & m_2 l^2 + I_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{X}_1 \\ \dot{X}_2 \\ \dot{X}_3 \\ \dot{X}_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_2 \\ -m_2 l (\sin X_3 - \mu \cos X_3) X_4^2 - \mu (m_1 + m_2) g - 2k(x - l_0) + U \\ X_4 \\ -M_0 X_4 - m_2 g l \sin X_3 \end{bmatrix}$$

위 상태 방정식의 모든 파라미터를 표 1. 에 정리하였다.

III. 파티클 필터

파티클 필터는 시뮬레이션에 기반한 예측기술의 하나로 연속 몬테카를로 방법이다. 파티클 필터의 목적은 연속적으로 들어오는 정보를 오차가 존재하는 관측 값만을 가지고 예측하는 것이다. 그 구성은 구동 시스템에 특정 확률 분포를 가지는 임의의 값들을 입력하고 출력 값들을 종합하여 시스템의 정보를 결정한다^[12~14].

파라미터 추정을 위해 시스템의 상태를 다음과 같이 정의 한다.

$$\begin{aligned} x_k &= f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \\ z_k &= h_k(x_k, n_k) \end{aligned} \quad (12)$$

시간 k 까지 상태 집합을 $X_k = \{x_j, j=0, \dots, k\}$ 라고 하고, 시간 k 에서 결합 사후 밀도(joint posterior density) 를 $p(X_k|Z_k)$, 가장자리(marginal) 결합사후밀도를 $p(x_k|Z_k)$ 라 하자. $p(X_k|Z_k)$ 에서 임의로 표본 추출된 집합을 $\{X_k^i, \omega_k^i\}_{i=1}^N$ 라 정의한다. 여기서 $\{X_k^i, i=1, \dots, N\}$ 은 지원 포인트의 집합이고 $\{\omega_k^i, i=1, \dots, N\}$ 는 조합 가중치이며, 다음과 같이 정규화 된다.

$$\sum_i \omega_k^i = 1 \tag{13}$$

이러한 관계를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$p(X_k|Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(X_k - X_k^i) \tag{14}$$

이것은 실제 사후밀도함수에 대해 불연속 함수로 근사화 하는 것이다. 가중치 는 다음과 같은 방법으로 구할 수 있다.

$$\omega(x^i) = \frac{\pi(x^i)}{q(x^i)} \tag{15}$$

만약 표본 집합 X_k^i 가 중요도 밀도 $q(X_k^i|Z_k)$ 에 의해 표본추출 되었다면 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\omega_k^i = \frac{p(X_k^i|Z_k)}{q(X_k^i|Z_k)} \tag{16}$$

중요도 밀도는 다음과 같이 인수 분해된다.

$$q(X_k|Z_k) \square q(x_k|X_{k-1}, Z_k)q(X_{k-1}|Z_{k-1}) \tag{17}$$

$$\begin{aligned} \therefore X_k^i &\sim q(X_k|Z_k) \\ X_{k-1}^i &\sim q(X_{k-1}|Z_{k-1}) \\ x_k^i &\sim q(x_k|X_{k-1}, Z_k) \end{aligned}$$

이제 시간 k 에서 업데이트 식을 얻기 위해, 이전 시간의 확률 밀도 $q(X_{k-1}|Z_{k-1})$ 와 현재 시간의 측정값 z_k 을 이용하고, 베이저안 이론에 근거하여 $q(X_k|Z_k)$ 를 계산하면, 다음과 같이 표현 된다.

$$p(X_k|Z_k) = \frac{p(z_k|X_k, Z_k)p(X_k|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})}$$

$$\begin{aligned} &= \frac{p(z_k|X_k, Z_k)p(x_k|X_{k-1}, Z_{k-1})p(X_{k-1}|Z_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} \\ &= \frac{p(z_k|x_k)p(x_k|x_{k-1})}{p(z_k|Z_{k-1})} p(X_{k-1}|Z_{k-1}) \end{aligned} \tag{18}$$

$$\propto p(z_k|x_k)p(x_k|x_{k-1})p(X_{k-1}|Z_{k-1}) \tag{19}$$

식 (18)에서 사후분포에서 정규화 된 상수를 제거함으로써 식 (19)을 얻을 수 있다. 식 (17)과 식 (19)을 식 (16)에 대입하면, 가중치 업데이트 방정식은 다음과 같이 표현 된다.

$$\begin{aligned} \omega_k^i &\propto \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)p(X_{k-1}^i|Z_{k-1})}{q(x_k^i|X_{k-1}^i, Z_k)q(X_{k-1}^i|Z_{k-1})} \\ &= \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|X_{k-1}^i, Z_k)} \end{aligned} \tag{20}$$

또한 $q(x_k^i|X_{k-1}, Z_k) = q(x_k^i|x_{k-1}, z_k)$ 가 만족한다면 중요도 밀도는 단지 x_{k-1} 과 z_k 에 의해 영향을 받게 된다. 이러한 특성은 $p(x_k|Z_k)$ 를 유도하기 위해 적용되고, 수정된 가중치 식은 다음과 같다.

$$\omega_k^i \propto \omega_{k-1}^i \frac{p(z_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{q(x_k^i|x_{k-1}, z_k)} \tag{21}$$

그리고 사후 밀도 함수 $p(x_k|Z_k)$ 는 가중치를 이용하여 아래와 같이 파티클 집합으로 표현할 수 있다.

$$p(x_k|Z_k) \approx \sum_{i=1}^N \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \tag{22}$$

$N \rightarrow \infty$ 로 증가함에 따라 식 (22)는 정확한 사후 밀도 함수 $p(x_k|Z_k)$ 에 근접하게 된다.

단, SIS(Sequential Importance Sampling)는 반복단계를 거치면 하나의 파티클을 제외한 파티클들의 가중치가 없어지는 퇴보현상(degeneracy phenomenon)의 문제가 발생한다. Degeneracy의 문제점을 해결하기 위해 Liu 와 Chen 은 ‘Resampling’의 개념을 도입하였다^[15~16]. 리샘플링의 기본 아이디어는 가중치가 낮은 파티클은 제거하고 가중치가 큰 파티클은 확장하는 것이다. 리샘플링은 사후밀도 함수 $p(x_k|Z_k)$ 의 이산 근사 표현으로부터 새로운 샘플 집합 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$ 을 N , 번 리샘플링함

으로 일반화하는 것이다.

$$P(x_k | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_k^i \delta(x_k - x_k^i) \quad (23)$$

따라서 $\Pr(x_k^* = x_k^i) = \omega_k^i$ 이고, 결과는 이산 밀도 (20) 으로부터 독립적이고 동인한 분포를 보인다. 그러므로 가중치는 다음과 같이 재조정 된다.

$$\omega_k^i = \frac{1}{N_s} \quad (24)$$

다음은 파라미터 추정에 대한 파티클 필터 알고리즘을 나타낸다.

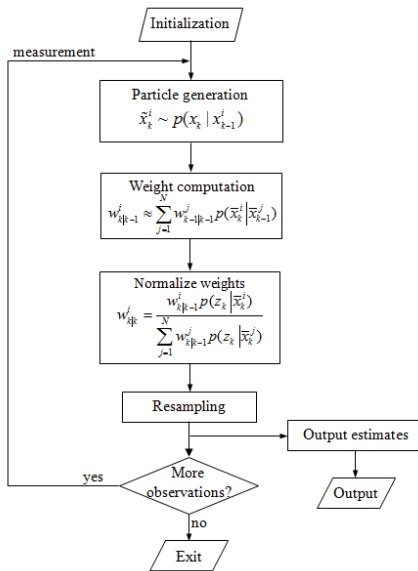


그림 2. 파티클 필터 알고리즘
Fig. 2. Particle filter algorithm.

IV. 시뮬레이션

이 장에서는 파티클 필터를 이용하여 진자 시스템에 대한 상태와 파라미터 추정하는 시뮬레이션을 실시하였다.

진자의 상태 초기 값은 [0.001 0 90 0]로 설정하였고 초기입력은 10N을 가했다. 그림 3은 시스템의 응답을 나타내며, 순서대로 수레의 위치, 수레의 속도, 진자의 각도, 진자의 각속도를 나타낸다. 초기 값에서 0.01초 간격으로 3초간 시뮬레이션 하였고 측정 데이터에는 비선형 잡음을 추가하였다.

그림 3의 측정 데이터를 이용하여 상태와 파라미터

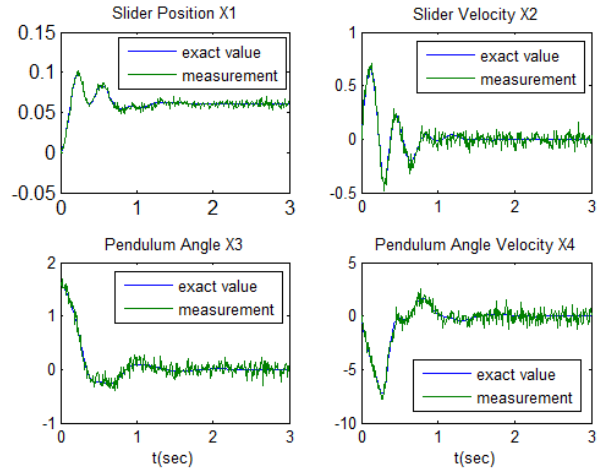


그림 3. 진자 시스템의 상태 궤적
Fig. 3. State trajectory of pendulum.

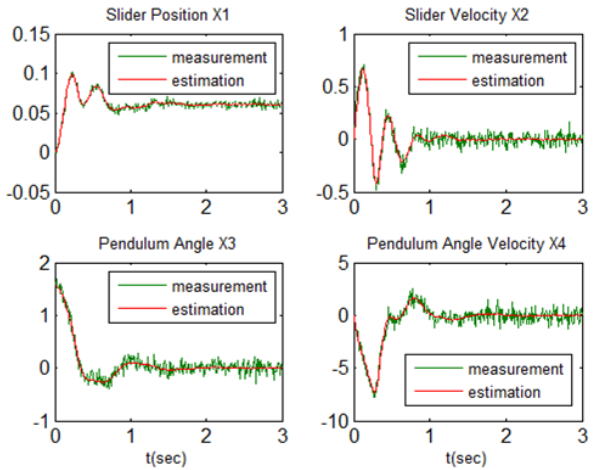


그림 4. 진자 시스템의 상태 추정 궤적
Fig. 4. State estimation trajectory of pendulum.

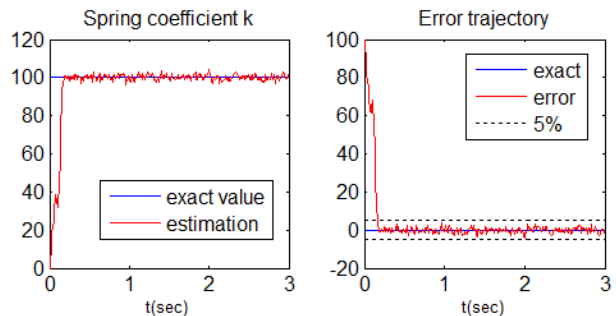


그림 5. 스프링 계수 k 추정 곡선과 오차 곡선
Fig. 5. Estimation trajectory of spring coefficient k and error trajectory.

를 추정하였으며,

그림 4는 상태추정 결과를 그림 5는 파라미터 추정 결과를 나타낸 그림이다. 파라미터 추정은 스프링 상수 k에 대하여 실시하였으며 초기 값을 0으로 파티클 수는

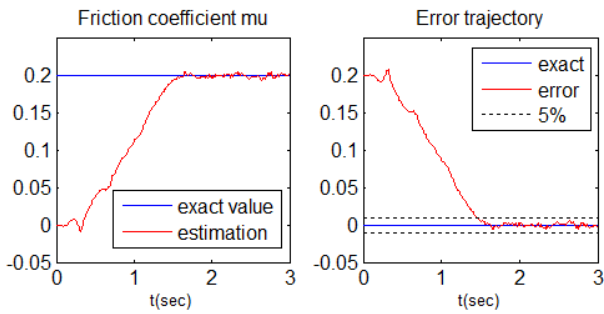


그림 6. 마찰 계수 μ 추정 곡선과 오차 곡선
 Fig. 6. Estimation trajectory of friction coefficient μ and error trajectory.

1000으로 설정하였다.

그림 5의 파라미터 추정 결과를 보면 스프링 계수 k 에 대한 추정 곡선이 0.3초 이후에 오차범위 5% 이내의 오차를 가지고 기준치에 수렴하는 것을 확인할 수 있다. 상태 추정 곡선 역시 초기에 파라미터가 결정되기 전에는 오차가 크지만 파라미터 값이 결정된 이후에는 실제 값에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

다음 그림 6은 같은 조건에서 마찰 계수 μ 에 대한 파라미터 추정을 실시하였으며 초기 값은 0으로 설정하였다.

이 때, 파라미터 추정 결과는 마찰 계수 μ 에 대한 추정 곡선이 1.4초 이후에 오차범위 5% 이내의 오차를 가지고 기준치에 수렴하는 것을 확인할 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 비가우시안 잡음 분포를 가지는 비선형 시스템에서 시스템의 상태 추정에 널리 이용되고 있는 파티클 필터 알고리즘을 이용하여 2 자유도 진자 시스템에 대하여 시스템의 상태 추정과 함께 미지의 파라미터를 동시에 추정하는 알고리즘을 제안 하였다.

제안된 방법을 통해 상태 및 파라미터를 추정한 결과, 초기에 시스템의 파라미터 값을 모르고 있음에도 불구하고 시스템의 파라미터 값을 정확히 추정할 수 있음을 확인하였다. 또한 시뮬레이션 초기에는 파라미터의 추정치가 결정되지 않아 상태추정에 오차가 있지만, 파라미터 추정치가 기준치에 수렴한 이후에는 그에 따라 상태추정 역시 우수한 결과를 나타냄을 확인하였다. 따라서 제안된 방법을 활용할 경우 입출력 데이터만을 가지고 모델상의 미지의 파라미터를 추정 가능하고 파라미터 값을 얻기 위하여 시스템을 분해하는 번거로움

의 감소 및 보다 정확한 동역학 시스템 구축 가능하다는 장점이 있다.

향후 제안된 방법을 실제 시스템에 적용하여 성능을 확인 하는 것과 동시에 여러 가지 미지의 파라미터들을 추정하는 것이 연구과제로 남아있다.

참 고 문 헌

- [1] D. T. Lee, M. Morf, and B. Friedlander, "Recursive least - squares ladder estimation algorithm," IEEE Trans. Acoust Speech. Signal Processing, vol. 29, pp. 627-641, 1981.
- [2] J. Swevers, C. S. Ganssenman, D. B. Tukel, J. De schutter, "Optimal Robot Excitation and Identification", IEEE Transactions on Robotics and Automation, vol. 13, No. 5, pp. 730-740, October, 1997.
- [3] Fernando reyes, "On Parameter identification of robot manipulators", IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1997.
- [4] 오원석, "신경망이론을 이용한 유도전동기 파라미터 추정," 전자공학회논문지, 35권, 제2호, 56-65쪽, 1998년.
- [5] Sung-Kwun Oh, Witold Pedrycz, Seok-Beom Rho, Tae-Chon Ahn, "Parameter estimation of fuzzy controller and its application to inverted pendulum", Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 17, pp.37-60, 2004.
- [6] 김기원, 서청만, 최성구, 노도환, "칼만필터를 이용한 3 차원 동작파라미터 추정에 관한 연구," 대한 전자공학회 하계종합학술대회, 17권. 1호, 939-942 쪽, 1994.
- [7] M. Orchard, G. Kacprzyński, K. Goebel, B. Saha, and G. Vachtsevanos, "Advance in Uncertainty Representation and Management for Particle filtering Applied to Prognostics," In Proceedings of International Conference on Prognostics and Health Management 2008, pp 1-6, Oct 2008.
- [8] 천기홍, 강행봉, "스케일에 강건한 물체 추적 기법," 전자공학회논문지, 45권, 6호, 194-203쪽, 2008.
- [9] Hamid Moradkhani Moradkhani and Kuo-Lin Hsu, "Uncertainty assessment of hydrologic model states and parameters: Sequential data assimilation using the particle, filter" Water Resour. Res., vol. 41, W05012, doi:10.1029/2004WR003604, 2005
- [10] Andrew K. Stimac, "Standup and Stabilization of the Inverted Pendulum," MIT, master thesis,

- 1999.
- [11] K. T. Chong, J. H. Park, A. G. Parlos, "Control-Relevant Discretization of Nonlinear Systems With Time-Delay Using Taylor-Lie Series," *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 127, pp.153-159, 2005.
- [12] A. Doucet, J. F. G. de Freitas, and N. J. Gordon, "An introduction to sequential Monte Carlo methods," in *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*, A. Doucet, J. F. G. de Freitas, and N. J. Gordon, Eds. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [13] 이원주, 윤창용, 이희진, 김은태, 박민용, "순차적인 사후 추정에 의한 다중 차량 추적," *전자공학회 논문지*, 44권, 1호, 40-49쪽, 2007.
- [14] A. Doucet, "On sequential Monte Carlo methods for Bayesian Filtering," Dept. Eng., Univ. Cambridge, UK, Tech. Rep., 1998.
- [15] J. S. Liu and R. Chen, "Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems," *J. Amer. Statist. Assoc.*, vol. 93, pp. 1032-1044, 1998.
- [16] M. Sanjeev Arulampalam, Simon Maskell, Neil Gordon, and Clapp, "A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 50, no. 2, pp. 174-188, Feb. 2002.

 저 자 소 개



김 태 영 (정회원)
 2009년 전북대학교 전자정보공학부 전자공학과 학사 졸업
 2012년 전북대학교 전자공학과 석사 졸업
 <주관심분야 : Robotics, Sensor Fusion, Navigation, Filtering>



정 길 도 (평생회원)-교신저자
 1984년 Oregon Sate University 기계공학과 학사 졸업
 1986년 Georgia Institute of Technology 기계공학과 석사 졸업
 1992년 Texas A&M University 기계공학과 박사 졸업
 2012년 현재 전북대학교 전자정보공학부 교수
 <주관심분야 : Marine Navigation, Time-Delay, Robotics, 인공지능, Web 기술>