

# Unscented Kalman Filter를 이용한 원격 RF 센서 시스템의 파라메타 추정기법

## Capacitive Parameter Estimation of Passive RF Sensor System using Unscented Kalman Filter

김경엽<sup>1</sup> · 이준탁<sup>2</sup>  
Kyung-Yup Kim and John-Tark Lee

<sup>1</sup>동아대학교 전기공학과  
E-mail: kykimic@donga.ac.kr  
<sup>2</sup>동아대학교 전기공학과  
E-mail: jtlee@dau.ac.kr

### 요 약

본 연구는 UKF Algorithm을 이용한 정전용량형 원격RF센서시스템을 개발하였다. 원격 RF센서 시스템이란 wireless, implantable 그리고 batterless을 만족하는 센서 시스템을 의미한다. 기존의 원격 RF센서 시스템은 보편적으로 집적회로 타입을 채택하지만, 그 구조의 복잡성과 전력소모의 제약을 받는다. 이러한 제약을 해결하기 위해 본 연구에서는  $R$ ,  $L$  그리고  $C$ 만으로 구성되어있는 유도결합원리를 이용한 원격 RF센서 시스템을 제안하였다. 제안된 RF 센서 시스템은 압력 혹은 습도와 같은 환경의 변화를 정전용량 값으로 측정할 수 있으며 센서의 정전 용량 값을 측정하기 위해 비선형시스템의 파라메타추정에 적합한 *Unscented Kalman Filter(UKF)* 기법을 채택하였다. UKF 기법을 이용하기 위해 제안된 시스템은 페이저법을 사용하여 수학적으로 모델링되었다. 마지막으로, 제안된 UKF 알고리즘을 이용한 원격 RF센서시스템이 잡음환경에서도 정전용량값을 비교적 정확하게 추정가능함을 확인하였다.

키워드 : Unscented Kalman Filter, RF Sensor System, Inductive coupling, Capacitive parameter

### 1. 서 론

일반적으로 센서는 여러 종류의 물리량을 검지, 검출하거나 판별, 계측하는 소자로서 다양한 플랜트 내에서 인간의 오감의 역할을 하며 정보처리시스템의 판단을 위한 자료들을 제공하고 있다[1]. 이러한 센서는 에너지절약, 자원 절약, 생산부문의 고효율화, 각종 기기의 고성능화, 교통통제의 고도화, 재해 방재 시스템의 효율화 등 사회 각 부문의 요구를 충족시키기 위해 다양한 종류의 개발 및 기능개선을 이루어 왔다.

최근 RFID 기술의 발전과 더불어 유비쿼터스 서비스의 하드웨어적 기반으로 RFID 기반의 센서(이하 RF센서) 기술이 부각되고 있다. 이는 미국, 일본, 한국에서 RFID 기술과 관련된 특허출원의 약 50% 이상이 센서분야에서 이루어지는 것을 통해 알 수 있다[2]. 기존의 센서와는 달리 RF 센서는 탑재된 칩을 이용하여 수집된 정보를 처리할 수 있으며 이를 구동하기 위한 별도의 구동전력을 센서 내에 구비할 필요가 없는 장점이 있다.

현재 RF 센서는 측정된 데이터를 판독하는 방식을 기준으로 3가지 정도로 분류될 수 있는데, 첫째는 공진주파수를 이용하는 방식이며, 둘째는 임피던스 위상을 이용하는 방식 그리고 셋째는 집적회로(IC)를 이용하는 방식이 있다 [3][4]. 첫째와 둘째 방식은 정해진 입력주파수 범위에 대해 공진주파수와 위상의 변화를 측정하여 센서 측의 파라메타를 추정하는 것으로 비교적 간단한 구조를 가지고 근거리 측정에 적합하며 IC 방식에 비해 적은 전력소모를 가진다 [5]. 셋째 방식은 센서 측에 IC 칩을 내장하여 AD 컨버터를 통해 수집된 데이터를 자체 모뎀을 사용하여 판독기에 전송

하는 것으로 앞의 두 방식에 비해 복잡한 센서 구조를 가지며 다른 방식에 비해 전력을 많이 소모하나, 비교적 원거리 전송이 가능하며 현재 가장 광범위하게 사용되고 있는 형태이다[5].

최근 RF 센서는 군사 분야, 보안 분야, 건물 관리 분야 및 의료 분야에서 폭넓게 활용되고 있다[6]. 특히 뼈성장 감시, 혈압 감시, 안압 감시와 같은 목적으로 의료 분야에서 활발히 개발되고 있다. 의료 목적의 센서 시스템은 인체에 이식되는 특성상 그 크기와 출력에 제한을 받는다. 미국국립표준연구소에서는 인체에 이식되는 전자 시스템의 RF 출력을  $10[mW/cm^2]$ 로 제한하고 있다[7].

본 연구에서는 비교적 근거리에서 사용될 수 있고, 전력을 적게 소모하며, 잡음환경에서도 정밀하게 측정할 수 있는 정전용량형 RF 센서 시스템을 구현하고자 한다. 이를 위해 간단한 구조와 적은 전력 소모량의 특징을 가지는 공진 주파수 및 임피던스 위상 모델에서 사용되는 유도결합원리를 이용한 모델을 채택한다. 잡음에 의해 오염된 관측 데이터를 비교적 정확히 추정하고, 비선형시스템의 파라메타 추정에 적합한 Unscented Kalman Filter 기법을 적용한다. 각종 환경측정 - 습도, 압력 등-에 실제 활용되는 정전용량형 센서를 장착한 RF 센서 시스템을 구현함으로써 실제 환경에 사용하기 적합한 시스템으로서의 효용성을 검증하고자 한다..

### 2. Passive Telemetry Sensor System

보편적인 원격 RF 센서 시스템은 IC 칩을 내장한 형태

로 그림 1과 같이 크게 Reader 부와 Sensor 부로 구성되어 있다[5].

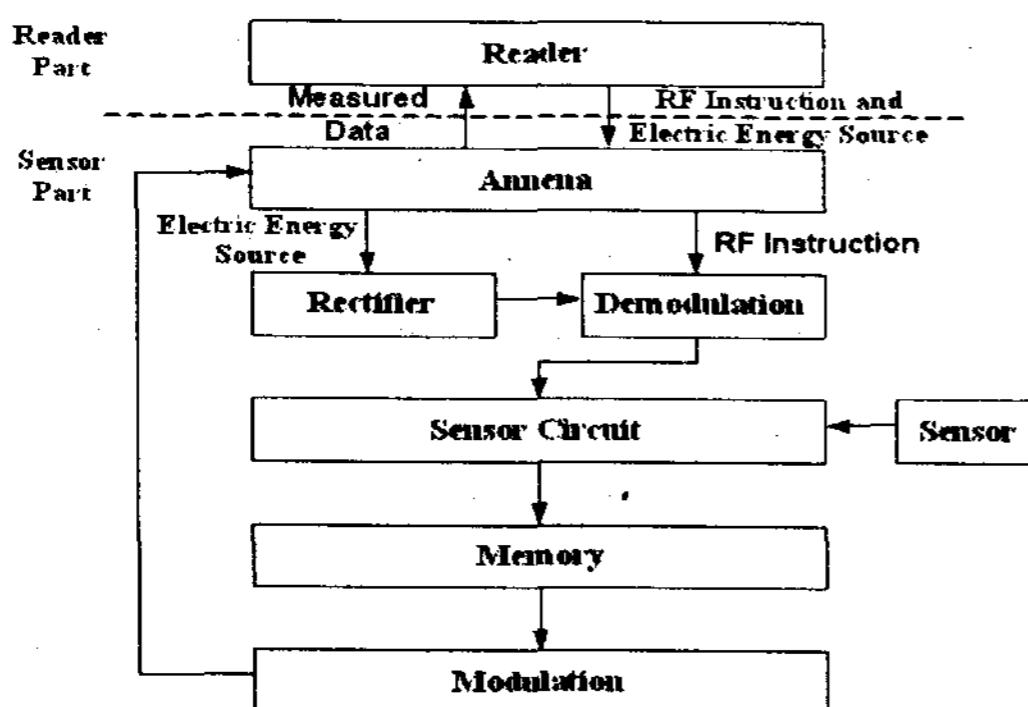


그림 1. 기존의 원격 RF 센서 시스템의 블록도  
Fig. 1 Block Diagram of Traditional RF Sensor System

Reader부는 데이터 수집을 시작하도록 명령하고 센서부에 에너지를 전달하며 센서부에서 수집한 데이터를 취합하는 기능을 한다. Sensor부는 대상체에 이식되어 데이터를 수집하며 이를 수행하기 위해 그림 1과 같이 자체 내 상당히 복잡한 모듈을 작은 회로내에 포함하고 있어야 하며, 수집데이터의 양과 전송속도의 증가에 따라 비례해서 전력을 소모하게 된다[5]. 본 연구에서는 보다 간단한 회로를 구성하고 저 전력 소모특성을 가지는 센서 시스템을 구현하기 위해 그림 2과 같은 유도결합원리를 이용한 모델을 제안하여 시스템을 구성하였다.

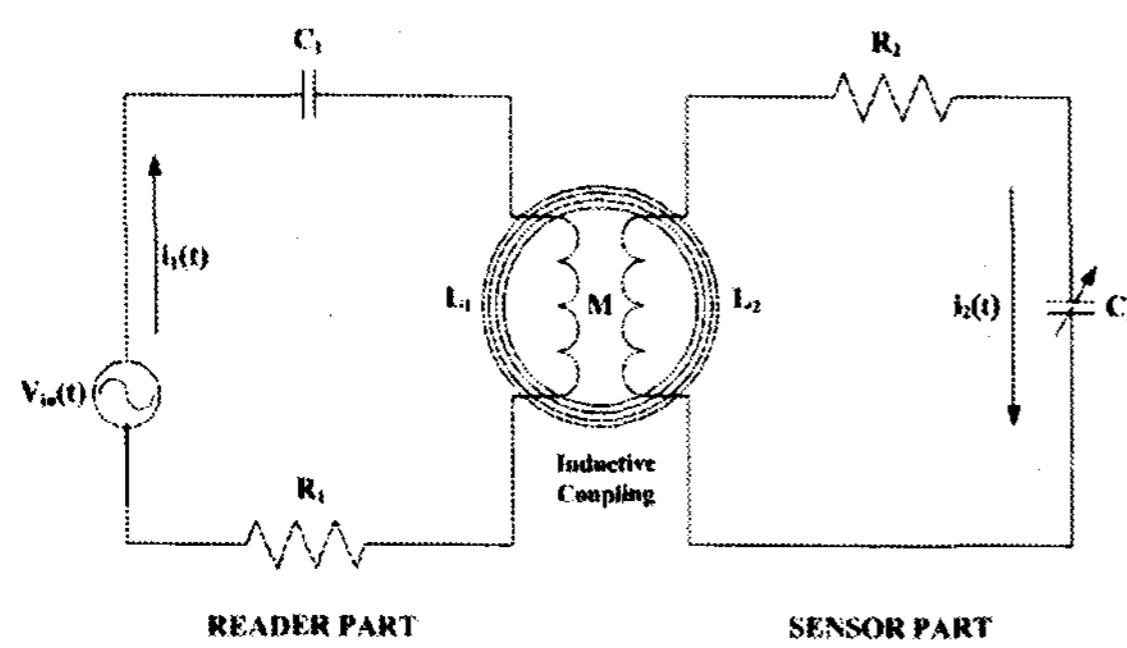
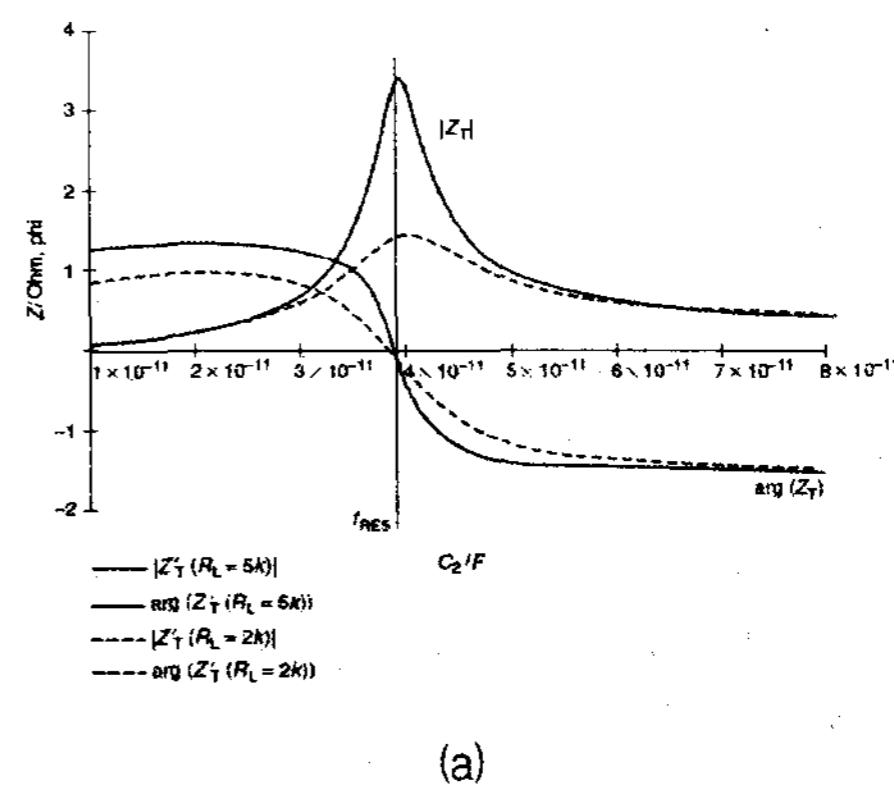
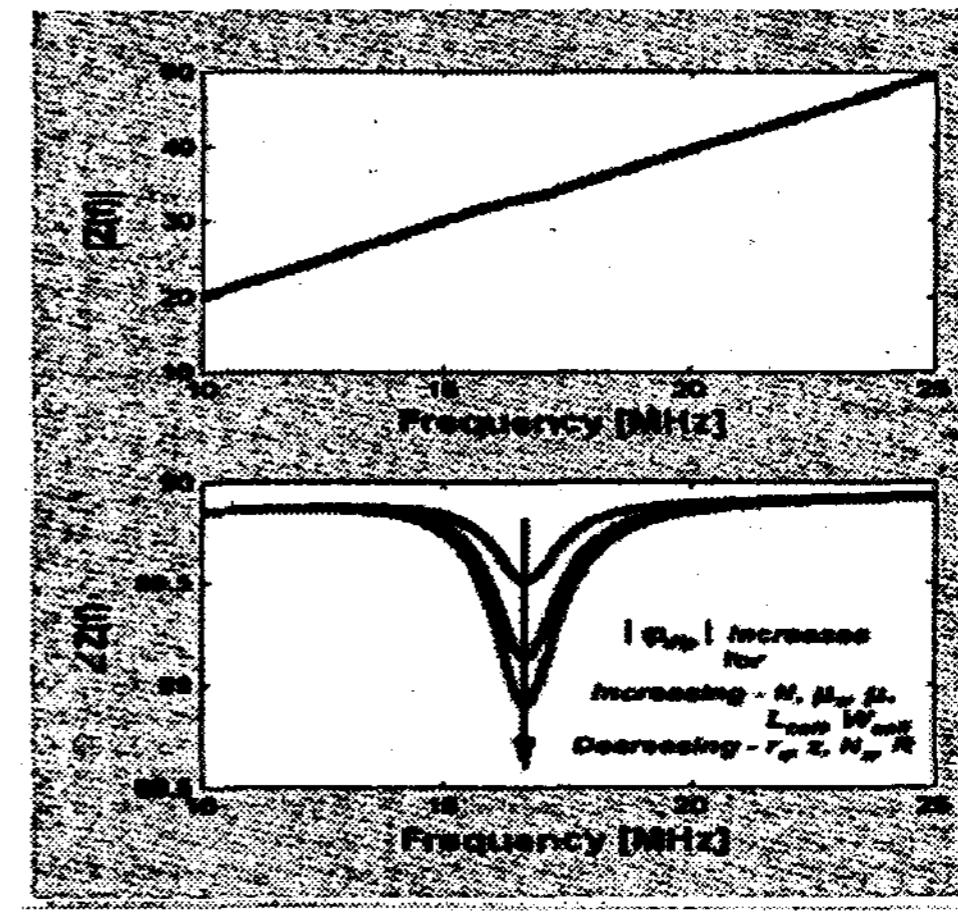


그림 2. 유도결합원리에 따른 원격 RF 센서 시스템  
Fig. 2 Passive Telemetry RF Sensor System Based on Inductive Coupling Principle

제안된 모델은 기존의 모델과 동일하게 크게 데이터를 처리하는 Reader부와 대상체에 이식되어 데이터를 수집하는 Sensor부로 나뉜다. 그림 2에서 볼 수 있듯이 Reader부가  $R$ ,  $L$  그리고  $C$ 로만 이루어져 있어 그 구성이 비교적 간단하여 소형으로 제작이 가능하며, 수동소자로만 이루어져 있어 전력을 적게 소모한다. 또한 Sensor 부에 설치된 정전용량 센서값  $C_2$ 를 그림 3과 같이 시스템 임피던스의 크기나 위상을 최소로 나타내는 주파수를 이용하는 다양한 방법을 사용하여 판독할 수도 있다[3][4].



(a)



(b)

그림 3. (a) 공진주파수를 이용하는 방식 b) 임피던스 위상을 이용하는 방식

Fig. 3 (a) Data Estimation using Resonance Frequency  
(b) Data Estimation using the Phase of System Impedance

본 연구에서는 제안된 시스템의 정전용량형 센서값  $C_2$ 를 판독하기 위해서 시스템의 수학적 모델을 이용할 수 있으며, 구현이 용이한 Recursive Least Square(RLS) 알고리즘을 적용할 것이다. 이를 위해 제안된 시스템을 수학적으로 모델링해야하며 이를 용이하게 하기 위하여 그림4와 같이 등가모델로 바꾸어 고려하도록 한다.

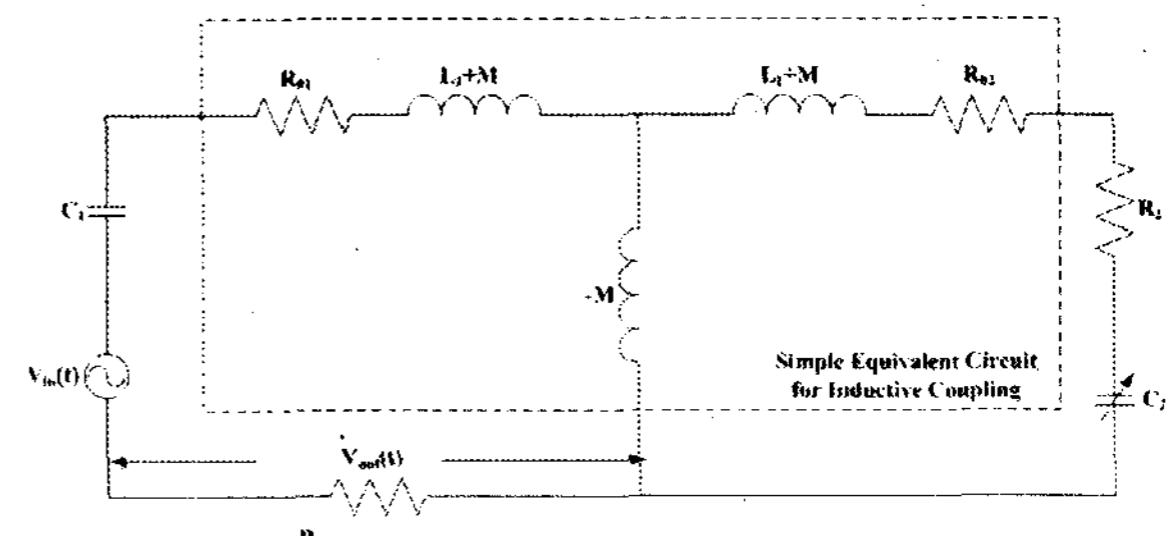


그림 4. 제안된 원격 RF 센서 시스템의 등가회로  
Fig. 4 Equivalent Circuit of Proposed RF Sensor System

이 등가모델은 본 연구에서 제안한 시스템의 유도결합부분을 점선박스내의 회로로 대체한 것이다. 특별히, 그림4에서 R1 양단의 전압강하값  $V_{out}(t)$ 은 정전용량형 센서값  $C_2$ 와 유도결합정도에 따라 값이 변하는 상호인덕턴스값  $M$ 의 변화에 따라 크기와 위상값이 바뀌는 파라메타  $C_2, M$ 에 종속되는 함수이다. 이 함수는 등가모델을 통해 수학적으로 쉽게 유도되며, 실제 측정이 가능하므로 본 연구에서 사용할 수학모델로 선정된다. 또한, 앞서 말한  $V_{out}(t)$ 의 크기와 위상에 대한 기술을 용이하게 하기 위해 이후 모든 물리량을 페어저로 표현하기로 한다.

먼저, 입력 전압  $V_{in}$  측에서 구동해야 할 구동임피던스를 구해보면 식(1)과 같다.

$$Z_{Total} = R_{01} + R_1 + j(\omega L_1 - \frac{1}{\omega C_1}) + \frac{(\omega M)^2}{R_{02} + R_2 + j(\omega L_2 - \frac{1}{\omega C_2})} \quad (1)$$

여기서,  $\omega$ 는 입력 전압  $V_{in}$ (=  $V \angle 0 [rad]$ )의 각주파수 [rad/sec]고,  $M$ 은 상호결합계수 [H]이며,  $R_{01}$ 와  $R_{02}$ 는 각각 Reader 부와 Sensor 부의 내부 저항값이다. 따라서, 그림 4의 등가회로에서  $R_1$ 양단의 전압강하값  $V_{out}$ 은 식(2)와 같이 유도될 수 있다.

$$\dot{V}_{out} = \frac{\dot{V}_{in} \cdot R_1}{Z_{Total}} = \frac{V \cdot R_1}{R_{01} + R_1 + j(\omega L_1 - \frac{1}{\omega C_1}) + \frac{(\omega M)^2}{R_{02} + R_2 + j(\omega L_2 - \frac{1}{\omega C_2})}} \quad (2)$$

### 3. 파라메타 추정을 위한 Unscented Kalman Filter

Unscented Transformation은 임의의 비선형 함수를 근사하는 것보다 그 가우시안 분포를 근사하는 것이 더욱 용이하다는 통찰에서 발견되었다[9]. 기본적인 접근방법은 그림 4에서 나타난다.

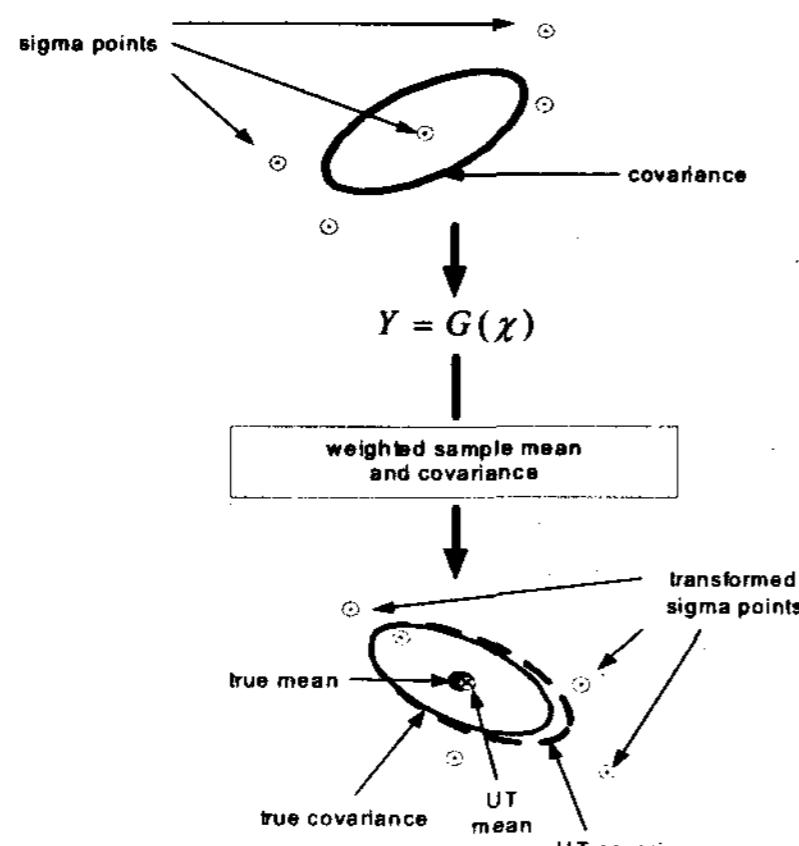


그림 4. Unscented Transform 원리  
Fig. 4. Principle of Unscented Transform

랜덤 변수  $x$ 는 추정하려는 파라메타이고, 차원은  $n \times 1$ 이다.  $x$ 의 sigma point는  $\chi_j$ 이며 식 (4)와 같이 정의된다.

여기서,  $\bar{x}$ 와  $P_x$ 는  $x$ 의 sample mean과 sample covariance를 의미한다. sigma point  $\chi_j$ 는 비선형 함수  $G(\cdot)$ 에 의해 각각  $Y_j$ 로 매핑된다. 매핑된  $Y_j$ 는 식(4)와 같이 차원이  $2n \times 1$ 인 weight  $W_j$ 에 의해 각각  $\bar{y}$ 와  $P_y$ 로 근사된다.

$$\begin{aligned} \chi_j &= \bar{x} & j = 0 \\ &= \bar{x} + (\sqrt{(n+\lambda)P_x})_i, & j = 1, 2, \dots, n, i = j \\ &= \bar{x} - (\sqrt{(n+\lambda)P_x})_i, & j = n+1, n+2, \dots, 2n, i = j-n \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} W_0^{(m)} &= \lambda / (n+\lambda) \\ W_0^{(c)} &= \lambda / 2(n+\lambda) + (1-\alpha^2 + \beta) \\ W_j^{(m)} = W_j^{(c)} &= 1/2(n+\lambda), & j = 1, 2, \dots, 2n \end{aligned} \quad (4)$$

여기서,  $\lambda = \alpha^2(n+\kappa) - n$ 은 scaling parameter이다.  $\alpha$ 는 sample mean  $\bar{x}$  주변에 분산된 sigma point의 흩어짐 정도를 결정한다. 일반적으로  $10^{-3} < \alpha < 1$  범위내 양의 값으로 결정된다.  $\kappa$ 는 secondary scaling parameter이며 보통  $3-n$ 으로 설정된다.  $\beta$ 는 랜덤변수  $x$ 의 분산에 대한 사전지식을 도입하고자 사용된다. 예컨대, 가우시안 분포일 때  $\beta$ 는 2가 적절하다.  $(\sqrt{(n+\lambda)P_x})_i$ 는  $j \times j$  정방행렬의  $i$  행,  $i$  열 요소이며, 그 값은  $\sqrt{(n+\lambda)P_x}$ 이다.  $W_j$ 는  $j$  번째 point와 관련된 weight이다[14].

식 (3)과 같이 얻어진 sigma point vector  $\chi_j$ 는 식 (2)의 비선형시스템  $G(\cdot)$ 로부터 식 (5)와 같이 propagate된다.

$$Y_j = G(\chi_j) \quad (5)$$

여기서,  $Y_j$ 의 평균은 transformed point의 weighted average으로 식 (6)과 같이 얻어진다.

$$\bar{y} = \sum_{j=0}^{2n} W_j Y_j \quad (6)$$

covariance는 transformed point의 weighted outer product으로 식 (7)과 같다.

$$P_y = \sum_{j=0}^{2n} W_j (Y_j - \bar{y})(Y_j - \bar{y})^T \quad (7)$$

unscented Transform의 성질은 여러 논문에서 증명되었다[7][16]. 일반적으로 시스템의 동적특성은 비선형이며, Unscented Transform은 이러한 비선형 함수의 랜덤변수  $x$ 를 평균과 covariance를 2계까지 정확히 예측해내므로 추정을 위해 별도의 선형화가 필요치 않다[2].

#### 3.1 파라메타 추정

본 연구에서는 그림 2와 같은 원격 RF 센서 시스템의 정전용량  $C_2$ 을 UKF 알고리즘으로 추정하는 것이다. 이를 위

해 원격 RF 센서 시스템은 식 (2)와 같이 수학적으로 유도되었으며, 유도된  $\dot{V}_{out}$ 은 UKF 알고리즘을 적용하기 위해 식 (8)과 같이 비선형 이산 시스템으로 재배열될 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(k+1) &= \mathbf{x}(k) + \mathbf{r}(k) \\ \mathbf{y}(k) &= \mathbf{G}(\omega(k), \mathbf{x}(k)) + \mathbf{e}(k) \end{aligned} \quad (8)$$

여기서,  $\mathbf{x}(k)$ 는 식 (2)의 정전용량 파라메타  $C_2$ 로 구성된  $1 \times 1$  차원의 랜덤변수로서 UKF 알고리즘을 통해 추정된다.  $\omega(k)$ 는 기지의 값으로 각속도를 의미하며,  $\mathbf{x}(k)$ 와  $\omega(k)$ 의 함수  $\mathbf{G}(\cdot)$ 는 식 (2)의  $\dot{V}_{out}$ 으로 본 연구에서 사용된 비선형시스템이다.  $\mathbf{y}(k)$ 는 관측된 측정전압이다.  $\mathbf{r}(k)$ 는 process noise이고  $\mathbf{e}(k)$ 는 관측잡음(observation noise)이다. 일반적으로, 이러한 잡음은 가우시안분포의 백색잡음으로 추정한다. 파라메타 추정을 위한 UKF 알고리즘은 다음과 같다[7]. 먼저, 추정된 파라메타  $\hat{\mathbf{x}}(k)$ 는 식 (9)와 같이 초기화된다.

$$\hat{\mathbf{x}}(0) = E[\mathbf{x}(0)] \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}(0)} = E[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}(0))(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}(0))^T] \quad (10)$$

여기서,  $k \in \{1, 2, \dots, \infty\}$  이므로, time update와 sigma-point 계산은 식(11) ~ 식(20)에 의해 얻어진다. 먼저, Predicted mean  $\hat{\mathbf{x}}^-(k)$  과 Predicted covariance  $\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}$ 를 각각 식(11)과 식(12)와 같이 정의한다.

$$\hat{\mathbf{x}}^-(k) = \hat{\mathbf{x}}(k-1) \quad (11)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}^- = \mathbf{P}_{\mathbf{x}(k-1)} + \mathbf{R}^r(k-1) \quad (12)$$

여기서,  $\mathbf{R}^r(k)$ 는 process noise covariance를 나타낸다. Predicted mean  $\hat{\mathbf{x}}^-(k)$ 은 Predicted Covariance  $\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}$ 를 고려하여 식 (13)과 같은 Sigma point를 얻게 되며, 이들 sigma point는 식 (14)와 같이 Nonlinear function을 통해 Propagation된다.

$$\begin{aligned} \chi_j(k/k-1) &= \hat{\mathbf{x}}^-(k), j=0 \\ &= \hat{\mathbf{x}}^-(k) + \gamma \sqrt{\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}}, j=1, i=j \\ &= \hat{\mathbf{x}}^-(k) - \gamma \sqrt{\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}}, j=2, i=j-1 \end{aligned} \quad (13)$$

$$\mathbf{Y}_j(k/k-1) = \mathbf{G}(\omega(k), \chi_j(k/k-1)), j=0, 1, 2 \quad (14)$$

여기서,  $\gamma = \sqrt{n+\lambda}$  이다. 식(13)과 식(14)는 Weighted sample mean과 covariance를 이용하여 nonlinear function의 평균  $\hat{\mathbf{y}}$ , Cross Covariance  $\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)\mathbf{y}(k)}$ , 그리고 innovation Covariance  $\mathbf{P}_{\mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)}$ 를 각각 식 (15), 식 (16), 그리고 식 (17)과 같이 근사된다.

$$\hat{\mathbf{y}}_j(k) = \sum_{j=0}^2 \mathbf{W}_j^{(c)} \mathbf{Y}_j(k/k-1) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)\mathbf{y}(k)} = \sum_{j=0}^2 \mathbf{W}_j^{(c)} (\chi_j(k/k-1) - \hat{\mathbf{x}}(k)) (\mathbf{Y}_j(k/k-1) - \hat{\mathbf{y}}(k)) \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)} = \sum_{j=0}^2 \mathbf{W}_j^{(c)} (\mathbf{Y}_j(k/k-1) - \hat{\mathbf{y}}(k)) (\mathbf{Y}_j(k/k-1) - \hat{\mathbf{y}}(k))^T + \mathbf{R}^e(k) \quad (17)$$

여기서,  $\mathbf{R}^e(k)$ 는 measurement noise covariance이다. 근사된 두 Covariance를 이용하여 얻어진 update gain은 식 (18)과 같으며,

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)\mathbf{y}(k)} \mathbf{P}_{\mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)}^{-1} \quad (18)$$

이는 비선형함수의 예측치  $\hat{\mathbf{y}}$ 와 기준치  $\mathbf{y}$  사이의 차이에 곱해져 식 (19), 식(20)과 같이 랜덤변수  $\mathbf{x}$ 와 그의 covariance  $\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}$ 를 업데이트한다.

$$\hat{\mathbf{x}}(k) = \hat{\mathbf{x}}^-(k) + \mathbf{K}(k)(\mathbf{y}(k) - \hat{\mathbf{y}}(k)) \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)} = \mathbf{P}_{\mathbf{x}(k)}^- - \mathbf{K}(k) \mathbf{P}_{\mathbf{y}(k)\mathbf{y}(k)} \mathbf{K}^T(k) \quad (20)$$

이와 같이 시간순서에 따라 랜덤변수  $\mathbf{x}$ 를 생성하는 일련의 과정은 그림 5와 같이 recursive loop 형태로 표현된다.

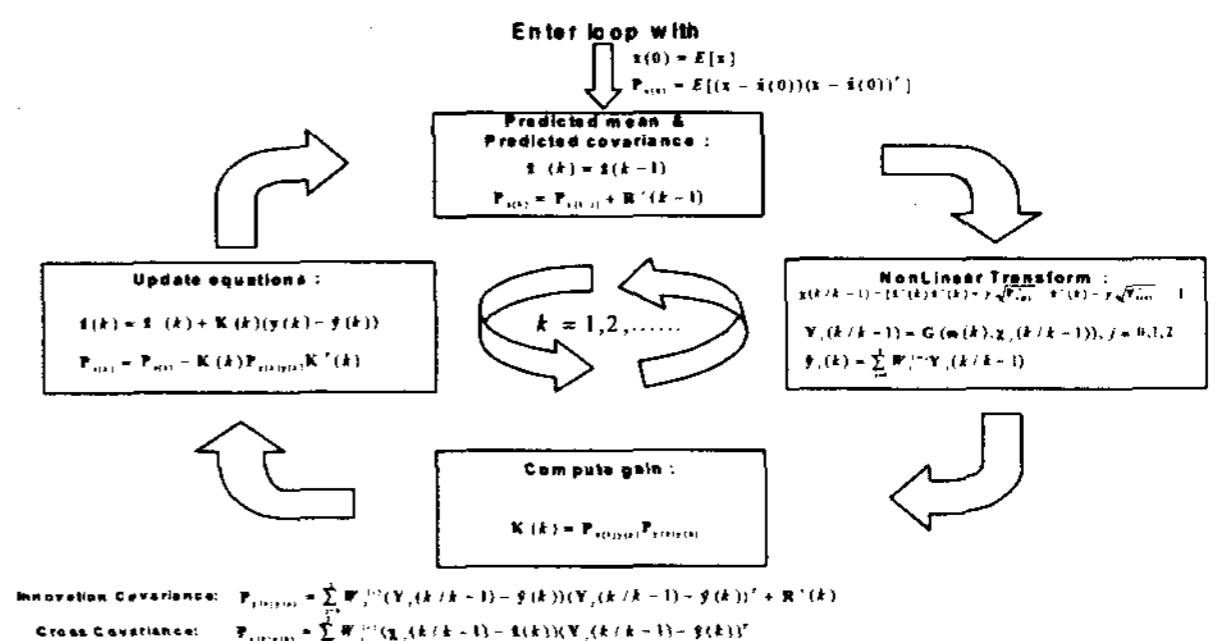


그림 5. 파라메타추정을 위한 UKF알고리즘의 Recursive Loop  
Fig. 5 Recursive loop of UKF for Parameter Estimation

#### 4. 모의실험

이 장에서는 앞서 유도된 원격 RF센서 시스템의 정전용량 파라메타  $C_2$ 를 UKF 알고리즘을 사용하여 추정하고자 한다. 이를 위해 원격 RF센서 시스템의 파라메타를 표 1과 같이 설정한다.

표 1. 원격 RF 센서 시스템의 파라메타

Table. 1 Parameters of Passive Telemetry RF Sensor System

Parameter	Value	Parameter	Value
$L_1$	1.06[mH]	<i>Initial value of <math>C_2</math></i>	1000[pF]
$C_1$	1000[pF]	<i>Initial value of <math>M</math></i>	0.5[mH]
$L_2$	1.009[mH]	$\omega_{span}$	90[KHz]
			~250[KHz]
$C_2$	561[pF]	$R_1$	580[ $\Omega$ ]
	~580[pF]		0[ $\Omega$ ]
$R_{01}$	46[ $\Omega$ ]	$R_{02}$	45.8[ $\Omega$ ]
$R^r$	0	$R^e$	$10^{-8}$

설정된 파라메타값을 이용하여 비선형함수  $\dot{V}_{out}$ 을 그림 6과 같이 얻을 수 있다.

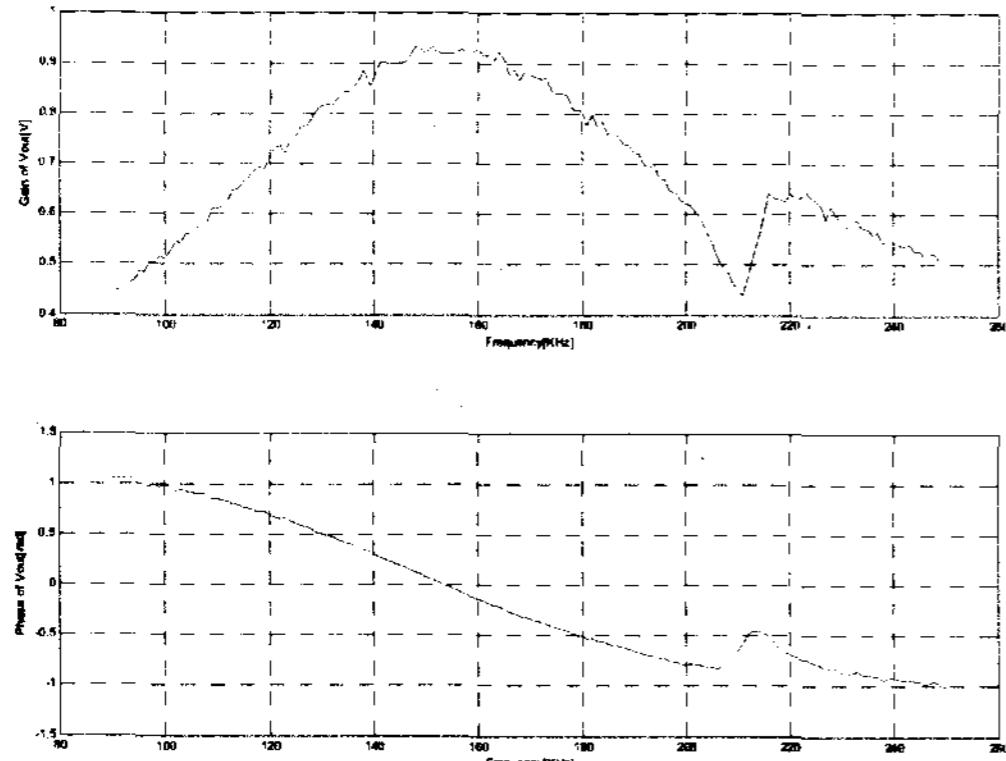


그림 6. 설정된 파라메타값을 이용한 비선형함수

$\dot{V}_{out}$ 의 크기와 위상 그래프

Fig. 6 Gain and Phase Graph of Nonlinear Function

$\dot{V}_{out}$

입력 전압  $V_{in}$ 의 각속도  $\omega$ 와 관측된 출력전압  $\dot{V}_{out}$ 으로 UKF알고리즘에 사용할 N개의 데이터쌍  $(\omega(k); \dot{V}_{out}(k), k = 1, 2, \dots, N)$ 을 구한다. 이들 데이터쌍을 이용하여 UKF알고리즘은 원격RF센서시스템의 센서의 정전용량값을 그림 7과 같이 추정한다.

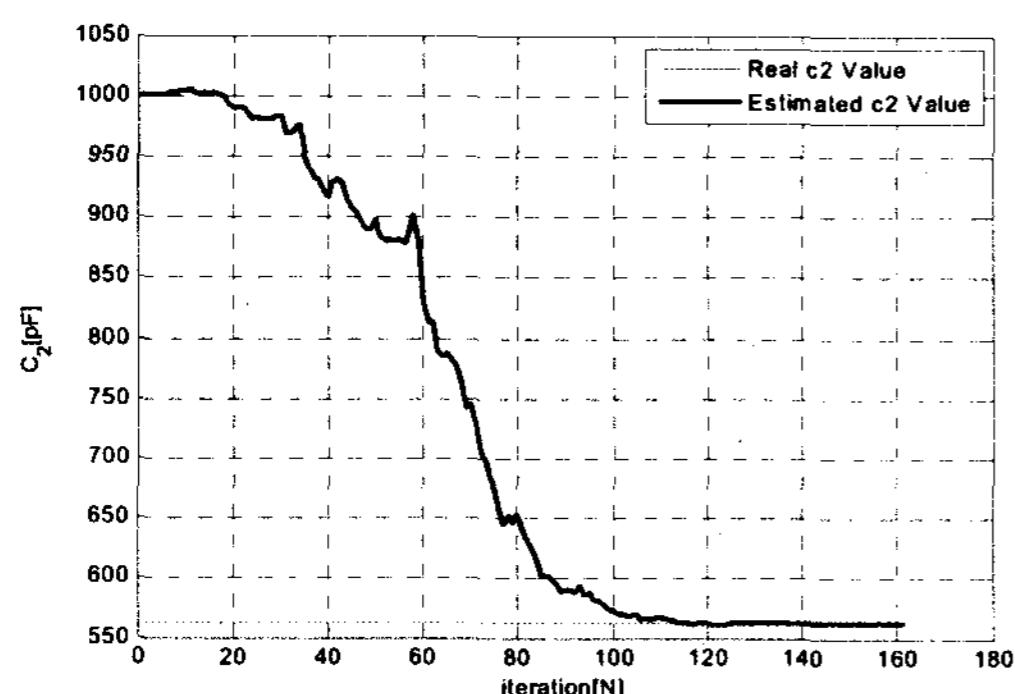


그림 7. 센서의 정전용량값을 UKF 알고리즘으로 추정 해가는 추정수렴패턴

Fig. 7 Convergence Pattern in which Capacitive Parameter of RF Sensor System is estimated using UKF algorithm

여기서 UKF를 이용하여 추정하기 위해 RF센서시스템의 정전용량값은 1000[pF]로 초기화 되었으며, 추정을 위한 계산의 반복횟수가 증가함에 따라 정전용량값의 추정치는 실제 설정해놓은 정전용량값 562[pF]에 수렴해갔다. 이때, UKF 알고리즘에서 사용되는 각종 statistic parameter들은 그림 8과 같이 나타난다.

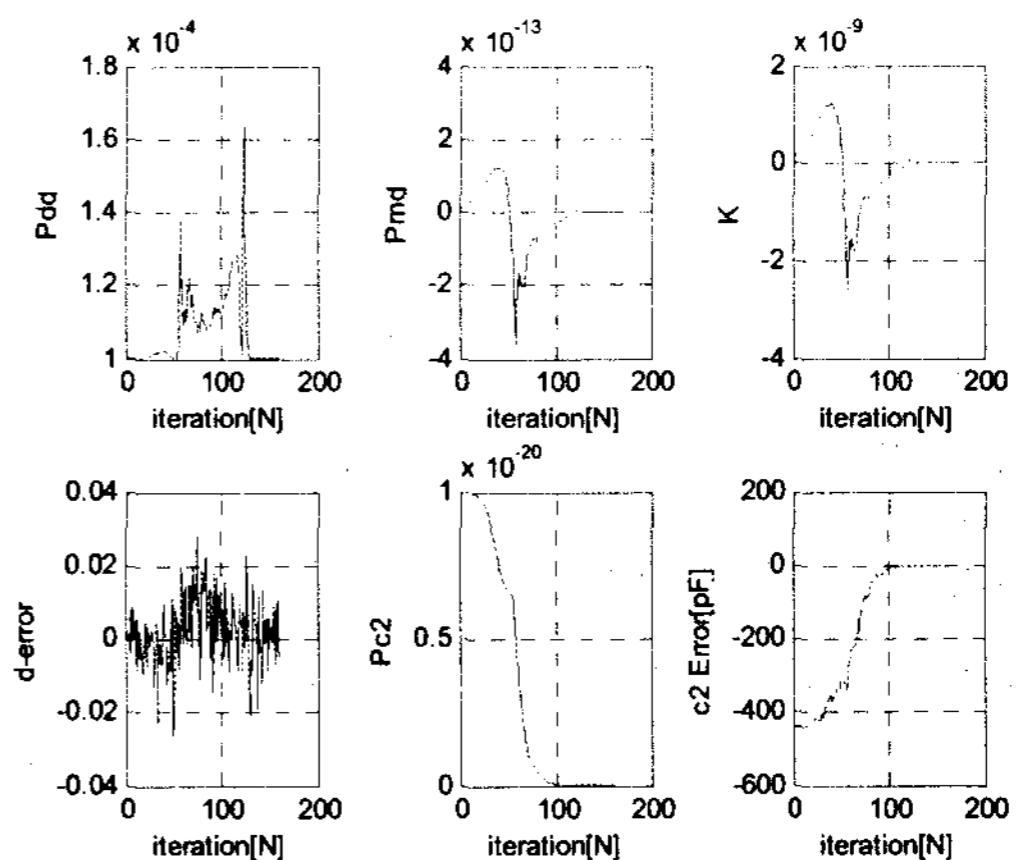


그림 8. UKF알고리즘에 의해 계산된 추정 오차와 추정 공분산

Fig. 8 Estimated errors and estimated covariances calculated by an UKF: a)Innovation covariance; (b)Cross correlation matrix; (c) Kalman gain; (d)Innovation; (e) Prediction covariance (f)Error between estimator and real (=180[pF])

그림 8의 (c), (e), (f)에서 보듯이, 정전용량 파라메타  $C_2$ 의 추정치가 목표값에 수렴함에 따라 parameter covariance  $P_{C_2}$ 가 0으로 수렴하고 이는 Kalman gain  $K$ 을 0으로 수렴하게 한다[7].

## 5. 결론

정전용량형 원격RF센서 시스템의 정전용량을 추정하기 위해 비선형시스템의 파라메타 추정에 적합한 UKF알고리즘을 적용하였다. UKF 알고리즘은 120번째 데이터쌍에서 목표값에 수렴하였다. RLS 추정알고리즘과 비교하여 수렴속도는 다소 늦으나 잡음환경에서의 추정정밀도는 UKF알고리즘이 보다 우수하게 나타난다[15].

## 참 고 문 헌

- [1] H.W.Sorenson, "Least-square estimation: from Gauss to Kalman", IEEE Spectrum, vol.7. p63-68, Jury 1970
- [2] Jie Ma, "Predict Chaotic Time-Series using Unscented Kalman Filter," Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 26-39 August 2004
- [3] K.J.Cho and H. Harry Asda, "A Recursive Frequency Tracking Method for Passive Telemetry Sensors," d'Arbeloff Laboratory for Information Systems and Technology, 2003
- [4] J. S. R. Jang, C-T Sun, E. Mizutani, Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice Hall, 1997
- [5] Timothy Y. Harpster et al, "A Passive Wireless Integrated Humidity Sensor," The 14th IEEE International Conference on MEMS, pp.553-557, 2001
- [6] B.C.Kuo, Automatic Control, John Wiley & Sons, Inc., 2003
- [7] E.A.Wan and R.van der Merwe, "The Unscented Kalman filter," in Kalman filtering and Neural Networks Edited by S.Haykin, John Wiley and Sons, Inc., 2001

- [8] S.Julier, J.Uhlmann, and H.F. Durrant-Whyte, "A new Method for the Nonlinear Transformation for Means and Covariances in Filters and Estimations," IEEE Transactions on Automatic Control, vol.45, pp477-482, March 2000
- [9] S.J.Julier and J.K. Uhlmann, "A new Extention of the Kalman Filter to Nonlinear System," in Proceedings of AeroSence: The 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, simulation and controls, 1997
- [10] \_\_\_\_\_, "Comprehensive process models for high-speed navigation," ph.D. dissertation, Univ. Oxford, U.K. 1997
- [11] S. Clark, "Autonomous land vehicle navigation using millimeter wave radar," ph.D. dissertation, Univ. of Sydney, Australia, 1999
- [12] A. Montobbio,"Sperimentazione ed affinamento di un localizzatore," B.S. thesis, Polytechnico di Torino, Italy, 1998
- [13] R. Smith, "Navigation of an underwater remote operated vehicle," Univ. Oxford, Tech. Rep., 1995
- [14] E. A. Wan and R. van er Merwe, "The unscented Kalman filter for nonlinear estimation," in Preceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for signal Processing, Communications and Control Symposium (CA-SPCC), pp.153-158, 2000
- [15] J. T. Lee, K. Y. Kim and S. J. Ji, "RLSE Based Real Time Estimation Technique with Optimal Forgetting Factor for Passive Telemetry Sensor System," ISIS2004, 2004
- [16] Julier, S. J, "The Scaled Unscented Transform," Proceednig of the American Control Conference, Anchorage, AK May, 2002