

---

# 다중센서 데이터융합 기반 상황추론에서 시간경과를 고려한 클러스터링 기법

유창근\* · 박찬봉\*\*

A Novel Clustering Method with Time Interval for Context Inference based on the Multi-sensor Data Fusion

Chang-Keun Ryu\* · Chan-Bong Park\*\*

요약

다중센서를 이용한 상황인식에서 시간변화는 고려해야 하는 요소이다. 센서가 감지하여 보고한 정보를 바탕으로 상황추론에 도달하고자 하는 경우, 일정 시간 간격별로 묶어서 검토하는 것이 유용하다. 본 논문에서는 시간경과를 고려하는 클러스터링 기법을 이용한 다중센서 데이터융합을 제안한다. 각 센서별로 일정시간 간격동안 수집되어 보고된 센싱 정보를 묶어 1차 데이터융합을 실시하고 그 결과를 대상으로 다시 2차 데이터융합을 실시하였다. Dempster-Shafer이론을 이용하여 다중센서 데이터융합을 실시하고 그 결과를 분석하여 상황을 추론하는데 시간간격을 기준으로 세분화시켜 평가하고 이것을 다시 융합함으로써 향상된 상황 정보를 추론할 수 있다.

ABSTRACT

Time variation is the essential component of the context awareness. It is a beneficial way not only including time lapse but also clustering time interval for the context inference using the information from sensor mote. In this study, we proposed a novel way of clustering based multi-sensor data fusion for the context inference. In the time interval, we fused the sensed signal of each time slot, and fused again with the results of the first fusion. We could reach the enhanced context inference with assessing the segmented signal according to the time interval at the Dempster-Shafer evidence theory based multi-sensor data fusion.

키워드

wireless sensor network, multi-sensor, data fusion, context inference  
무선센서네트워크, 다중센서, 데이터융합, 상황추론

## 1. 서론

무선센서 네트워크를 이용하여 상황을 인식하고자 할 때 다양한 센서들이 감지하여 보고하는 정보들은 상황인식의 기초자료가 되는 것이다[1]. 하지만, 실제

계의 다양한 상황을 단지 몇 가지 센서의 기능에 의지해서 인지해내는 것은 많은 연구를 필요로 하는 것이다. 상황인식에서 고려해야 할 요소는 시간이다[2]. 시간의 흐름에 따라서 상황은 변화하기 때문이다. 상황인식을 하고자 한다면 시간의 흐름에 따른 변동사

---

\* 교신저자 : 남서울대학교 전자공학과(hanhwaco@naver.com)  
접수일자 : 2012. 12. 18

\*\* 광운대학교 방위사업학과(hipark0007@daum.net)  
심사(수정)일자 : 2013. 02. 20

게재확정일자 : 2013. 03. 22

항을 파악하고 이를 포함시키는 것이 상황을 정확히 인식하기 위하여 필요한 것이다[3].

Dempster-Shafer이론(Dempster-Shafer Theory, DST)을 이용하여 다중센서로부터의 정보를 융합하고 센서들이 감지한 상황을 추정할 수 있다. DST는 실세계의 불확실성을 표현하는 확률이론이지만, 이질적인 요소들을 융합할 때 유용하게 쓰인다. 그러나, 그동안의 DST 응용에서는 시간의 변화를 반영해주는 것이 세부적으로 정의되어 있지 않았다. DST는 상황을 추론할 때 상황에 영향을 주는 요인에 대한 추론기능이 있어 유용하였으나 시간의 변화를 포함시킬 수 있어야 하는 점에서 DST를 이용한 다중센서 데이터융합과 상황추론연구는 보완해야할 점이 있는 것이다[4].

본 논문에서는 DST를 활용하는 다중센서 데이터 융합에서 시간의 변화를 반영하는 상황 추론방안을 기술하고 시간대별 클러스터링을 통해서 상황추론을 강화하는 방안을 제안한다. 기존의 네트워크분야의 클러스터링은 센서모드의 에너지 절감을 염두에 둔 것이었으며 무선센서 네트워크를 구성하는 각종 노드들의 생존성을 보장함으로써 무선센서 네트워크의 유지를 목표로 한 것이었다. 본 연구에서 클러스터링을 도입하는 것은 상황추론 기능을 강화하는 것이 목표이며, 시간의 변화에 따라 센싱 정보들의 변화를 일정한 간격으로 클러스터링하여 융합처리 함으로써 융합처리에 따르는 계산량을 줄이고 상황변화의 흐름을 세부적으로 뿐만 아니라 거시적으로도 파악이 가능하게 하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 관련연구를 정리하고 3장에서는 본 논문에서 제안하는 시간간격 기준 클러스터링 방안을 기술하고 4장에서 결론을 맺는다.

## II. 다중센서 데이터 융합

### 2.1 다중센서 데이터 융합에 관한 이론적 배경

#### 2.1.1 Dempster-Shafer 증거이론

DST는 실세계의 불확실성을 표현할 수 있는 확률이론이다. 서로 배타적인 명제들로 이루어진 전체 집합,  $\Theta$ 이라 하고,  $2^\Theta$ 를  $\Theta$ 의 power set으로써 모든

가능한 명제들 즉 관심원소의 조합을 포함한다고 하면 관심원소에 배정되는 기본확률배정함수  $m$ 은 다음과 같은 네 가지 조건을 충족하여야 한다.

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

개별명제들 즉, 관심원소들의 조합 A에 대한 정량화된 총 신뢰도를 할당한 값과 관심원소들의 개연성 값이 중요한 의미를 가진다.

n개의 모듈로부터 독립적으로 산출된 기본확률배정함수  $m_1, m_2, \dots, m_n$ 을 융합한 융합시스템 전체의 기본확률배정함수값은 다음과 같이 계산할 수 있다.

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

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

여기서

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

### 2.2 관련연구

무선센서 네트워크에서 클러스터링은 네트워크 토폴로지를 구성하는 분야에서 연구되었다. 주로 센서모드의 에너지효율성을 확보하여 무선네트워크의 수명을 보장하기 위한 목적이었다.

다중센서 데이터 융합 처리는 영상처리, 보안, 로봇원격제어, 시스템오류추정과 같은 여러 분야에서 연구되어왔다[5]. 송민근(외 1인)은 로봇의 자세를 보정하고 진동을 제어하기 위하여 로봇으로부터 전송되는 다양한 센싱 정보 처리에 다중센서 데이터 융합기법을 활용하였다[6]. 이주영(외 2인)은 무인항공기의 상태를 추정하기 위하여 무인항공기에 다수의 센서를 부착하고 각 센서들이 전송해온 센싱 자료를 융합하여 무인항공기의 상태를 추정하였으며[7], 김영수는 지상에서 입수한 전자정보를 융합하여 비행하는 목표

물의 식별에 다중센서 데이터융합기법을 이용하였다[8]. 이용재(외 3인)는 다중센서 데이터융합 기법을 이용하여 시뮬레이터를 설계하고 자료융합 알고리즘을 개발하였다[9]. 박노옥(외 2인)은 원격탐사 분야에서 토지피복 구분을 위하여 특징을 추출하고 데이터를 융합하는 방안을 연구하였으며[10], 박성원(외 2인)은 보안 분야에서 얼굴인식에서 높은 인식률을 얻기 위한 방안으로 DST를 이용한 데이터 융합 방법을 연구하였다[11]. 단일 모듈에 의지하여 얼굴을 인식하지 않고 복수의 서로 독립된 인식 모듈을 채용하고 이것들을 융합하는 융합시스템을 제안하였으며 4개의 모듈을 융합한 결과, 뛰어난 단일 모듈로 인식하는 것보다 향상된 인식율을 확보하였음을 보였다.

Rakowsky는 상황정보를 추론할 수 있는 다중센서 데이터 융합 계산 과정을 상세하게 기술하였는데, 시스템에 이상 징후가 나타났을 때, 이 징후들을 토대로 원인을 추론해내는 방법을 DST에 입각하여 제안하였다[12].

### III. 클러스터링 기반 다중센서 데이터융합

무선센서 네트워크는 센서가 부착된 객체와 객체가 처한 환경에 대해서 센서가 감지하여 보고한 정보를 바탕으로 상황을 인식하고 지능화된 서비스를 제공하는 것이 목표이다. 본 연구에서는 무선센서 네트워크를 통해서 인식하고자 하는 상황이 시간의 변화에 따라 가변적인 경우가 많음을 인식하고 시간간격을 따라 센싱 신호를 클러스터링하고 이를 계층적으로 다중센서 데이터융합 처리하는 방안을 제안한다.

#### 3.1 다중센서 데이터융합

상황을 인식하기 위해서는 단일센서로만 무선네트워크를 구성하기보다는 다중센서로 무선네트워크를 구성하는 것이 더 유리하다. 각 센서는 저마다 고유한 센서의 기능을 이용하여 감지하며, 다양한 정보를 호스트에 제공해준다. 여러 센서들에 의해 감지하여 보고된 정보는 상황을 추론할 수 있는 자료를 다양하게 제공하기 때문에 상황추론에 유리하다.

이때, 서로 다른 센서들이 감지하여 전송해온 신호들은 다양한 정보를 담고 있기는 하지만, 이를 서로

융합처리하기에는 어려움이 있다. 서로 상이한 이질적인 신호를 융합하기 위해서 이용하는 방법으로써 상황이 이루어진 인과관계를 알아낼 수 있는 것이 DST를 이용하는 방법이다.

#### 3.2 시간변화를 고려한 다중센서 데이터융합

Kalman방정식을 이용한 다중센서 데이터융합과 달리 DST는 시간의 경과를 고려하지 않는다. Kalman방정식은 시간의 경과를 포함하고 있다. Kalman방정식을 이용한 데이터융합은 이동체의 경로예측이나 위치추정에 주로 사용되어 왔다. 다양성이 포함된 각종 상황과 상태를 추론하기 위해서는 위치기반 정보 이상의 복잡하고 다양한 정보를 다룰 수 있어야 한다. DST를 활용하면 다양한 상황을 다룰 수 있다. 그렇지만, 시간의 경과에 따른 상황변화를 추론할 수 있는 방안이 필요하다. 다음 식 (4)는 시간의 경과를 따라 데이터를 융합하는 과정을 식으로 표현한 것이다.

$$m(T'_i) = \frac{\sum_{T_{i-1} \cap T_i \neq \emptyset} m(T_{i-1}) \cdot m(T_i)}{1 - \sum_{T_{i-1} \cap T_i = \emptyset} m(T_{i-1}) \cdot m(T_i)} \quad (4)$$

$$i=1,2,3,\dots,n$$

$m(T_i)$ 는 일정 시간 간격으로 감지하는 센서별 센싱 값들에 대한 기본확률배정함수 값을 나타낸다. 일정한 시간 간격으로 보고되어 들어온 값을  $m(T_i)$ 라고 할 때, 초기 상태의 데이터,  $m(T_{i-1})$ 와 데이터 융합을 통하여 현재 상태의  $m(T'_i)$ 을 얻는다. 이러한 과정을 반복하며 일정시간 간격으로 입수된 데이터들의 변화를 상황 추론에 반영하는 것이다.

이렇게 할 경우 각 시간별로 입수된 센싱 값을 반영해 줄 수 있다는 장점은 있으나, 계산량이 증가하고 매 시간마다의 작은 변화에 대응하느라 변화의 흐름과 추세에 주목하지 못할 가능성이 발생하는 것이다.

#### 3.3 클러스터링 기반 데이터융합

이전 절에서 보여준 방법은 시간  $T_1$ 에서 센싱한 값을 다음 시간  $T_2$ 에서의 센싱 값과 융합처리하고, 그 결과를 그 다음 시간  $T_3$ 에서의 센싱 값과 융합하는 방식이었다. 각 시간대에서의 변화를 매번 체크할

수 있고 변화된 값을 곧바로 반영할 수 있었지만, 변화양상과 센싱 값의 패턴을 전혀 인지할 수 없는 약점이 발생한다. 본 연구에서는 일정 시간대별로 묶어서 융합처리를 하도록 한다. 즉,  $T_1, T_2, T_3, T_4, T_5$  로 묶어서 융합처리를 하고, 다음  $T_6, T_7, T_8, T_9, T_{10}$  으로 묶어서 융합처리한 후, 결과들을 다시 융합 처리하는 것이다.

본 연구에서는 센서들이 입수해온 정보에 대해서 일정한 시간간격으로 각 구간별 다중센서 데이터융합을 실시한다. 구간별로 다중센서 데이터융합을 실시하는 것을 수식으로 정리하면 다음 식 (5)와 같다.

$$m(T_i) = \frac{\sum_{T_{i-4} \neq \emptyset, T_{i-3} \neq \emptyset, \dots, T_{i-1} \neq \emptyset} m(T_{i-4}) \cdot m(T_{i-3}) \cdot \dots \cdot m(T_{i-1})}{1 - \sum_{T_{i-4} \neq \emptyset, T_{i-3} \neq \emptyset, \dots, T_{i-1} \neq \emptyset} m(T_{i-4}) \cdot m(T_{i-3}) \cdot \dots \cdot m(T_{i-1})} \quad (i = 1, 2, 3, 4, \dots) \quad (5)$$

식 (5)에서 보여주는 바는 일정한 시간간격을 묶어서 데이터융합을 실시하는 것이다. 일정 시간간격 내에서의 기본확률배정함수를 통째로 융합하는 것이다. 이를 통하여 센싱 값의 단계적 추이를 인지할 수 있다는 이점이 있다. 센싱 값의 변화양상이 증가추세에 있어서 상황이 더욱 악화되고 있는 것이지, 반대로 상황이 찾아들고 있는 것인지 상황의 변동 흐름을 단계적으로 주시하고 인지할 수 있는 것이다.

#### IV. 실험 및 평가

먼저, 각 시간대마다 이전 시간대의 측정치를 융합하는 방법인 식 (4)의 방법으로 기본확률배정함수를 구한다. 본 연구에서 사용한 무선센서 네트워크 시스템에서 보고 간격은 10초로 설정되어 있다.

표 1에서는 10초경과 때와 20초 경과 때 각 관심원소들의 기본확률배정함수를 융합 처리하는 것을 보여주고 있다.

표 1. 10초~20초에서의 기본확률배정함수  
Tabal 1. Basic probability assignment at 10~20sec

	10초	$2^\Omega$	20초후	
$m(A_1)$	0.07	$h_1$	$m(B_1)$	0.11
$m(A_2)$	0.12	$h_2$	$m(B_2)$	0.19
$m(A_3)$	0.17	$h_3$	$m(B_3)$	0.00

$m(A_4)$	0.19	$h_1 \cup h_2$	$m(B_4)$	0.30
$m(A_5)$	0.01	$h_1 \cup h_3$	$m(B_5)$	0.00
$m(A_6)$	0.15	$h_2 \cup h_3$	$m(B_6)$	0.09
$m(A_7)$	0.28	$h_1 \cup h_2 \cup h_3$	$m(B_7)$	0.30

각시간대에서의 기본확률배정함수는 전문가에 의해서 부여된 것으로 한다. 다음 표 2는 역시 식 (4)에서 제시한 방법으로 20초 경과 때와 30초 경과 때의 각 관심원소별 기본확률배정함수를 융합하는 것이다.

표 2. 20초~30초에서의 기본확률배정함수  
Table 2. Basic probability assignment at 20~30sec

	20초	$2^\Omega$	30초후	
$m(A_1)$	0.1130	$h_1$	$m(B_1)$	0.135997
$m(A_2)$	0.1889	$h_2$	$m(B_2)$	0.116828
$m(A_3)$	0.0000	$h_3$	$m(B_3)$	0.088628
$m(A_4)$	0.3019	$h_1 \cup h_2$	$m(B_4)$	0.252825
$m(A_5)$	0.0000	$h_1 \cup h_3$	$m(B_5)$	0.005855
$m(A_6)$	0.0944	$h_2 \cup h_3$	$m(B_6)$	0.102728
$m(A_7)$	0.3019	$h_1 \cup h_2 \cup h_3$	$m(B_7)$	0.297139

그 결과 1차(10초~20초), 2차(20초~30초) 및 9차에 걸쳐 처리된 결과가 표 3과 같이 정리되었다.

표 3. 시간대별 융합처리후의 기본확률배정함수  
Table 3. Basic probability assignment after fusion

	$(T_0)$	$(T_1)$	$(T_2)$	$(T_3)$	$(T_4)$	$(T_5)$	$(T_6)$	$(T_7)$	$(T_8)$	$(T_9)$
$\Omega$	0.28	0.30	0.30	0.27	0.27	0.29	0.31	0.29	0.31	0.11
$h_1 \cup h_2$	0.19	0.30	0.25	0.16	0.13	0.23	0.30	0.21	0.29	0.25
$h_1 \cup h_3$	0.01	0.00	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00	0.02	0.00	0.01
$h_2 \cup h_3$	0.15	0.09	0.10	0.18	0.17	0.12	0.07	0.12	0.08	0.08
$h_1$	0.07	0.11	0.14	0.02	0.07	0.11	0.16	0.13	0.17	0.23
$h_2$	0.12	0.19	0.12	0.14	0.06	0.13	0.14	0.08	0.12	0.23
$h_3$	0.17	0.00	0.09	0.23	0.29	0.11	0.01	0.16	0.03	0.10

표 3에서 나타난 결과를 대상으로 본 논문에서 새로 제안하는 방안(식 (5))에 따라 클러스터링을 실시한다. 먼저, 시간  $T_0 \sim T_4$ 까지 클러스터링 하고 융합하여  $T_0$ 에서의 결과를 얻었고,  $T_5 \sim T_9$ 까지 클러스터링하고 융합하여  $T_1$ 에서의 결과를 얻었다. 최종적으로  $T_0$ 에서의와  $T_1$ 에서의 기본확률배정함수를 융합함으로써 상황추론에 필요한 값을 도출한다. 다음 표 4는 그 결과이다.

표 4. 클러스터링 후 융합한 결과  
Table 4. Result of clustering

	$m(T_0)$	$m(T_1)$
$\Omega$	0.282	0.0341
$h_1 \cup h_2$	0.195	0.0988
$h_1 \cup h_3$	0.006	0.0019
$h_2 \cup h_3$	0.148	0.1084
$h_1$	0.074	0.0600
$h_2$	0.121	0.3308
$h_3$	0.174	0.3661

각 관심원소별 신뢰도를 계산하면 표 5와 같다. 각 관심원소별 신뢰도는 Rakowsky, U의 방법을 따라 산출하였다[12].

표 5. 클러스터링 후 관심원소별 신뢰도 계산  
Table 5. Belief of focal element after clustering

Focal element	$bel(T_0)$	$bel(T_1)$
$\Omega$	1	1
$h_1 \cup h_2$	0.3895	0.4896
$h_1 \cup h_3$	0.2550	0.4279
$h_2 \cup h_3$	0.4427	0.8053
$h_1$	0.0741	0.0600
$h_2$	0.1207	0.3308
$h_3$	0.1745	0.3661

다중센서 데이터융합 기반 상황추론에서 각 관심원소에 대한 신뢰도와 개연성 값을 토대로 불확실성 값을

도출할 수 있는데 결과는 표 6에 정리하였다.

표 6. 관심원소별 신뢰도와 불확실성구간  
Table 6. Uncertainty of focal element after clustering

	bel	pl	pl-bel
$\Omega$	1	1.0000	0.0000
$\{h_1 \cup h_2\}$	0.7380	0.7451	0.0071
$\{h_1 \cup h_3\}$	0.3323	0.4149	0.0826
$\{h_2 \cup h_3\}$	0.7993	0.8827	0.0834
$\{h_1\}$	0.1173	0.2007	0.0834
$\{h_2\}$	0.5445	0.6677	0.1232
$\{h_3\}$	0.2143	0.2620	0.0477

표 6에서 보는 바와 같이 시간구간별 클러스터링에 의하여 상황추론에 필요한 각 관심원소들의 신뢰도(bel)와 불확실성(pl-bel)이 구하여졌음을 볼 수 있다.

## V. 결론 및 향후 연구과제

본 연구에서는 다중센서 데이터융합 기반 상황추론에 함에 있어서 센서로부터 보고된 신호들을 일정 시간 간격으로 클러스터링 함으로써 보고되는 값들의 변화패턴을 인지하며 융합처리가 가능함을 보였다. 매 시간마다 융합 계산하는 것에 비하여 클러스터링 방안을 도입하는 것은 클러스터링 대상 구간에서의 변화양상을 확인할 수 있는 장점이 있다. 실험에서는 기존의 10 차례의 융합에 비하여 5 번씩 클러스터링 함으로써 2 차례 융합으로 계산 횟수를 줄이는 효과를 볼 수 있었다. 이러한 융합횟수는 클러스터링 범위에 따라서 더욱 많은 감소를 가져올 수 있다. 본 연구의 최종 목표는 상황추론이므로 실제적 판단에 따라 클러스터링 범위는 탄력적으로 운용할 수 있을 것이다. 향후 사전정보 데이터 모델링 방식과 신호처리 기반 상황추론 방안을 결합하는 상황인식 연구로 나아갈 필요가 있다.

**감사의 글**

이 논문은 2013년 광운대학교 학술연구지원에 의하여 연구되었음

**참고 문헌**

- [1] 한영오, “비대용 유비쿼터스 헬스케어 모듈 개발”, 한국전자통신학회논문지, 7권, 4호, pp. 931-936, 2012.
- [2] 김현태, 이근후, 박장식, 유윤식, “가우시안 혼합 모델과 수학적 행태학 처리를 이용한 터널내 에서의 차량 검출”, 한국전자통신학회논문지, 7권, 5호, pp. 967-974, 2012.
- [3] 이규수, 심현, 오재철, “USN기반의 외부인 출입 감시시스템 설계 및 구현”, 한국전자통신학회논문지, 7권, 5호, pp. 1165-1171, 2012.
- [4] 유남현, “IT융합 기술을 활용한 스마트 페데스털 시스템의 개발”, 한국전자통신학회논문지, 7권, 5호, pp. 1-7, 2012.
- [5] 전동근, “무선 홈네트웍을 위한 WSN에 관한 연구”, 한국전자통신학회논문지, 7권, 6호, pp. 1337-1342, 2012.
- [6] 송민근, 박영진, “로봇의 자세 및 진동제어를 위한 칼만 필터 기반 다중 센서 데이터 융합 방법”, 한국정밀공학회지, 25권, 4호, pp. 287~290, 2008.
- [7] 이주영, 한용수, 김유단, “다중센서 데이터 융합 필터를 이용한 무인항공기의 상태추정”, 한국항공우주학회, 학술발표회논문집, pp. 1052-1055, 2008.
- [8] 김영수 “An Efficient Parametric Algorithm based Target Classification Scheme (PATaCS) in Wireless Sensor Networks : 센서네트워크에 서의 효율적인 목표물 식별 기법(PATaCS)”, 한국정보통신대학원, 박사학위논문, 2009
- [9] 이용재, 고선준, 송종화, 이자성, “다중센서자료 시뮬레이터 설계 및 자료융합 알고리즘 개발”, 한국항공우주학회지, 34권, 5호, pp. 93~100, 2006.
- [10] 박노옥, 이훈열, 지광훈, “다중 시기 SAR자료를 이용한 토지 피복 구분을 위한 특징 추출과 융합”, 대한원격탐사학회지, 21권, 2호, pp. 145-162, 2005.
- [11] 박성원, 권지웅, 최진영, “데이터퓨전을 이용한 얼굴영상 인식 및 인증에 관한 연구”, 한국지능

- 시스템학회지, 11권, 4호, pp. 302-306, 2001.
- [12] Rakowsky, U. ,“Fundamentals of Dempster-Shafer theory and its applications to system safety and reliability modeling”, RTA #3-4, 2007.

**저자 소개**



**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



**박찬봉(Chan-Bong Park)**

1996년 한국방송통신대학교 전자계산학과(공학사)  
 2001년 경희대학교 대학원 전자계산학과 졸업(공학석사)  
 2012년 광운대학교 대학원 방위산업학과 (공학박사수료)  
 2006년 공군 중앙전산소  
 2007년~현재 방위사업청 지휘정찰사업부  
 ※ 관심분야 : USN데이터처리, 데이터베이스