

# 다중센서 데이터 융합에서 이벤트 발생 빈도기반 가중치 부여

서동혁\* · 유창근\*\*

Multi-sensor Data Fusion Using Weighting Method based on Event Frequency

Dong-Hyok Suh\* · Chang-Keun Ryu\*\*

## 요약

무선센서네트워크는 높은 수준의 상황정보를 추론할 수 있기 위해 이질적인 다중센서로 이루어질 필요가 있다. 다중센서에 의해 수집된 데이터를 상황 정보추론에 활용할 때 다중센서 데이터 융합이 필요하다. 본 논문에서는 Dempster-Shafer의 증거이론에 입각하여 무선센서네트워크에서의 데이터 융합할 때 센서별 가중치를 부여하는 방안을 제안하였다. 센서별 이벤트 발생빈도수를 기준으로 하였는데, 센서별 이벤트 발생 빈도수는 해당 센서가 입수한 상황데이터의 가중치를 계산하는데 반영해야 할 요소이다. 센서별 이벤트 발생빈도에 기초하여 가중치를 계산하였으며 이 가중치를 부여하여 다중센서 데이터 융합하였을 때 신뢰도가 더욱 뚜렷한 격차를 보이게 함으로써 상황정보를 추론함에 있어서 용이할 수 있었다.

## ABSTRACT

A wireless sensor network needs to consist of multi-sensors in order to infer a high level of information on circumstances. Data fusion, in turn, is required to utilize the data collected from multi-sensors for the inference of information on circumstances. The current paper, based on Dempster-Shafer's evidence theory, proposes data fusion in a wireless sensor network with different weights assigned to different sensors. The frequency of events per sensor is the crucial element in calculating different weights of the data of circumstances that each sensor collects. Data fusion utilizing these different weights turns out to show remarkable difference in reliability, which makes it much easier to infer information on circumstances.

## 키워드

Dempster-Shafer theory, wireless sensor network, multi-sensor, data fusion, context awareness  
Dempster-Shafer 증거이론, 무선센서네트워크, 다중센서, 데이터융합, 상황인식

## 1. 서론

다중센서 데이터 융합 연구는 항공우주, 지리정보, 로봇이동체관리 등 여러 분야에서 관심을 받아온 분야이다[1-7]. 무선센서네트워크를 이용하여 고수준의 상황정보를 획득하기 위한 연구가 증가함에 따라 무

선센서네트워크에서의 다중센서 데이터 융합처리에 관한 관심이 증가하고 있다[8-10]. 그동안의 무선센서네트워크에서의 데이터처리는 단일 센서들로 이루어진 무선센서네트워크를 기반으로 하였다. 무선센서네트워크를 이용하여 실제 상황에 근접한 상황정보를 추론하기 위해서는 무선센서네트워크를 구성하는 단

\* 극동대학교 멀티미디어학과(hanhwaco@daum.net) \*\* 교신저자 : 남서울대학교 전자공학과 (ckryu@nsu.ac.kr)

접수일자 : 2011. 06. 12

심사(수정)일자 : 2011. 07. 20

게재확정일자 : 2011. 08. 12

말노드의 센서들이 서로 다른 센서들로 이루어질 필요가 있다. 이때 이기종 다중센서들로 이루어진 무선 센서네트워크에서 각 센서들로부터 보내온 데이터들을 활용하여 상황정보를 추론하기 위해서는 다중센서 데이터 융합의 필요성이 대두된다.

본 논문에서는 Dempster-Shafer의 증거이론에 입각하여 이기종 센서들의 측정 이벤트들을 융합할 때 센서별 기본확률배정함수에 가중치를 부여하는 방안을 제안한다. 그동안의 다중센서 데이터 융합 연구에서 Dempster-Shafer의 증거이론에 기반한 융합처리시 융합하고자 하는 대상의 기본확률배정함수값들에 대해 가중치를 부여하지 않고 계산하였다. 센서들은 센서의 역할에 따라 실제 상황을 파악하는데 대한 기여도가 차이가 있으므로 다중센서 데이터 융합에서 센서의 종류에 따라 가중치를 차등적으로 부여할 필요성이 있다. 본 논문의 목표는 Dempster-Shafer의 증거이론에 기초한 다중센서 데이터 융합을 함에 있어서 센서별 이벤트 값의 기본확률배정함수에 가중치를 부여하는 방안을 모색하고 이를 다중센서 데이터 융합에 반영하는데 있다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 제2장에서 데이터 융합에 관한 이론적 근거를 정리하였다. 제3장에서 Dempster-Shafer이론에 기초한 다중센서 데이터 융합을 실행하며, 이를 위한 합리적인 가중치부여 방안을 제안한다. 제4장에서 결론으로 마무리한다.

## II. 다중센서 데이터 융합

### 2.1 다중센서 데이터 융합에 관한 이론적 배경

#### 2.1.1 Dempster-Shafer 증거이론

Dempster-Shafer 증거이론은 서로 독립된 기본확률배정함수(Basic Probability Assignment : BPA)가 정의되어 있을 때, 융합시스템의 기본확률배정함수를 구하는 이론이다[11-13]. 서로 배타적인 명제들로 이루어진 전체 집합,  $\Theta$ 이라 하고,  $2^\Theta$ 를  $\Theta$ 의 power set.으로써 모든 가능한 명제들의 조합을 포함한다고 하면 기본확률배정함수  $m$ 은 아래와 같은 성질을 갖는다.

- 1)  $m : 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$ , 2)  $m(\emptyset) = 0$ ,
- 3)  $0 \leq m(A) \leq 1$ , 4)  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$

4가지 성질을 만족하도록 기본확률배정함수를 정의하면, 융합이 가능하다. 개별명제들의 조합 A에 대한 정량화된 총 신뢰도를 할당한 값인 신뢰도 함수,  $bel$ 은 식(1)과 같이 정의된다.

$$bel(A) = \sum_{X \subseteq A} m(X), \text{ for all } A \subseteq \Theta \quad (1)$$

n개의 모듈로부터 독립적으로 산출된 기본확률배정함수값  $m_1, m_2, \dots, m_n$ 을 융합한 융합시스템 전체의 기본확률배정함수값은 식(2) 및 식(3)과 같다.

$$m(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_n = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \dots m_n(B_n)}{1 - k}$$

$$= \frac{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_n = A} m_1(B_1)m_2(B_2) \dots m_n(B_n)}{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_n \neq \emptyset} m_1(B_1)m_2(B_2) \dots m_n(B_n)} \quad (2)$$

$$k = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap \dots \cap B_n = \emptyset} m_1(B_1)m_2(B_2) \dots m_n(B_n) \quad (3)$$

### 2.2 관련연구

이질적인 다중센서들이 획득한 값들을 데이터 융합 처리하는 연구가 다양하게 시도되었으며 Dempster-Shafer이론을 도입하는 연구에 관심이 지속적으로 이어지고 있다[1-5].

Dempster-Shafer 이론을 이용한 데이터 융합 처리시 가중치를 부여하는 시도가 이루어진 바 있다[6,8]. 박성원(외 2인)은 얼굴인식에서 높은 인식률을 얻기 위해 Dempster-Shafer이론을 이용한 데이터 융합 방법을 연구하였다[6]. 4개의 독립된 얼굴인식 모듈을 융합한 융합시스템을 제안하였으며 2-4개의 모듈을

융합한 결과 가장 성능이 뛰어난 단일 모듈보다 더 나은 모듈을 획득하였다. 이때, 신뢰도가 높은 클래스에 대해서 모듈의 성능에 따른 가중치를 반영한 새로운 질량함수를 재정의하였다.

Huadong Wu(외 2인)은 Dempster-Shafer이론에 기초하여 상황인식에 필요한 데이터 융합을 할 때 새로운 가중치를 부여하는 방법을 제안하였다[8].

Kalman 방정식에서 이용되었던 것과 유사한 방법으로 시간에 따라 달라지는 다중 요소들의 동적인 변화를 계산하여 가중치 부여에 활용하였다.

지리정보에서도 상이한 영상들에 대한 융합을 통해 고수준의 영상정보를 획득하는 연구가 있었다[14,15]. Dempster-Shafer 증거이론을 이용하여 시스템에서 발생하는 여러 증상들을 토대로 시스템 결함을 추론하는 연구가 진행되었으며 특히 Rakowsky는 상황정보를 추론할 수 있는 다중센서 데이터 융합 계산 과정을 상세하게 기술하였다[16].

### III. 상황인식을 위한 다중센서 데이터 융합에서의 가중치부여

무선센서네트워크 시스템은 실제 상황에 최대한 근접하게 상황 추론할 수 있어야 한다. 그동안 Dempster-Shafer 증거이론을 이용하여 다중센서 데이터 융합 처리를 함에 있어서 융합할 대상 값들은 동일한 가중치를 갖는 것으로 가정하여 계산했다. 실세계의 상황추론을 위한 다중센서 데이터 융합에 있어서 융합대상 값들에 대한 가중치를 부여해야 한다.

#### 3.1 이벤트발생 빈도 기반 가중치부여

##### 3.1.1 이벤트 발생 빈도 기준 가중치

이벤트는 사전에 정의한 기준을 따르는데, 센서들 중에는 이벤트발생 및 보고가 많은 센서가 있을 수 있다. 이벤트 발생 빈도가 많은 센서에 높은 가중치를 부여한다. 이때 센서별 이벤트 발생 빈도를 합리적으로 계산하는 것이 필요하다. 빈도는 두 가지 경우를 고려할 수 있다. 절대빈도와 상대빈도이다. 절대빈도는 이벤트가 발생한 절대적 빈도수를 기준으로 하는 것이며, 상대빈도는 특정 이벤트의 출현빈도를 전체 이벤트의 수로 나누어서 계산하는 것이다. 센서의 수량이 다를 경

우 상대빈도를 이용하는 것이 합리적이라 할 수 있다. 이벤트 빈도별 가중치 부여 방법을 수식으로 나타내면 다음과 같다.

출현빈도 기반 가중치,  $w_i=tf$  라 할 수 있다. 여기서  $tf$ 는 이벤트  $t$ 의 출현빈도.

#### 3.1.2 무선센서 네트워크 시스템의 다중센서 데이터 융합처리에 가중치부여

산불발생을 감지하는 무선센서 네트워크 시스템을 고려한다. 각 지점에 배포된 센서들이 수집한 데이터들에 대한 융합을 실시한다. 이때 센서별로 가중치를 부여한 것과 가중치를 부여하지 않은 융합결과를 비교한다. 다음은 산불감지를 위한 무선센서 네트워크 시스템의 환경을 정의한 내역이다.

- 1) 사용 센서 종류 : 온도센서, 조도센서, 습도센서
- 2) 센서별 이벤트 설정 :
  - a. 온도센서는 온도변화폭이 일정범위를 넘을 경우 보고한다.
  - b. 조도센서는 주간에는 비정상적으로 어두워지는 상황을, 야간에는 비정상적으로 밝아지는 것을 감지하여 보고한다.
  - c. 습도센서는 대기 중 습도를 측정하며 습도가 일정 값 이하일 경우 보고한다.
- 3) 센서들은 100개씩 장소를 기준으로 배포하며 배포의 중심 위치는 두 곳으로 한다.

즉, 첫 번째 위치 주변에 온도센서 100개, 조도센서 100개, 습도 센서가 100개 산포되어 있다. 두 번째 위치 주변에도 온도, 조도, 습도 센서가 각각 100개씩 산포되어 있다고 가정한다.

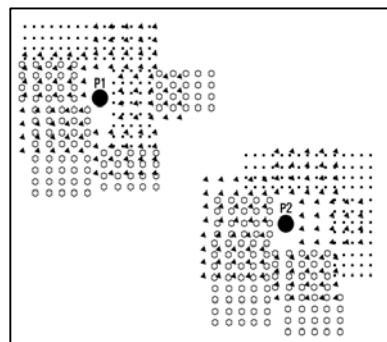


그림 1. 무선센서 네트워크에서의 다중 센서 데이터 융합  
Fig. 1 Multi-sensor data fusion on wireless sensor network

표 1. 가중치 산출  
Table 1. Weighting computation

		P1						P2							
센서		온도 (h1)	조도 (h2)	습도 (h3)	온도+ 조도	온도+ 습도	조도+ 습도	온도+ 조도+ 습도	온도 (h1)	조도 (h2)	습도 (h3)	온도+ 조도	온도+ 습도	조도+ 습도	온도+ 조도+ 습도
센서 수		100	100	100	200	200	200	300	100	100	100	200	200	200	300
이벤트 수		60	10	30	70	90	40	100	50	20	30	70	80	50	100
가 중 치	tf (상대 빈도)	0.20	0.03	0.10	0.23	0.30	0.13	0.33	0.17	0.07	0.10	0.23	0.27	0.17	0.33

위치 P1과 P2에 온도, 조도, 습도 센서 각각 100개씩 배포시킨 상황에서 온도, 조도, 습도, 온도+조도, 온도+습도, 조도+습도 그리고 온도+조도+습도에 대한 기본확률배정함수는 전문가의 판단에 따라 표.1에서와 같이 부여된 것으로 한다.

이때, 센서가 감지한 것을 보고하여야 할 시간간격과 범위를 부여한다.

각 센서별로 보고한 이벤트의 빈도수를 기록한다. P1위치에서 온도센서들은 100개 센서들 중에 60회 이벤트 보고가 있었고 조도센서는 100개 센서로부터 10회 이벤트 보고가 있었으며, 습도센서는 100개 센서들에서 30회 이벤트 보고가 있었을 때, 이벤트 발생 상대빈도에 기초한 가중치를 계산하였다. 그 결과를 표1에 정리하였다.

각 센서별 기본확률배정함수에 따른 신뢰도와 개연성 값을 계산한다. 결과는 표.2와 같다. P1에서의 기본확률배정함수는  $m(A_n)$ 으로 표기하였고 P2에서는  $m(B_n)$ 으로 표기하였다.

각 센서별 기본확률배정함수 값과 신뢰도, 개연성 값에 대해 가중치를 부여하였는데, 상대빈도에 기초하여 가중치를 부여하였다.

여기서 다시 고려해야 하는 점은 P1에서의 기본확률배정함수  $m(A_k)$ 의 합은 1이어야 한다는 것이다. P2에서의 기본확률배정함수  $m(B_k)$ 의 합도 1이어야 한다. 왜냐하면 Demster-Shafer이론을 이용하여 데이터 융합이 가능하려면 아래의 네 가지 성질을 만족해야 하기 때문이다.

표 2. 각 위치별 기본확률배정함수 값과 신뢰도  
Table 2. Reliability and basic probability assignment function value for each position

기본함수	$h_1$	$h_2$	$h_3$	$h_1 \cup h_2$	$h_1 \cup h_3$	$h_2 \cup h_3$	$h_1 \cup h_2 \cup h_3$	
P1	0.2	0.1	0	0.6	0	0	0.1	$m(A_k)$
	0.2	0.1	0	0.9	0.2	0.1	1	$bel(A_k)$
	0.9	0.8	0.1	1	0.9	0.8	1	$pl(A_k)$
P2	0.2	0	0.2	0	0.4	0	0.2	$m(B_k)$
	0.2	0	0.2	0.2	0.8	0.2	1	$bel(B_k)$
	0.8	0.2	0.8	0.8	1	0.8	1	$pl(B_k)$
tf 부여								
P1	0.04	0.003	0	0.138	0	0	0.033	$m(A_k)$
	0.04	0.003	0	0.181	0.04	0.003	0.214	$bel(A_k)$
	0.211	0.141	0.033	0.214	0.211	0.174	0.214	$pl(A_k)$
P2	0.033	0	0.020	0	0.107	0	0.067	$m(B_k)$
	0.033	0	0.020	0.033	0.160	0.020	0.227	$bel(B_k)$
	0.207	0.067	0.193	0.207	0.227	0.193	0.227	$pl(B_k)$

표 3. Dempster-Shafer 데이터 융합 조건을 고려한 가중치 부여 결과  
Table 3. Results of weighting assignment considering the Dempster-Shafer data fusion

관심원소 가중치		$h_1$	$h_2$	$h_3$	$h_1 \cup h_2$	$h_1 \cup h_3$	$h_2 \cup h_3$	$h_1 \cup h_2 \cup h_3$	
		빈도기준 가중치(tf) 부여	P1	0.187	0.015	0	0.644	0	0
0.187	0.015			0	0.846	0.187	0.015	1	$bel(A_k)$
0.985	0.659			0.154	1	0.985	0.813	1	$pl(A_k)$
P2	0.147		0	0.088	0	0.471	0	0.294	$m(B_k)$
	0.147		0	0.088	0.147	0.706	0.088	1	$bel(B_k)$
	0.912		0.294	0.853	0.912	1	0.853	1	$pl(B_k)$

1)  $m : 2^\Omega \rightarrow [0,1]$ , 2)  $m(\emptyset) = 0$ ,

3)  $0 \leq m(A) \leq 1$ , 4)  $\sum_{A \subseteq \Theta} m(A) = 1$

따라서, 각 지점의 관심원소들 즉 센서별 기본확률배정함수에 가중치를 부여하되 가중치 부여 후 관심원소들의 기본확률배정함수의 합이 1이 되도록 다시 조정하여야 한다. 이를 계산하면 결과는 표.3과 같다.

표 4. 간략화 후 기본확률배정함수를 배정한 결과  
Table 4. Results of basic probability assignment function after simplification

	A1	A2	A4	A7
B1	0.001	-	0.005	0.001
B3	-	-	-	0.001
B5	0.007	-	0.023	0.006
B7	0.003	0.0002	0.009	0.002

가중치를 부여하여 기본확률배정함수 값을 조정하였으면, 이것을 기초로 2. 2절에서 실시한 다중센서 데이터 융합처리를 할 수 있다. 간략화 과정을 거쳐서 계산한 결과 다음의 표.4와 같은 결과를 얻을 수 있다. 여기서 A1, A2, A4, A7은 위치 P1에서의 관심원소들 중 간략화 처리 후 남은 것들을 의미하며, B1, B3, B5, B7은 위치 P2에서의 관심원소들 중 간략화 처리 후 남은 것들이다.

각 센서들의 기본확률배정함수들을 정규화 하고 관심원소들의 신뢰도와 개연성을 계산하여 정리하면

표.5와 같다.

표 5. 가중치가 부여된 기본확률배정함수와 신뢰도 구간

Table 5. Interval of the reliability and basic probability assignment function with assigned weighting!

$2^\Omega$	$m$	$bel$	$cm$	$pl$
$\Omega$	0.0381	1	0.0381	1
$h_1 \cup h_2$	0.1592	0.8534	0.1973	0.9886
$h_1 \cup h_3$	0.0971	0.7989	0.1352	0.9962
$h_1$	0.6904	0.6904	0.9848	0.9848
$h_2$	0.0038	0.0038	0.2011	0.2011
$h_3$	0.0114	0.0114	0.1466	0.1466

### 3.2 결과분석 및 상황추론

산불 발생 초기 상황을 신속히 인지하고자 하는 목표를 가질 때 그림.2에 나타난 신뢰도 구간을 통해서  $h_2$ 와  $h_3$ 의 신뢰도(bel)가 현저하게 낮은 것을 볼 수 있다. 이는 조도, 혹은 습도가 단독으로 낮은 것은 산불이 발생한 상황으로 추론할 수 없음을 나타낸다.  $h_1$ 이나  $h_1 \cup h_3$ 은 신뢰도는 높지만 불확실성구간( $h_1:pl-bel=0.237$ ,  $h_1 \cup h_3:pl-bel=0.184$ )이 큰 것으로 나타났다. 그에 비해서  $h_1 \cup h_2$ 는 신뢰도도 높을 뿐 아니라 불확실성구간( $pl-bel=0.079$ )이 가장 작으므로 산불 발생 초기의 긴급상황을 알려 주는 것은 온도와 조도가 동시에 이상 징후를 나타낼 때 신속히 보고할 상황, 즉 화재발생 초기상황임을 추론할 수 있다.

이런 상황이 가중치를 부여하였을 때 어떤 차이를 보이는지 비교 차트를 통해서 확인한다. 그림.2는 가

중치 부여 이전의 신뢰도구간이며 그림.3은 상대빈도를 기반으로 가중치를 부여한 후의 신뢰도와 불신임구간을 도식한 것이다.

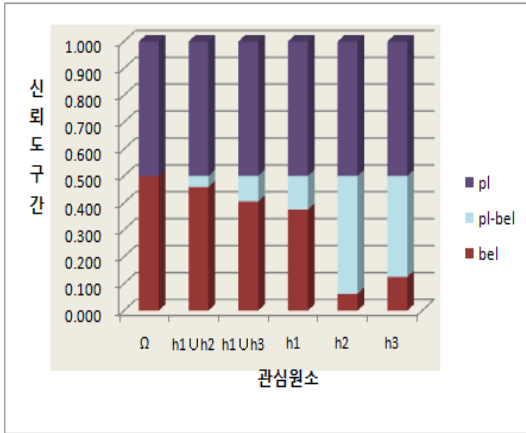


그림 2. 가중치 부여 이전 신뢰도 구간  
Fig. 2 Reliability interval before weighting assignment

빈도기반 가중치를 부여했을 때 신뢰도가 낮은 관심원소들은 신뢰도가 더 낮아진 것을 볼 수 있다. 상황추론을 함에 있어서 각 관심원소들의 신뢰도를 기준으로 하는 것을 고려한다면 상대적으로 낮은 신뢰도를 더 낮게 해주는 것은 상황추론에 도움을 주는 것이다. 따라서 가중치를 부여하는 것은 향상된 상황추론을 위해 도움을 주는 것이라 할 수 있다.

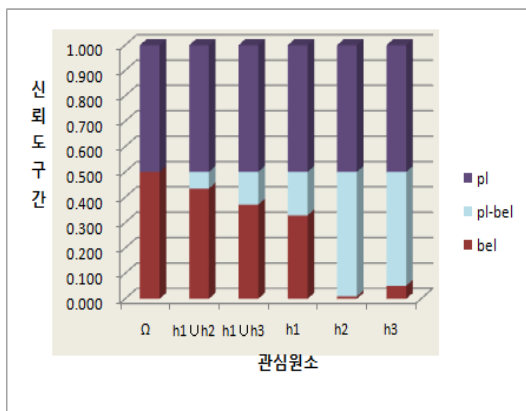


그림 3. 빈도기반 가중치 부여이후 신뢰도구간  
Fig. 3 Reliability interval after frequency base weighting method

상황추론을 위해서 고려하는 것은 신뢰도 뿐 아니라 불확실성 구간도 고려한다. 신뢰도가 비슷하다 하더라도 불확실성구간이 크다는 것은 해당 가설이 상황에 영향을 주었을 가능성이 낮다는 것을 의미한다. 따라서 가중치를 부여하기 이전에 비해서 가중치를 부여 했을 때 불확실성 구간이 뚜렷하게 나타나는 것은 데이터 융합 처리시 융합대상인 센서별 기본확률배정함수에 가중치를 부여하는 것이 상황추론 및 판단에 도움을 주는 것임을 알 수 있는 것이다.

#### IV. 결론 및 향후 연구과제

본 논문에서는 Dempster-Shafer증거이론을 이용하여 이질적인 이벤트 정보들을 융합 처리할 때에 융합대상인 센서별 상황 데이터에 대하여 가중치를 부여하여야 함을 살펴보았다. 이때 센서별 이벤트 발생 빈도에 따라 가중치를 부여하는 방법을 도입하여 융합대상인 센서별 상황데이터에 가중치를 부여한 후 융합 처리를 실시하였다. 그 결과 신뢰도 값에 있어서 관심원소들 간의 크기가 더 차이가 커지도록 해줌으로써 상황정보 추론에 도움을 주었으며, 불확실성 구간도 더욱 뚜렷하게 해주는 것을 확인할 수 있었다. 향후 연구과제로는 단순빈도를 기초로 한 가중치부여 방법 뿐 아니라 보다 다양한 경우에서 상황정보를 추론하게 하는 가중치 부여 방안을 고려해보고 이를 실세계의 상황인식으로 적용시켜 볼 필요성이 있다.

#### 감사의 글

이 논문은 2011년 남서울대학교 학술연구지원에 의하여 연구되었음

#### 참고 문헌

- [1] 송민근, 박영진, "로봇의 자세 및 진동제어를 위한 칼만 필터 기반 다중 센서 데이터 융합 방법", 한국정밀공학회지, 제25권, 제4호, pp. 287~290, 2008.
- [2] 이주영, 한용수, 김유단, "다중센서 데이터 융합 필터를 이용한 무인항공기의 상태추정", 한국항공우주학회, 학술발표회논문집, pp.1052-1055, 2008.

[3] 김영수 "센서네트워크에서의 효율적인 목표물 식별 기법(PATaCS)", 한국정보통신대학원, 박사학위논문, 2009.

[4] 이정두, "Extended Kalman Filter를 이용한 이동 물체의 추적에 관한 연구", 금오공과대학교 대학원, 석사학위논문, 2006.

[5] 이용재, 고선준, 송종화, 이자성, "다중센서자료 시뮬레이터 설계 및 자료융합 알고리즘 개발", 한국항공우주학회지, 제34권, 제5호, pp. 93~100, 2006.

[6] 박노옥, 이훈열, 지광훈, "다중 시기 SAR자료를 이용한 토지 피복 구분을 위한 특징 추출과 융합", 대한원격탐사학회지, 제21권, 제2호, pp. 145-162, 2005.

[7] Malpica, J.A., Alonso, M.C., Sanz, M.A., "Dempster-Shafer Theory on geographic information systems : A survey", Elsevier Science B.V. , Amsterdam, Expert systems with applications, Volume 32, Issue 1, pp. 47-55, Jan., 2007.

[8] Lohweg, V., Monks, U., "Sensor fusion by two-layer conflict solving" Cognitive Information Processing (CIP), 2010 2nd International Workshop on Issue Date: 14-16 pp. 370 - 375, Jun., 2010.

[9] Koks, D., Challa, S., "An Introduction to Bayesian and Dempster-Shafer Data Fusion", DSTO Systems Sciences Laboratory, Commonwealth of Australia 2005.

[10] Huadong Wu, Mel Siegel, and Sevim Ablay, "Sensor Fusion using Dempster-Shafer Theory II: Static Weighting and Kalman Filter-like Dynamic Weighting", IMTC (IEEE annual Instrumentation and Measurement Technology Conference) 2003 proceedings, Vail, CO USA, May 20-22, 2003.

[11] Dempster, A.P. ,"New Methods for Reasoning towards Posterior Distributions based on Sample Data", The Annals of Mathematical Statistics 37 : 355-374, 1966.

[12] Dempster, A.P. ,"Upper and Lower Probabilities Induced by a Multivalued Mapping", The Annals of Mathematical Statistics 38, pp. 325-339, 1967.

[13] Shafer, G. ,"A Mathematical Theory of Evidence.", Princeton: Princeton University Press, 1976.

[14] Hollnagel, E. , "Cognitive Reliability and Error

Analysis Method - CREAM", Amsterdam : Elsevier, 1998.

[15] Nuclear Regulatory Commission, "Technical Basis and Implementation Guidelines for a Technique for Human Event Analysis (ATTEANA)", NUREG-1624, 1999.

[16] Rakowsky, U. ,"Fundamentals of Dempster-Shafer theory and its applications to system safety and reliability modeling", RTA #3-4, 2007.

### 저자 소개



#### 서동혁(Dong-Hyok Suh)

1989년 단국대학교 전자공학과 졸업 (공학사)

2005년 호서대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학석사)

2008년 충북대학교 대학원 컴퓨터과학과 (공학박사 수료)

2005년 나사렛대학교 정보통신학과 겸임교수

2008년~현재 극동대학교 멀티미디어 겸임교수

※ 관심분야 : USN데이터처리, 데이터베이스



#### 유창근(Chang-Keun Ryu)

1981년 단국대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1983년 단국대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1993년 단국대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1994년 남서울대학교 전자공학과 교수

※ 관심분야 : 신호 및 시스템, 유비쿼터스