

인지 무선 시스템에서 강화학습 기반 협력 센싱 기법

김도윤* · 최영준** · 최증원***

Reinforce Learning Based Cooperative Sensing for Cognitive Radio Networks

Do-Yun Kim* · Young-June Choi** · Bong-Soo Roh*** · Jeung-Won Choi***

요약

본 논문은 인지 무선(CR, Cognitive Radio) 네트워크에서 우선 사용자(Primary User)의 존재 유무를 2차 사용자(Secondary User)가 결정하기 위하여 협력 센싱을 사용하는 환경에서 스펙트럼 센싱의 감지 성능을 높이기 위해 강화 학습(Reinforce learning) 기반으로 최적의 인지 무선 사용자 선택하는 협력 센싱 방안을 제안한다. 협력 센싱을 통해 파악한 전역 센싱 결과와 인지 무선 사용자의 센싱 결과 간의 유사도에 따라 정확도가 높은 사용자를 파악한다. 이 정확도를 강화학습의 보상으로 사용하여 협력 센싱을 수행할수록 전역 결정과 일치하는 센싱 정보를 전송하는 사용자를 선택할 수 있다. 실험 결과 제안한 기법이 기존 협력 센싱 대비 향상된 스펙트럼 감지 성능을 보임을 확인할 수 있다.

ABSTRACT

In this paper, we propose a reinforce learning based on cooperative sensing scheme to select optimal secondary users(SUs) to enhance the detection performance of spectrum sensing in Cognitive radio(CR) networks. The SU with high accuracy is identified based on the similarity between the global sensing result obtained through cooperative sensing and the local sensing result of the SU. A fusion center(FC) uses similarity of SUs as reward value for Q-learning to determine SUs which participate in cooperative sensing with accurate sensing results. The experimental results show that the proposed method improves the detection performance compared to conventional cooperative sensing schemes.

키워드

Cognitive Radio, Spectrum Sensing, Cooperative Sensing, Reinforce Learning
인지 무선, 스펙트럼 센싱, 협력 센싱, 강화 학습

1. 서론

최근 새로운 무선 통신 기반 서비스들의 등장과 기존 무선 통신 서비스의 요구 품질이 높아짐에 따라 무선 스펙트럼 자원의 고갈이 심화되고 있다. 또한 스

펙트럼 사용 측정에 관한 연구에 따르면 일부 무선 시스템은 할당된 스펙트럼을 매우 제한된 범위만 사용하고 다른 시스템에서는 과중하게 사용되는 불균형적인 현상이 발생하고 있다[1-2]. 인지 무선(CR, Cognitive Radio) 기술은 이러한 스펙트럼 자원의 한

* 아주대학교 컴퓨터공학과 연구원(seya@ajou.ac.kr)

** 교신저자 : 아주대학교 컴퓨터공학과

*** 국방과학연구소(jwchoi@add.re.kr)

• 접수일 : 2018. 08. 18

• 수정완료일 : 2018. 09. 16

• 게재확정일 : 2018. 10. 15

• Received : Aug. 18, 2018, Revised : Sep. 16, 2018, Accepted : Oct. 15, 2018

• Corresponding Author : Young-June Choi

Dept. Computer engineering, Ajou University,

Email : choiyj@ajou.ac.kr

계를 극복하기 위해 제안된 기술로 스펙트럼의 사용 권한을 가진 우선 사용자(Primary User)가 존재하지 않는 유휴 대역을 라이선스가 없는 2차 사용자(Secundary User)가 탐색하여 우선 사용자가 사용하지 않는 동안 활용함으로써 스펙트럼 활용도를 높이는 기술이다[3].

2차 사용자가 이러한 유휴대역을 탐색할 때 인프라 구조를 활용할 수 없는 경우에는 스펙트럼 센싱 기술이 사용된다. 스펙트럼 센싱은 인지 무선 사용자가 대상 주파수 대역을 무선 신호를 탐지하여 우선 사용자의 존재 유무를 판단하는 방식이다. 서로 다른 두 인지 무선 사용자가 동일한 시점에 스펙트럼 센싱을 수행하더라도 인지 무선과 우선 사용자와의 거리, 신호 잡음, 간섭 등과 같은 무선 환경에 따라 스펙트럼 센싱의 결과가 달라질 수 있다. 이를 극복하기 위해 스펙트럼 다양성을 높여 감지 정확도를 향상시키는 협력 센싱 방안이 제안되었다. 협력 센싱은 다수의 인지 무선 사용자가 감지한 결과를 융합 센터(FC, Fusion Center)로 전송하여 전역 결정을 내리는 기법이다[4]. 협력 센싱을 수행할 때 어떠한 대역을 누가 센싱할지를 결정하는 센싱 정책(Sensing policy)은 융합 센터에 의해 생성되어 네트워크로 전달된다. 이 센싱 정책을 얼마나 효율적으로 결정하느냐에 따라 인지 무선 네트워크의 협력 센싱의 감지 성능과 네트워크 처리량이 달라질 수 있다.

본 논문은 인지 무선 네트워크 환경에서 스펙트럼의 성능을 높이기 위하여 강화 학습 기반으로 최적의 인지 무선 사용자 선택하는 협력 센싱 방안을 제안한다. 본 연구가 가지는 독창성은 다음과 같다.

- 동적으로 변화하는 무선 네트워크 환경에 적응하기 위하여 강화학습을 활용한 협력 센싱 기법을 제안한다.
- 협력 센싱을 통해 파악한 전역 센싱 결과와 인지 무선 사용자의 센싱 결과 간의 차이에 따라 정확도가 높은 사용자를 강화 학습을 통해 파악하는 방식을 제안한다.
- 학습을 통해 파악한 인지 무선 사용자의 정확도에 따라 협력 센싱의 데이터 융합 시 가중치를 부여하여 정확도가 높은 인지 무선 사용자의 센싱 결과가 전역 결정에 끼치는 영향을 높이게 한다.

II. 관련 연구

협력 센싱에서 융합 센터가 인지 무선 사용자들이 전송한 센싱 결과들을 취합하여 우선 사용자의 존재 유무를 통합적으로 결정하는 방식을 융합 기법이라 한다. 이러한 융합 방식은 인지 무선 사용자들이 전송하는 센싱 결과의 형태에 따라 크게 3가지 방식으로 나눌 수 있다.

강성 결정 융합(Hard decision fusion) 기법은 각 인지 무선 사용자가 우선 사용자의 존재 유무에 대한 결정을 내려 그 결과만을 융합 센터로 전송하는 방식이다[5]. 강성 결정 융합은 협력 센싱에 필요한 오버헤드가 적어 스펙트럼 센싱을 위해 제한적인 대역폭만 사용 가능할 때 적합하다. 그러나 우선 사용자의 존재 유무에 대한 결정을 각 인지 무선 사용자가 일차적으로 수행하므로 지역적인 특성이 크게 반영되어 협력 센싱 성능은 떨어질 수 있다.

연성 데이터 융합(Soft data fusion) 기법은 인지 무선 사용자가 채널 상태에 대한 결정을 내리지 않고 센싱 결과를 그대로 융합 센터에 전송한다[6-8]. 이 정보를 기반으로 우선 사용자의 유무에 대한 결정은 융합 센터가 수행하게 된다. 융합 센터가 지역적인 결정정보가 아닌 보다 세부적인 채널 상태 정보를 기반으로 결정을 내리기 때문에 강성 결정 융합 기법보다 센싱 성능은 좋으나 모든 인지 무선 사용자들의 센싱 데이터를 그대로 전송하기 때문에 이로 인한 오버헤드가 증가한다.

양자 데이터 융합 기법(Quantized data fusion)은 데이터 융합을 위해 전송되는 정보량으로 인해 발생하는 오버헤드와 감지 성능간의 균형을 위해 제안된 기법이다[9-14]. 이 기법은 다중 임계 값을 두어 센싱 결과를 몇 개의 단계로 나누어 해당 단계 정보를 전송하는 기법이다. 부여하는 단계의 수에 따라 각 채널의 센싱 결과를 표현하는데 필요한 bit수가 달라진다(예- 4단계이면 2bit). 이 기법은 강성 결합보다 나은 감지 성능을 보이며 연성 결합보다 적은 오버헤드를 가진다.

데이터 융합 측면에서 협력 센싱의 오버헤드 감소와 감지 성능 향상을 위해 다양한 기법들이 연구되고 있다. [11]에서는 2단계의 임계 값을 두어 감지된 신호 세기를 4단계로 양자화하는 기법이 제안되었다. 이

때 단계를 0, 00, 11, 1로 표현하여 스펙트럼 센싱 결과로 발생하는 오버헤드를 줄이고자 하였다. 그러나 다중 채널에 대해 사용하기에는 제한적인 방식이다. [13]에서 제안된 방식은 양자화 단계에 가중치를 부여하여 전역 결정에 반영하는 방식이다 따라서 인지 무선 노드들로부터 수집된 특정 단계의 수가 더 많더라도 보다 높은 가중치를 양 끝단의 단계가 전역 결정에 더 많은 영향을 미치게 된다. 협력 센싱으로 인해 발생하는 오버헤드를 줄이면서 동시에 센싱 성능을 높이기 위해 [14]에서는 클러스터 기반 2단계 협력 센싱 방식을 사용하였다. 제안한 기법에서 네트워크 내의 인지 무선 노드들은 위치 및 신호 특성에 따라 클러스터로 나뉜다. 클러스터 내의 노드들은 자신의 센싱 데이터를 클러스터 헤더로 전송하고 클러스터 헤더는 연성 데이터 융합으로 1차적인 전역 결정을 만든다. 이후 클러스터 헤더는 융합 센터로 이 전역 결정을 보내고 융합 센터는 클러스터 헤더들이 전송한 지역 결정들을 모아 강성 결정 융합을 통해 최종적인 우선 사용자의 유무를 판단한다. 클러스터는 연성 데이터 융합, 네트워크는 강성 융합 결정을 사용하는 방식을 통해 오버헤드를 줄이면서 충분한 센싱 성능을 얻고자 하였다.

고정적인 센싱 전략은 환경 변화에 따라 협력 센싱의 성능 감소가 발생할 수 있다. 협력 센싱의 효율성 증대와 동적으로 변화하는 환경에 적응하는 센싱 전략을 수립하기 위하여 기계 학습을 활용한 기법들이 제안되고 있다. [15]은 지연 시간과 인지 무선 사용자들 간의 상관관계 비용을 보상으로 사용하여 신뢰도가 높은 인지 무선 사용자들에 대한 정보를 Q-learning으로 학습하는 방식을 제안하였다. [16]은 강화학습을 통해 부대역과 인지 무선 사용자를 대상으로 각각 보상을 부여하고 인지 무선의 전력 현황에 따라 가중치를 주어 전력 효율적인 협력 센싱 전략을 수립하였다. Q-learning 기반 클러스터링으로 협력 센싱의 오버헤드를 줄이고자 하는 기법이 [17]에서 제안되었다. 전력 소모량과 지역 센싱의 정확도에 따라 보상을 부여하고 클러스터 헤더와 공유하는 채널 존재 유무와 pairwise 제약 조건에 따라 클러스터링을 결정한다. 최근에는 네트워크 전체의 이웃 인지 무선 사용자들 간의 센싱 결과의 스펙트럼 연관성(spectral correlation)으로 인해 유사성을 띄는 특성이 그림에서

의 픽셀이 가지는 특성과 비슷하다는 점을 이용하여 심층 신경망을 적용한 CNN(Convolutional Neural Network)으로 협력 센싱을 수행하는 기법도 제안되었다[18].

III. 강화학습 기반 협력 센싱 기법

3.1 시스템 모델

본 연구에서는 스펙트럼 센싱의 적정 수준의 오버헤드를 가지면서 감지 성능을 높이기 위해 협력 센싱을 활용하였다. 협력 센싱에서 네트워크 내의 노드들 간 협력은 융합 센터라 불리는 중앙 개체에 의해 제어된다. 협력 센싱 시작 시 융합 센터가 네트워크 내 인지 무선 노드들에게 목표 대역에 대한 협력 센싱을 요청한다. 각 노드들은 각각 스펙트럼 센싱을 수행하고 그 결과를 융합 센터에 전송한다. 융합 센터는 전송된 스펙트럼 센싱 결과를 취합하여 우선 사용자의 존재 유무에 대한 최종적인 전역 결정을 내리고 네트워크 내에 전파한다. 따라서 협력 센싱은 전체 네트워크 관점에서 최적화된 스펙트럼 센싱 성능을 달성할 수 있으나 추가적으로 지역 센싱 결과의 전송, 센싱 결과의 융합 및 전파로 인한 오버헤드가 발생하게 된다. 그림1은 인지 무선 네트워크를 위한 협력 센싱의 구조를 나타낸 그림이다.

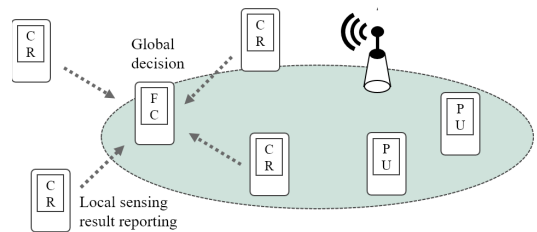


그림 1 인지 무선 네트워크의 협력 센싱 구조
Fig. 1 The example of cooperative sensing for cognitive radio network

본 연구에서 각 인지 무선 사용자는 에너지 감지(Energy detection) 기법을 사용한다. 에너지 감지 기법은 측정된 신호 세기를 기준으로 우선 사용자의 유무를 판단하기 때문에 우선 사용자의 전송 신호에 대한 정보가 없어도 사용 가능하며 센싱 및 계산으로

발생하는 오버헤드가 적은 장점을 가진다[19].

전역 결정을 위한 데이터 융합 기법은 강화 학습에 필요한 정보량과 협력 센싱으로 발생하는 오버헤드를 줄이면서 감지 정확도를 확보하기 위하여 양자화 데이터 융합 기법을 고려하였다. 인지 무선 사용자는 센싱된 결과를 양자화 하여 전송한다. 본 연구에서는 이를 위해 [9]에서 제안된 다중 비트 양자화 기법을 적용하였다. 이 기법은 매개 변수가 결정된 간단한 양자화 알고리즘을 사용하여 SLMC(Suboptimal Linear-quantization Multi-bit Combining)[10]와 비교할 때 매개 변수 결정을 위한 복잡한 수식 계산이 필요하지 않는 장점을 가진다.

3.2 강화학습 기반 협력 센싱 기법

본 연구에서는 인지 무선 네트워크 환경에서 스펙트럼의 성능을 높이기 위하여 최적의 인지 무선 사용자 선택하는 Q-learning 기반 협력 센싱 방안을 제안한다. Q-learning은 강화 학습의 알고리즘 중 하나로 모델이 없이도 환경에 대한 학습이 가능하며 순차적으로 선택된 행위(Action)들이 기대되는 장기적인 누적 보상(Reward)을 최대화할 수 있는 최적화된 정책을 찾는 기법이다[20]. 융합 센터는 네트워크 내 인지 무선 사용자들로부터 목표 대역의 시각 t 의 관찰 o_t 를 수신한다. 이 관찰 o_t 는 상태 $s_{(t-1)}$ 에서 시각 $t-1$ 에 행위 $a_{(t-1)}$ (즉 스펙트럼 센싱)를 수행한 결과로 얻은 지연 보상 $r_t(s_{t-1}, a_{t-1})$ 과 함께 사용된다. 즉 현재 관찰 직전의 시간 슬롯에서 수행한 센싱 결과는 보상 값으로 활용된다. 동작 a_t 는 s_t 에서 $S_{(t+1)}$ 로 지연된 보상 $r_{t+1}(s_t, a_t)$ 에서 상태 전이를 초래한다. 따라서 상태 s_t 는 인지 무선 사용자들이 지역 결과를 전송하고 융합 센터가 전역 결정을 내릴 때마다 갱신된다. 융합 센터는 환경으로부터의 결과를 관찰하고 네트워크의 채널 환경을 정확하게 파악할 수 있도록 하는 인지 무선 사용자를 파악해 높은 보상을 얻을 수 있도록 해야 한다.

인지 무선 사용자의 신뢰도를 평가하기 위해 지역 스펙트럼 센싱 결과의 전송 지연 시간과 인지 무선 사용자들 간의 correlation coefficient, 융합 센터의 전역 센싱 분포와 인지 무선 사용자의 지역 센싱 분포의 유사도를 사용하였다. 융합 센터는 인지 무선 사용

자들의 신뢰도를 Q-learning을 통해 지속적으로 학습하여 일차 사용자 존재 유무에 대한 결정의 정확도를 높일 수 있는 센싱 전략을 수립한다.

제안하는 기법에서 행위는 융합 센터가 인지 무선 사용자를 선택하고 협력 센싱을 요청할지에 대한 여부이며 Boltzmann 분포를 따르는 확률로 계산하였다. 학습이 진행됨에 따라 Q-value가 큰, 즉 신뢰도가 더 높은 사용자를 선택할 확률이 높아진다. Q-learning을 위한 행위의 확률 계산식은 식(1)과 같다[15].

$$p(s_k^n, a_k^n = i) = \frac{e^{Q(s_k^n, a_k^n = i)/\tau^n}}{\sum_{j=1}^{|A_{s_k^n}|} e^{Q(s_k^n, a_k^n = j)/\tau^n}}, \quad (1)$$

$$i \in A_{s_k^n}$$

에피소드의 수가 증가할수록 값을 수렴시키기 위해 시간이 지남에 따라 에피소드 다양성(varying) 계수를 줄이는 선형 함수를 이용하여 exploration과 exploitation를 조절하였다. 융합 센터가 인지 무선 사용자를 선택하면 각 인지 무선 사용자는 스펙트럼 센싱을 수행하고 이를 양자화하여 융합 센터에게 전송한다. 각 인지 무선 사용자의 지역 센싱 결과의 분포와 융합 센터의 전역 센싱 분포 간의 유사성을 판별하기 위하여 KL 거리(Kullback-Leibler distance)를 사용하였다. KL 거리는 식(2)로 계산할 수 있다.

$$D(p(u_0)||p(u_i)) = \sum_{u_i=0,1}^N p(u_i) \log \frac{p(u_i)}{p(u_0)} \quad (2)$$

이 값을 기반으로 각 사용자의 신뢰도를 나타내는 가중치를 계산하였다. 또한 융합 센터가 데이터 융합을 수행할 때 신뢰도에 따라 부여된 가중치를 반영하여 전역 결정에 보다 많은 영향을 끼칠 수 있도록 한다. 따라서 i 를 인지 무선 사용자, M 이 전체 인지 무선 사용자들의 수이고 ψ_i^{-1} 을 양자화의 신호세기로의 변환 과정, q_i 를 i 사용자의 전송 양자화 단계, w_i 를 가중치라고 할 때 융합 센터의 전역 센싱 분포 T_c 는 식(3)으로 나타낼 수 있다.

$$T_c = \sum_i^M \psi_i^{-1}(q_i) w_i \quad (3)$$

사용자 선택에 대한 보상은 센싱 결과의 전송 지연 시간과 correlation coefficient에 반비례하며 가중치가 클수록 더 많은 보상을 획득할 수 있다. 사용자 간의 correlation은 exponential correlation model로 가정하였다. 따라서 사용자가 얻을 수 있는 보상은 식(4)로 나타낼 수 있다.

$$r_{(k+1)} = - \left[\frac{1}{k} \sum_{l=0}^{k-1} |\rho_{ij}(s_l, a_l = j)| \right] + w_i + \left[1 - \frac{\sum_{l=0}^{k-1} t_d(s_l, a_l = j) + t_d(s_k, a_k = i)}{\min(T_{c_{max}}, T_{d_{avg}})} \right] \quad (4)$$

ρ_{ij} 는 사용자 i와 j의 correlation coefficient, t_d 는 reporting delay, $T_{c_{max}}$ 는 최대 센싱 허용시간, $T_{d_{avg}}$ 는 평균 전송 지연 시간을 나타낸다. Correlation coefficient는 사용자 사이의 거리와 exponential decaying coefficient에 반비례한다.

IV. 성능 평가

본 연구는 MATLAB을 기반으로 시뮬레이션을 구현하여 제안하는 협력 센싱 기법의 성능 평가를 수행하였다. 하나의 융합 센터와 9개의 사용자들이 500 x 500 크기의 지역에 임의로 배치된다. exponential decaying coefficient는 0.1204이며 α 는 0.1, γ 는 0.8로 설정하였다.

그림2는 에피소드 수에 따른 누적 기대 보상 값을 나타낸 그림이다. 스펙트럼 센싱 성능을 나타낸 그림이다. 에피소드를 지속적으로 진행함에 따라 400번의 에피소드가 수행되면 제한한 학습 방법의 보상 값이 최적화된 값에 수렴함을 확인할 수 있다.

그림3은 양자화에 사용한 비트 수 B는 2이고 SNR이 -16db일 때 각 데이터 융합 기법들의 ROC(Receiver Operating Characteristic) 곡선을 나타낸 그림이다. 제한한 기법이 연성 데이터 융합 기법에 비해서는 감지 성능이 떨어지지만 기존의 양자화 데이터 융합

과 비교할 때 성능 향상이 있는 것을 확인할 수 있다.

그림4는 양자화에 사용한 비트 수 B가 2이고 SNR이 -16db, 거짓 알람 확률이 0.055일 때 에피소드 수에 따른 감지 확률을 나타낸 그림이다. 에피소드 수가 증가함에 따라 기존의 고정된 정책에 비해 제한한 강화 학습을 통한 센싱 전략 수립 기법이 스펙트럼 감지 성능 측면에서 향상됨을 확인할 수 있다.

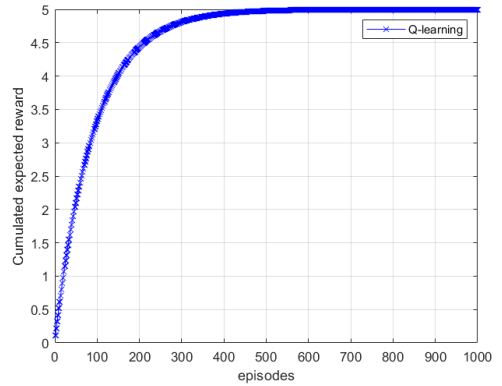


그림 2 제안 협력 센싱 기법의 누적 기대 보상
Fig. 2 Expected cumulative reward of proposed cooperative sensing

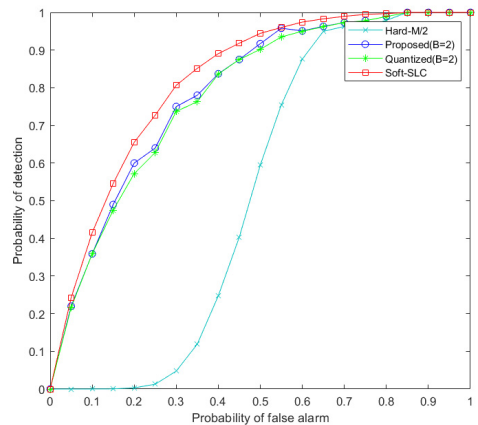


그림 3 ROC 곡선(SNR = -16dB, B=2)
Fig. 3 ROC curve

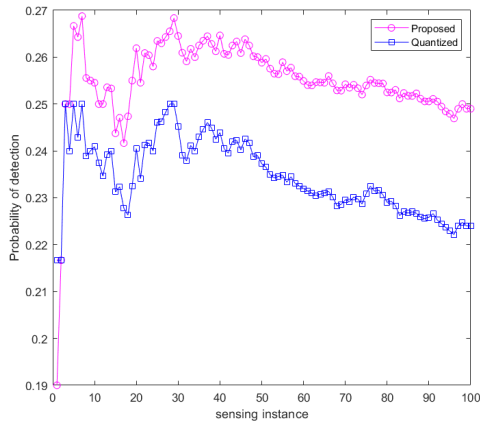


그림 4 제안 기법의 스펙트럼 센싱 감지 성능
Fig. 4 Detection performance of proposed scheme

V. 결 론

본 논문은 인지 무선 네트워크 환경에서 스펙트럼의 성능을 높이기 위하여 강화 학습 기반으로 최적의 인지 무선 사용자 선택하는 협력 센싱 방안을 제안한다. 시뮬레이션을 통한 성능 평가 결과 강화학습을 이용한 동적인 환경에 적응하는 센싱 전략 수립을 통해 신뢰도 높은 인지 무선 사용자를 파악하는 방식을 통해 기존 협력 센싱 기법 대비 향상된 감지 성능을 보임을 확인할 수 있었다.

감사의 글

본 논문은 국방과학연구소 "전술통신 환경인식 OTM Cognitive 무선전송기술" 과제의 일환으로 수행되었음.(UC160007ED)

References

[1] M. McHenry and D. McCloskeyk, "Spectrum occupancy measurements: Chicago, Illinois Nov. 16-18, 2005," *Shared Spectrum Co. report*, 2005.
[2] T. Erpek, M. Lofquist, and K. Patton, "Spectrum Occupancy Measurements: Loring

Commerce Centre, Limestone, Maine, September 18-20, 2007," *Shared Spectrum Co. Report*, 2007.

- [3] M. Gandetto and C. Regazzoni, "Spectrum sensing: a distributed approach for cognitive terminals," *IEEE J. on selected areas in communications*, vol. 25, no. 3, Apr. 2007, pp. 546-557.
[4] G. Ganesan and Y. Li. "Cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks," *IEEE Trans. wireless communications*, vol. 6, no. 6, June 2007, pp. 2214-2222.
[5] E. Peh and Y. C. Liang, "Optimization for Cooperative Sensing in Cognitive Radio Networks," In *Proc. Wireless Communications and Networking Conf.(WCNC)*, Hong Kong, China, Mar. 2007. pp. 27-32.
[6] J. Ma and Y. Li, "Soft combination and detection for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks," *IEEE Trans. Wireless Communications*, vol. 7, no. 11, 2007, pp. 4502-4507.
[7] Z. Li, P. Shi, W. Chen, and Y. Yan, "Square Law Combining Double threshold Energy Detection in Nakagami Channel," *Int. J. of Digital Content Technology and its Application*, vol. 5, no. 12, Dec. 2011, pp. 307-315.
[8] M. Kimon and M. Alouini, *Digital communication over fading channels*. New York: John Wiley & Sons, Inc. 2 ed. Dec. 2004.
[9] Y. Fu, F. Yang, and Z. He, "A Quantization-Based Multibit Data Fusion Scheme for Cooperative Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks," *Sensors*, vol. 18, no. 2, 2018, pp. 473.
[10] B. A. Bastami and E. Saberinia, "A Practical Multibit Data Combining Strategy for Cooperative Spectrum Sensing," *IEEE Trans. Vehicular Technology*, vol. 62, no. 1, Jan. 2013, pp. 384 - 389.
[11] P. Verma and B. Singh. "On the decision fusion for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks," *Wireless Networks* vol. 23, no. 7, Oct. 2017, pp. 2253-2262.
[12] D. Teguig, B. Scheers, and V. Le Nir, "Data fusion schemes for cooperative spectrum sensing in cognitive radio networks," In *Proc.*

Military Communications and Information Systems Conf.(MCC), Gdansk, Poland, Oct. 2012, pp. 1-7.

- [13] HB Yilmaz, T. Tugcu, and F. Alagoz, "Novel quantization based spectrum sensing scheme under imperfect reporting channel and false reports," *Int. J. of Communication Systems*, vol. 27, no. 10, 2014, pp. 1459-1475.
- [14] N. Do and B. An. "A soft-hard combination-based cooperative spectrum sensing scheme for cognitive radio networks," *Sensors*, vol. 15, no. 2, 2015, pp. 4388-4407.
- [15] B. Lo and I. Akyildiz. "Reinforcement learning for cooperative sensing gain in cognitive radio ad hoc networks," *Wireless Networks*, vol. 19, no. 6, 2013, pp. 1237-1250.
- [16] J. Oksanen, J. Lundén, and V. Koivunen. "Reinforcement learning based sensing policy optimization for energy efficient cognitive radio networks," *Neurocomputing*, vol. 80, 2012 pp. 102-110.
- [17] I. Mustapha, B. Ali, M. Rasid, A. Sali, and H. Mohamad, "An energy-efficient spectrum-aware reinforcement learning-based clustering algorithm for cognitive radio sensor networks," *Sensors*, vol. 15 no. 8, 2005. pp. 19783-19818.
- [18] W. Lee, M. Kim, and D. H. Cho, "Deep Sensing: Cooperative Spectrum Sensing Based on Convolutional Neural Networks," *arXiv preprint*, arXiv:1705.08164, 2017.
- [19] N. S. Shankar, C. Cordeiro, and K. Challapali, "Spectrum agile radios: utilization and sensing architectures," In *Proc. IEEE Int. Symp. on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks(DySPAN) 2005*, Baltimore, USA, 2005, pp. 160-169.
- [20] C. Watkins and P. Dayan, "Q-learning," *Machine learning*, vol. 8, no. 3-4, 1992, pp. 279-292.

저자 소개

김도윤(Do-Yun Kim)



2011년 아주대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)
2014년 아주대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(공학석사)

2014년~ 아주대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 재학
※ 관심분야 : 인지무선, V2X, 무선 네트워크

최영준(Young-June Choi)



2000년 서울대학교 전자 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학사)
2002년 서울대학교 대학원 전자 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학석사)

2006년 서울대학교 전자 및 컴퓨터 공학과 졸업(공학 박사)
2009년~ 아주대학교 컴퓨터공학과 교수
※ 관심분야 : 무선통신시스템, 네트워크 보안

최증원(Jeung-Won Choi)



1989년 : 충남대학교 계산통계학과 졸업(학사)
1993년 : 충남대학교 계산통계학과 졸업(석사)

1997년 : 충남대학교 전산학과 졸업(공학박사)
1997년 ~ 현재 : 국방과학연구소 책임연구원
※ 관심분야 : 인지무선, 전술통신망 설계

