

# 인지무선 네트워크에서 진화게임을 이용한 효율적인 협력 스펙트럼 센싱 연구

강 건 규\*, 유 상 조<sup>o</sup>

## Efficient Spectrum Sensing Based on Evolutionary Game Theory in Cognitive Radio Networks

Keon-Kyu Kang\*, Sang-Jo Yoo<sup>o</sup>

요 약

인지무선 기술에서 주사용자의 보호를 위해 부사용자들은 주기적인 센싱 수행을 통해 주사용자의 부재를 판단하게 되고, 부사용자들 간의 협력 센싱을 통해서 향상된 센싱 결과를 얻을 수 있다. 하지만 주사용자에 대한 검출 확률과 오경보 확률에 대한 비용의 트레이드 오프가 존재하기 때문에, 적절한 협력 집단의 규모 유지가 필요하다. 또한 부사용자들은 자신이 현재 사용중인 주파수 대역은 물론 인가 사용자가 나타났을 시에 스위칭 해야 할 후보 채널에 대한 주기적인 센싱이 요구된다. 본 논문에서는 진화게임이론을 이용하여 분산상황에서의 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱을 고려한 효율적인 그룹 협력 센싱 방법을 제안한다. 진화 게임을 통해서 협력센싱의 전략을 택한 부사용자들의 집단이 ESS(Evolutionary Stable State)상태로 수렴함을 관찰하였고, 학습 알고리즘을 통해 서로간의 정보교환 없이 평형상태로 수렴함을 관찰하였다.

**Key Words** : cognitive radio, evolutionary game, cooperative sensing, outband sensing, payoff function

### ABSTRACT

In cognitive radio technology, secondary users can determine the absence of PU by periodic sensing operation and cooperative sensing between SUs yields a significant sensing performance improvement. However, there exists a trade off between the gains in terms of probability of detection of the primary users and the costs of false alarm probability. Therefore, the cooperation group must maintain the suitable size. And secondary users should sense not only the currently using channels and but also other candidates channel to switch in accordance with sudden appearance of the primary user. In this paper, we propose an effective group cooperative sensing algorithm in distributed network situations that is considering both of inband and outband sensing using evolutionary game theory. We derived that the strategy group of secondary users converges to an ESS(Evolutionary stable state). Using a learning algorithm, each secondary user can converge to the ESS without the exchange of information to each other.

\* 본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대학ICT연구센터육성 지원사업의연구결과( NIPA - 2014-H0301-14-1042) 로 수행되었음

• First Author : Multimedia Network Laboratory Inha University, Keon-Kyu Kang, threek823@gmail.com, 준회원

<sup>o</sup> Corresponding Author : Multimedia Network Laboratory Inha University, Sang-Jo Yoo, sjyoo@inha.edu, 종신회원

논문번호 : KICS2014-11-447, Received November 3, 2014; Revised November 18, 2014; Accepted November 18, 2014

## I. 서론

최근 이동성과 결합된 통신이 각광 받기 시작하면서 무선 통신 기술을 활용한 휴대기기의 기술이 급속도로 발전하고 있다. 하지만 무선 통신에서 사용할 수 있는 주파수 대역은 한정되어 있고, 분할되어 각기 다른 통신 시스템에 할당되어 있다<sup>[1]</sup>. 이러한 상황에서 특정 통신을 위하여 사용되는 주파수 대역에서 통신에 사용되지 않는 유휴시간이 발생한다면 자원의 낭비를 초래할 것이다. 따라서 낭비되는 자원을 활용하여 효율적인 주파수 자원 사용을 위한 인지무선(cognitive radio) 기술이 제안되었다<sup>[2]</sup>. 인지무선 기술은 할당된 주파수를 사용하는 주사용자의 유휴 시간을 사용하여 통신하므로 주파수 자원이 유연하고 효율적으로 관리 될 수 있다<sup>[3,4]</sup>.

인지무선 기술에서는 인가된 주파수를 사용하는 주사용자(PU: Primary User)와 주파수가 할당 되지 않은 부사용자(SU: Secondary User)가 존재한다. 부사용자는 기존 시스템에 간섭을 주지 않는 동시에, 시공간적으로 사용되지 않고 있는 주사용자의 유휴 대역을 활용하여 통신을 수행한다. 인지무선 기술은 구현을 위해서 몇 가지 도전 과제에 직면하고 있다. 예를 들어서 인지무선 시스템에서는 기존 시스템의 주사용자를 보호하기 위해서 주사용자의 채널 점유 상황을 주기적으로 센싱을 수행해야 한다. 하지만 지나치게 과도한 센싱은 부사용자들의 입장에서 QoS보장을 어렵게 하기 때문에, 효율적인 스펙트럼 센싱 방법의 개발이 중요한 쟁점중 하나로 부각되고 있다.

부사용자가 주사용자의 신호를 검출하는 방법은 부사용자 단독으로 센싱을 수행하는 로컬센싱과 주변 부사용자들과 협력하여 센싱하는 협력 센싱이 존재한다. 단독으로 주사용자의 존재를 센싱과정에서 가장 문제가 되는 점은 히든 터미널 문제와 페이딩이나 잡음에 의해 스펙트럼 검출의 성능이 매우 저하 될 수 있다는 점이다. 따라서 이와같은 문제를 해결하기 위해 제안된 방법이 협력 스펙트럼 센싱이다. 협력 스펙트럼 센싱은 다수의 부사용자가 센싱 데이터를 융합하여 판단하는 방식이다. 협력센싱을 택한 부사용자들은 자신들의 센싱 데이터를 융합센터에게 전송한다<sup>[5]</sup>. 부사용자가 주사용자를 검출하는 과정에서 대표적 두 오류 확률은 주사용자의 부재상태에서 존재한다고 검출할 경우와(false alarm) 주사용자가 존재하는 상황에서 존재하지 않음을 검출하는 경우(misdetection)이다. 부사용자들이 협력센싱을 수행하여 자신들의 센싱 결과를 종합하여 융합 센터에서 부사용자들의 센

싱 결과를 OR-rule을 통해 종합한다고 가정했을 때 misdetection 확률의 감소를 얻을 수 있지만 반대로 false alarm 확률의 증가를 동반 하게 된다. 따라서 센싱의 데이터의 정확도가 상승하는 반면에 false alarm의 증가에 따른 통신 손해를 가져올 수 있으므로 협력센싱을 수행 할 경우 적절한 규모의 센싱이 필요하다.

인지무선 네트워크에서 각각의 부사용자들은 자신들이 통신하고 있는 채널에 주사용자의 존재를 확인했을 경우 현재 채널에서의 통신을 중단하여야 한다. 이 경우 채널 센싱 과정에서 현재 채널 이외에 스위칭할 수 있는 후보채널의 센싱 데이터 또한 수집한다면, 주사용자가 나타나도 단절 없는 통신을 수행 할 수 있다. 이와 같이 현재 통신 중인 채널을 센싱하는 과정을 인밴드 센싱(inband sensing)이라고 하고, 후보채널 센싱 과정을 아웃밴드 센싱(outband sensing)이라고 한다. 로컬 센싱을 수행하는 부사용자와 협력 센싱을 수행하는 부사용자 모두 아웃밴드 센싱을 수행한다고 가정했을 때, 인밴드와 아웃밴드의 센싱오류 확률을 고려하면서 최적화된 협력센싱 규모를 찾는 과정은 NP hard 문제이므로 수식적으로 해결하기에 불가능 하다.

본 논문에서는 진화 게임(evolutionary game) 이론을 사용하여 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱까지 고려하면서 적절한 그룹 규모의 협력 센싱을 수행함으로써 센싱의 효율을 최적화 하는 센싱 알고리즘을 제안한다. 진화 게임은 생물학적 진화에서 모티브를 가져와 집단에서 전략을 택한 구성원들의 비율 변화를 사용하여 평형점을 찾는 방식이다<sup>[6]</sup>. 게임의 참가자들은 주어진 효용함수에 대해서 선택을 반복하고 ESS(Evolutionary Stable State)에서는 각 전략을 택한 집단의 비율이 변하지 않게 된다<sup>[7]</sup>. 진화 게임이론은 기존 무선 통신과정에서의 동적 스펙트럼 할당<sup>[8]</sup>, 혼잡 제어<sup>[9]</sup> 등 여러 가지 분야에 적용 되고 있다. 본 논문에서는 협력센싱을 수행 했을 때 얻어지는 misdetection 확률의 감소에 따른 이득과 이에 동반한 손해값들을 고려한 효용함수(payoff function)을 제안하였고, 진화 게임이론에 따라 개개인이 제안된 효용함수의 효용값을 최대로 하는 과정에서 평형점이 존재함을 발견 하였다. 마지막으로 실제 분산 상황에서 learning algorithm을 사용해서 서로간의 정보 교환 없이 자신의 정보만을 가지고 ESS 상태로 수렴함을 관찰하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 논문에서 가정하고 있는 시스템 모델과 제안된 스펙트

럼 센싱 방법을 설명한다. 제 3장에서는 진화 게임을 사용하여 제시한 센싱 알고리즘의 효용함수와 평형 상태를 설명하고, 분산 상황에서의 learning 알고리즘을 소개한다. 제 4장에서는 모의 실험을 통하여 learning 알고리즘에 따른 집단 크기의 변화와 평형 상태로의 접근을 확인한다. 마지막으로 제 5장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

## II. 제안된 협력 스펙트럼 센싱 방법

### 2.1 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같이 하나 혹은 복수의 PU, 복수의 SU, 1개의 클러스터 헤드(CH)를 가정한다. PU는 주사용자로서 인증된 주파수 대역을 사용하여 통신을 수행한다. 주사용자는 주파수 대역을 복수의 서브채널로 분할하여 사용하고, 각각의 채널마다 사용하는 시간과, 사용하지 않는 시간이 존재한다고 간주한다. SU는 부사용자로서 인증된 주파수 대역을 가지고 있지 않지만, 주사용자와 같은 대역을 사용하여 통신을 수행하고, 주사용자가 현재 사용하지 않는 유휴 대역을 활용하여 통신을 수행한다. 부사용자는 두가지 종류가 존재한다.  $SU_C$ 는 클러스터 헤드를 활용하여 협력센싱을 수행하게 되고,  $SU_L$ 은 협력센싱을 수행하지 않고, 독자적으로 로컬센싱을 수행한다. 각각 부사용자는 주사용자가 현재 존재하지 않는 것으로 판단되면( $H_0$ ) 부사용자들은 데이터를 전송하게 되고, 주사용자가 존재하는 것으로 판단되면( $H_1$ ) 데이터 전송을 중단한다. 마지막으로 클러스터 헤드는 부사용자들의 센싱 데이터를 종합하는 역할을 수행하고, 부사용자와 같은 대역을 활용하여 데이터를 전송한다.

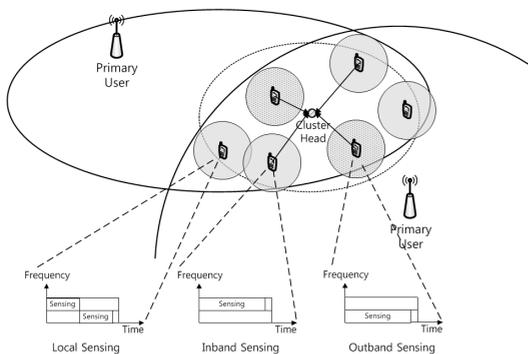


그림 1. 시스템 모델  
Fig. 1. System model

부사용자들이 데이터를 전송하는 과정에서 가장 고려해야 할 부분은 부사용자들의 통신과정에서 주사용자의 통신이 방해받는 일이 없어야 한다는 점이다. 부사용자들은 주사용자의 통신을 보호하면서, 유휴대역을 활용하기 위해서 주기적인 스펙트럼 센싱을 수행하여야 한다. 각각의 부사용자들은 스펙트럼 센싱을 통하여 얻어진 채널 데이터를 활용하여 자신이 통신에 참여 여부를 판단하게 된다. 또한 스펙트럼 센싱 과정에서 부사용자는 현재 사용하고 있는 채널을 센싱하는 인밴드 센싱 이외에 통신중인 채널에 인가사용자가 나타났을 경우 주사용자의 통신에 방해를 주지 않으면서 연속적인 통신을 수행하기 위해 스위칭 후보채널을 센싱하는 아웃밴드 센싱 또한 고려 해야 한다<sup>[10]</sup>.

센싱 방법은 여러 가지 방법이 있지만 본 논문에서는 에너지 검출 방식을 사용한다고 간주 한다. 에너지 검출 방식에서 수신단 측에서는 송신단이 송신한 신호와 전송 과정에서 발생하는 잡음이 혼합된 검출 신호  $r(t)$ 를 분석하여 주사용자의 존재 여부를 판단한다. 이때 검출 신호  $r(t)$ 는 다음과 같이 나타 낼 수 있다.

$$\begin{aligned} H_0: r(t) &= hs(t) + w(t), \\ H_1: r(t) &= w(t). \end{aligned} \tag{1}$$

식(1)에서  $h$ 는 주사용자와 부사용자의 채널 이득을 의미하고,  $s(t)$ 는 주사용자의 신호,  $w(t)$ 는 AWGN을 의미한다. 이같은 경우에 획득한 검정 통계량(test statistics)의 분포는 검출 샘플 수를  $N$ 이라고 할 때 다음과 같다.

$$T(r) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |r(t)|^2. \tag{2}$$

각각의 부사용자들은 수신된 신호를 분석하고, 자신들의 에너지 검출 임계값  $\eta$ 에 따라 주사용자의 존재( $D_1$ )와 부재( $D_0$ )를 다음과 같이 판단한다.

$$\begin{aligned} r(t) < \eta & D_0 \\ r(t) > \eta & D_1 \end{aligned} \tag{3}$$

만약 검출된 신호의 세기가 임계값  $\eta$ 보다 낮다면, 주사용자가 채널을 점유하고 있지 않다고 판단하게 되고, 그 반대의 경우라면 주사용자 채널을 점유한다

고 판단하여 통신을 중단한다. 그림 2는 에너지 검출 방식에서 부사용자가 일정 시간동안의 센싱을 통하여 얻어진 검정통계량의 pdf 분포를 보여주고 있다.

에너지 검출 방법에서 부사용자가 주사용자의 채널 점유 여부를 판단하는 과정에 정확하지 않은 센싱 결과를 초래 할 수 있다. 잘못된 센싱 결과를 가져오는 검출 확률은 다음과 같다.  $H_1$  일 경우에  $D_0$ 로 판단하는 상황 즉 주사용자가 채널을 사용하고 있지만 주사용자가 부재라고 판단할 확률을 오검출 확률(probability of misdetection)이라고 하고, 반대로 주사용자가 채널을 사용하지 않지만 사용하고 있다고 간주하는  $H_0$ 일 경우에  $D_1$ 이라고 판단할 확률을 오경보 확률(probability of false alarm)이라고 한다. 그림 2를 보게 되면 주사용자가 존재했을 때의 분포  $H_0$ 에서 검출 임계값  $\eta$ 미만의 영역 넓이가 오검출 확률에 해당하며, 주사용자의 부재 상태에서의 분포  $H_1$ 에서  $\eta$ 이상의 영역이 오경보 확률에 해당한다. 부사용자가 좀 더 정교한 검출을 위해서 검출 임계값을 증가시킨다고 하면, 오검출 확률은 감소할 수 있지만 반면에 오경보 확률의 증가 또한 가져올 수 있다. 하지만 만약 검출 임계값은 고정된 상태에서 센싱 시간을 추가하여 센싱 샘플 수를 더 증가시킨다면,  $H_0$ 와  $H_1$ 의 분포에는 변함이 없지만 분포의 표준편차가 감소하므로 오검출 확률과 오경보 확률의 동반 감소 효과를 얻을 수 있다.

에너지 검출 방식은 채널 환경과 주사용자 신호의 세기에 따라서 검출이 불가능한 경우가 발생 할 수 있다. 센싱 시간을 증가시키는 방법을 사용 할 수 있지만 이는 통신시간의 감소를 가져 올 수 있으므로 효율적인 방식이라 할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 센싱시간의 증가 없이 센싱 정확도를 향상시키기 위해 협력센싱 방법을 고려한다. 협력 센싱을 수행하는 부사용자들의 경우 클러스터 헤드를 활용하여 서로의 데이터를 종합하게 되고, 이로 인해 오검출 확률의 감소를 통하여 센싱 정확도가 증가하여 주사용자 보호

를 좀 더 원활하게 할 수 있다. 하지만 협력 센싱을 수행하는  $SU_C$ 집단의 규모가 증가하게 되면 오경보 확률이 증가하면서, 통신기회 상실을 가져 올 수 있다. 따라서 이 두 확률이 협력 센싱에서 중요한 trade off가 되어 적절한 규모의 협력센싱 집단의 유지가 필요할 것이다.

### 2.2 협력 스펙트럼 센싱 과정

네트워크의 부사용자들은 자신이 속해있는 집단에 따라 각기 다른 센싱 방법을 택한다. 그림 3에는 네트워크 부사용자들의 두 집단  $SU_C$ 와  $SU_L$ 의 센싱 과정을 보여주고 있다. 협력 센싱집단( $SU_C$ )의 부사용자들의 통신주기는 크게 센싱구간, 센싱데이터 전송구간, 데이터 처리 구간으로 분리한다. 센싱 구간에서 협력센싱집단의 부사용자들은 클러스터 헤드의 지시에 따라 인밴드 센싱 혹은 아웃밴드 센싱 수행 후 수집된 센싱 데이터를 센싱데이터 전송구간에 클러스터 헤드로 전송한다. 그 다음 데이터 처리 구간에서 클러스터 헤드는 센싱 데이터를 종합하여 인밴드 채널과 아웃밴드 채널의 부사용자 존재 여부 판단을 수행한 이후 센싱 결과를 협력 센싱 유저들에게 전송한다. 마지막 데이터 전송 구간에서는 클러스터 헤드로부터 받은 센싱 결과에 의해 주사용자가 존재한다고 판단 되었을 때는 통신을 수행하지 않고, 부재라고 판단되면 통신을 수행하게 된다. 이 과정에서 협력센싱 집단의 부사용자중 한 개체는 클러스터 헤드로의 임무를 수행하게 되며, 직접 센싱을 수행하지는 않지만 협력 센싱 집단을 인밴드 센싱을 수행하는 개체와 아웃밴드를 센싱하는 개체로 분할하며, 수집된 센싱 데이터를 종합하여 주사용자의 존재여부를 판단한다.

로컬 센싱 집단( $SU_L$ )의 부사용자들은 서로의 센싱 데이터를 교환하지 않고, 자신의 센싱시간의 반을 인밴드 채널 센싱데이터 수집에 사용하고, 나머지 절반을 아웃밴드 채널 센싱 데이터 수집에 사용한 후 자신의 판단에 따라 통신 여부를 판단한다. 따라서 로컬 센싱을 수행하는 부사용자는 클러스터 헤드와의 센싱 데이터 교환 구간을 필요로 하지 않는다. 따라서 데이터 전송 시간을 더 확보 할 수 있다는 장점이 있지만, 센싱 샘플수가 감소함에 따라 주사용자 판단의 정확도가 감소할 수 있다.

앞서 설명한 것처럼 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱을 고려하면서 최적화된 협력 센싱 규모를 찾는 것은 수식적으로 풀기에는 매우 어려운 문제가 될 수 있다. 따라서 본 논문에서는 진화 게임을 활용하여 인밴드

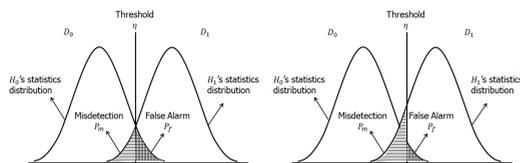


그림 2. 검출 임계값과 오검출확률, 오경보 확률의 관계  
Fig. 2. Probability of miss detection and probability of false alarm for sensing threshold

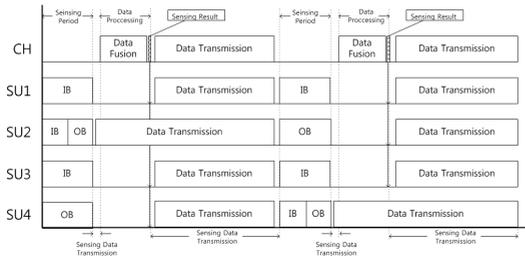


그림 3. 센싱 스케줄  
Fig. 3. Sensing schedule

센싱과 아웃밴드 센싱까지 고려하면서 최적화된 협력 센싱 규모를 유지하는 방법을 찾는다.

### III. 진화게임에 기반한 협력 센싱 게임

본 장에서는 진화 게임을 활용하여 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱을 수행하면서, 효율적인 개체 수의 협력 센싱을 수행하는 센싱 기법을 제안한다. 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱을 고려하면서 최적화된 개체수를 유지하는 문제를 수식적으로 해결하기에는 개체의 수가 증가 할수록 그 복잡도가 크게 증가하게 된다. 따라서 진화게임을 적용하여 각 전략을 택했을 때의 효용함수를 정의하고 각 집단들의 상호작용과 개체의 학습을 통해서 평형 상태로 수렴하는 과정을 사용한다. 진화 게임은 생물의 진화에서 모티브를 가져와 커다란 집단에 속해있는 구성원의 반복적으로 수행되는 방식으로 각 전략을 택하는 개체 집단의 변화를 통하여 평형점을 찾아가는 게임이다<sup>5)</sup>.

본 논문에서 제안하고 있는 스펙트럼 센싱 게임의 플레이어들은 센싱에 참여하는  $N$ 개체의 부사용자들 이고  $SU = \{su_1, \dots, su_N\}$  로 나타낼 수 있다. 각각의 플레이어  $su_k$ 는 라운드마다 협력센싱과 로컬센싱 전략을 택하여 협력센싱집단  $SU_C$ 이나 로컬센싱집단  $SU_L$ 의 구성원으로 게임을 진행하고, 이에 따른 효용함수에 따라 효용값을 얻을 수 있다. 협력집단 로컬집단에 따른 효용함수는 다음과 같이 정의 될 수 있다.

#### 3.1 효용함수

##### 3.1.1 로컬센싱 집단의 효용함수

본 논문에서 각각의 부사용자들은 주변의 부사용자들과의 협력센싱을 택하거나 단독으로 센싱하는 로컬센싱을 합리적으로 선택한다고 간주한다. 그림 4에는 로컬센싱을 택한 부사용자들의 센싱 과정을 보여준다.

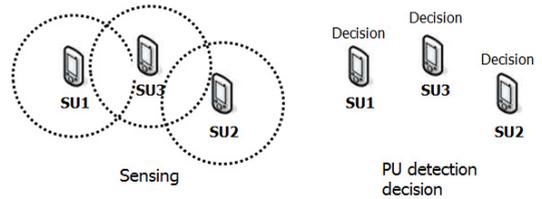


그림 4. 로컬센싱 부사용자의 스펙트럼 센싱  
Fig. 4. Spectrum sensing of local sensing SU

로컬센싱을 수행하는 부사용자들은 주변 부사용자들과의 협력 없이 일정시간동안 채널 센싱을 수행한 후 주사용자의 존재 여부를 판단한다.

각각 부사용자가  $N$ 개의 샘플을 센싱하는 경우 검출 확률( $P_D$ )과 오경보 확률( $P_F$ ), 오검출 확률( $P_M$ )은 다음과 같은 수식으로 나타 낼 수 있다<sup>11,12)</sup>.

$$P_D(\eta) = Q\left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - \gamma - 1\right) \sqrt{\frac{N}{2(2\gamma + 1)}} \quad (4.1)$$

$$P_F(\eta) = Q\left(\frac{\eta}{\sigma_w^2} - 1\right) \sqrt{\frac{N}{2}} \quad (4.2)$$

$$P_M = 1 - P_D \quad (4.3)$$

$\sigma_w^2$ 는 잡음 전력,  $Q(\cdot)$ 는  $Q$ -function,  $\gamma$ 는  $H_1$ 에서 주사용자와 부사용자간의 SNR을 의미한다. 일반적으로 인지무선 통신 환경에서 주사용자는 부사용자의 통신에 대한 불이익을 방지하기 위해서 요구 검출 확률 이상으로 주 사용자를 검출 할 것을 요구한다.

본 논문에서는 주사용자의 보호를 위하여 항상 인밴드와 아웃밴드에 대한 센싱 데이터는 최신화 되어 있어야 한다고 간주하였으므로, 로컬센싱 집단의 부사용자들은 고정된 센싱 시간동안 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱을 모두 수행해야 하기 때문에 센싱타임의 반을 소모하여 아웃밴드 센싱을 수행하고 나머지 시간동안 인밴드 센싱을 수행한다. 따라서 센싱 샘플의 개수가 감소함에 따라 오경보 확률과 오검출 확률이 증가한다. 이에 따라 전체 센싱샘플을  $N$ 개 라고 가정했을 때  $t$  스테이지에서 로컬센싱 집단 부사용자들의 효용함수를 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$u_L(t) = (1 - P_{m-IB}(N/2)) + \epsilon(1 - P_{m-OB}(N/2)) - C(P_{f-IB}(N/2)) - C(P_{f-OB}(N/2)) \quad (5)$$

##### 3.1.2 협력센싱 집단의 효용함수

협력센싱 전략을 택한 부사용자들은 집단의 센싱

데이터를 종합하여 센싱의 정확성을 향상시키게 된다. 그림 5에는 협력센싱을 택한 부사용자들의 센싱 과정을 설명한다. 협력센싱을 수행하는 부사용자들은 한명의 클러스터 헤드를 결정한 후, 자신들의 센싱 데이터를 클러스터 헤드에게 전송한다. 클러스터 헤드는 직접 센싱을 수행하지 않지만 융합센터가 되어 부사용자들로부터 수신한 센싱 데이터를 종합한다. 종합된 센싱데이터를 바탕으로 클러스터 헤드는 주사용자의 존재 여부를 판단하게 되고, 결과를 협력 센싱에 참여한 부사용자들에게 전송한다.

부사용자들이 클러스터 헤드로 센싱 데이터를 BPSK 변조방식을 사용하여 전송한다고 가정했을 때 부사용자와 클러스터 헤드간의 데이터 전송 오류 확률은 다음과 같다<sup>13)</sup>.

$$P_{e,CH} = \frac{1}{2} \left( 1 - \sqrt{\frac{\bar{\gamma}_{CH}}{1 + \bar{\gamma}_{CH}}} \right) \quad (6)$$

여기서  $\bar{\gamma}_{CH}$ 는 클러스터 헤드와 부사용자간의 채널 이득값을 의미한다.

2장에서 설명한 대로 협력 센싱을 수행하는 부사용자들의 경우 서로의 데이터를 종합하여 오검출 확률의 감소를 얻음으로써 센싱 데이터의 정확성을 향상시킬 수 있지만, 동시에 이로 인한 오경보 확률의 증가로 주사용자 부재상태에서의 통신기회 상실 가능성 상승을 동반한다. Markov chain을 사용하여 협력 센싱 결과 발생하는 오경보 확률( $Q_f$ )과 오검출 확률( $Q_m$ )은 다음과 같이 구할 수 있다.

$$Q_f(K) = 1 - \prod_{i=1}^K [(1 - P_{f,i})(1 - P_{e,i}) + P_{f,i}P_{e,i}] \quad (7.1)$$

$$Q_m(K) = \prod_{i=1}^K [P_{m,i}(1 - P_{e,i}) + (1 - P_{m,i})P_{e,i}] \quad (7.2)$$

여기서  $P_{m,i}$ 와  $P_{f,i}$ ,  $P_{e,i}$ 는  $i$ 번째 부사용자의 오검출확률과 오경보확률, 데이터 전송 오류 확률을 의미한다<sup>14)</sup>.

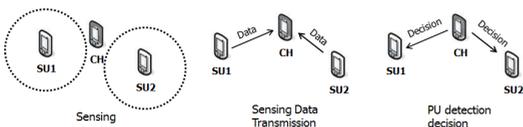


그림 5. 협력센싱 부사용자들의 스펙트럼 센싱  
Fig. 5. Spectrum sensing of cooperative sensing SU

협력센싱 집단을 택한 부사용자들 또한 안정적인 후보채널 확보를 위하여 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱 데이터를 확보해야 한다. 이를 위해 협력센싱 집단의 부사용자들은 클러스터 헤드를 활용하여 아웃밴드 센싱 데이터 또한 협력센싱을 통하여 획득한다. 클러스터 헤드는 부사용자들의 오검출 확률과 오경보 확률을 수신하고, 협력센싱에 참여하는 전체 부사용자의 수( $m_{total}$ )중에서 인밴드 센싱을 수행하는 개체의 수( $m_I$ )와 아웃밴드 센싱을 수행하는 개체의 수( $m_O$ )를 변화시키면서 전체 경우의 효율값을 계산한다. 이때 효율값의 계산에서 주사용자의 보호를 우선으로 하기 위해 인밴드 센싱 보다는 아웃밴드 센싱의 경우에 더 적은 가중치  $\epsilon$ 를 두는 것으로 간주한다.  $u_{C\_IB}$ 와  $u_{C\_OB}$ 를 각각 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱에 따른 효율값이라고 했을 때, 다음과 같이 정의한다.

$$u_{C\_IB}(m_I) = (1 - Q_{m\_IB}(m_I)) - C(Q_{f\_IB}(m_I)) \quad (8.1)$$

$$u_{C\_OB}(m_O) = \epsilon(1 - Q_{m\_OB}(m_O)) - C(Q_{f\_OB}(m_O)) \quad (8.2)$$

$$m_I + m_O = m_{total} \quad (8.3)$$

여기서  $Q_{m\_IB}$ ,  $Q_{m\_OB}$ 는 각각 인밴드와 아웃밴드에 대해 협력센싱 결과 발생하는 오검출 확률을 의미하고,  $C(Q_f)$ 는 오검출 확률에 따른 비용함수를 의미한다<sup>15)</sup>. 비용함수  $C(Q_f)$ 는 오검출 확률이 증가하면서 발생하는 부사용자의 통신기회 박탈에 따른 손해값을 의미하고 다음과 같이 정의한다<sup>16)</sup>.

$$C(Q_f) = \begin{cases} -\alpha^2 \log \left( 1 - \left( \frac{Q_f}{\alpha} \right)^2 \right), & \text{if } Q_f < \alpha \\ +\infty & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

여기서  $\alpha$ 는 오경보 확률의 증가에 대한 제약상수이다. 전체 협력 센싱을 수행하는 부사용자 집단 중 인밴드센싱 부사용자와 아웃밴드 센싱 부사용자의 전체 분배 상태를 벡터  $M = [\dots m(m_I, m_O) \dots]$ 로 표현할 수 있다. 이때 인밴드 센싱 부사용자와 아웃밴드 센싱 부사용자의 분배 상태에 따른 효율값은 다음과 같다.

$$u_C(m) = u_{C\_IB}(m) + u_{C\_OB}(m) - \omega \quad (10)$$

여기서  $\omega$ 는 부사용자와 클러스터 헤드간의 데이터 전송에 따른 손해값을 의미한다.

그림 6은 부사용자의 개체수가 50이라고 가정했을 때, 분배 상태 벡터에서 인밴드 센싱 부사용자의 수를

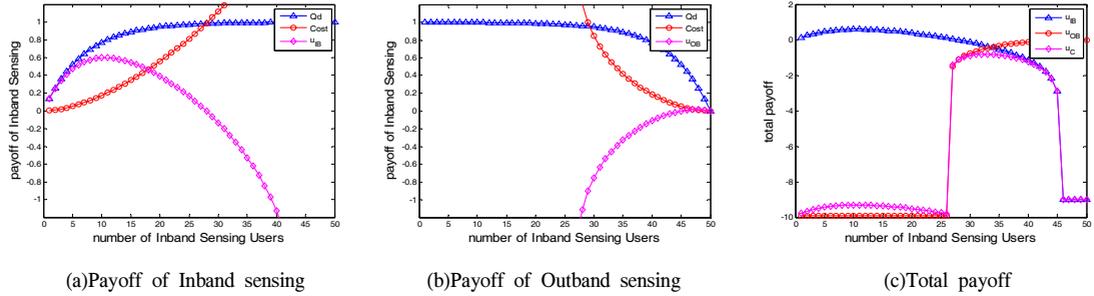


그림 6. 인밴드 센싱 부사용자 증가에 따른 효용값의 변화  
 Fig. 6. Payoff change for Inband sensing SU's increase

점차적으로 증가시켰을 때의 효용값들을 변화를 보여 주고 있다. 그림 6.a를 보면, 인밴드 센싱에 참여하는 부사용자들이 증가함에 따라 처음에는 오검출 확률이 감소하면서 효용값의 증가를 보인다. 하지만 오검보 확률이 증가하면서 비용값이 커지면서 일정 수치 이후로는 계속해서 감소함을 알 수 있다. 반대로 6.b를 보면 인밴드 센싱에 참여하는 부사용자들이 증가할수록 즉 아웃밴드 센싱을 수행하는 집단이 작아질수록 일정 수치 이후 효용값이 증가함을 알 수 있다. 이에 따라 50개체의 부사용자의 경우에는 인밴드 센싱을 30개체가 아웃밴드 센싱을 20개체가 하는 경우 가장 효용함수가 크다는 것을 그림 6.c로 알 수 있다.

본 논문에서 클러스터 헤드는 협력센싱에 참여하는 부사용자들의 개체수를 파악한 이후 효용함수 값이 가장 큰 경우로 인밴드 센싱과 아웃밴드 센싱 유저를 분배한다고 간주한다. 그림 7에는 협력센싱 유저집단의 규모에 따른 인밴드 센싱 유저와 아웃밴드 유저의 분포를 보여주고 있다. 그래프를 보게 되면 초기에는 인밴드 센싱을 수행하는 유저와 아웃밴드를 수행하는

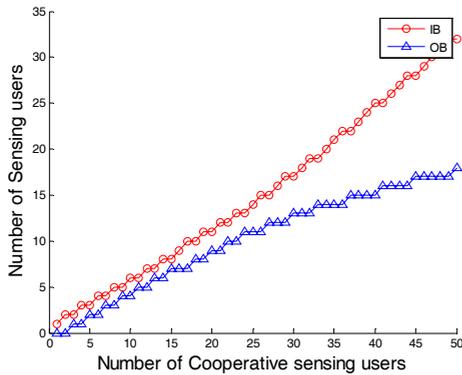


그림 7. 협력센싱 유저 증가에 따른 효용값과 센싱유저 분포 변화  
 Fig. 7. The payoff and sensing user distribution for cooperative sensing user

유저의 증가폭이 일정하지만 협력 집단의 규모가 증가할수록 인밴드 센싱의 정확성을 위하여 인밴드 센싱을 수행하는 유저의 수의 증가폭이 커짐을 알 수 있다. 협력 센싱을 택한 부사용자들은 클러스터 헤드의 지시에 따라 인밴드 센싱 혹은 아웃밴드 센싱을 수행하게 되고, 이로 인해 협력센싱을 택한 부사용자가  $t$  스테이지에서 얻어지는 효용값은 다음과 같다.

$$u_c(t) = \max_{m \in M} u_c(m) \quad (11)$$

그림 8은 전체 부사용자 개체 수가 50이라고 정의했을 때, 협력센싱 부사용자 수의 변화에 따른 협력센싱집단과 로컬센싱 집단의 효용함수관계를 보여주고 있다. 협력센싱을 수행하는 부사용자의 수가 증가하는 과정에서, 로컬 센싱을 수행하는 부사용자의 경우 개체수가 감소함에 따라 채널 사용에 따른 이득값이 증가하게 되어 일정하게 증가하는 효용값을 가지는 반면, 협력 센싱의 경우 앞서 말했듯 협력 센싱을 수행하는 개체 수가 증가하면서는 효용값의 증가함을 보

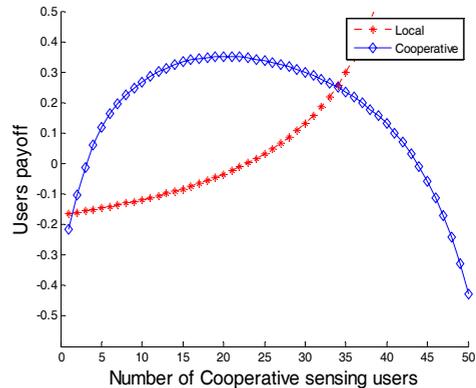


그림 8. 협력센싱 부사용자의 증가에 따른 효용값의 변화  
 Fig. 8. Payoff change for cooperative sensing SU's increase

이지만 일정 개체수를 초과하면서 다시 감소함을 알 수 있다.

### 3.2 제안된 방법의 ESS

동적 진화 게임에서, 전체 플레이어들은 다수의 집단으로 나뉘어지고 각각의 집단은 다른 pure strategy를 택한다. Replicator dynamics는 시간 변화에 따른 집단의 규모변화를 모델링 할 수 있다<sup>7)</sup>. 로컬 센싱과 협력 센싱으로 나뉘어진 각각 집단이 평형상태로 도달하는 과정에서의 크기 변화를 모델링 하기위해 협력 센싱 집단과 로컬센싱 집단의 replicator dynamics  $\dot{x}_C$ 와  $\dot{x}_L$ 를 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$\dot{x}_C = x_C(u(s_C, \mathbf{x}) - \bar{u}(\mathbf{x})) \quad (12.1)$$

$$\dot{x}_L = x_L(u(s_L, \mathbf{x}) - \bar{u}(\mathbf{x})) \quad (12.2)$$

여기서  $\bar{u}(\mathbf{x})$ 는 전체 집단의 평균 효용값을 의미하고 다음과 같이 정의 할 수 있다.

$$\bar{u}(\mathbf{x}) = x_C u(s_C, \mathbf{x}) + x_L u(s_L, \mathbf{x}) \quad (13)$$

평형상태에서 각각 집단의 replicator dynamics는  $\dot{x}_C=0$ ,  $\dot{x}_L=0$ 을 만족하게 된다. 그림 8을 보게 되면 협력센싱에 참여하는 집단의 인원이 20명 정도일 때 협력센싱 집단이 가장 큰 효용값을 얻게 됨을 알 수 있다. 하지만 각각의 부사용자들이 합리적인 판단을 한다고 가정하고 있으므로, 더 많은 효용값을 얻기 위하여 협력센싱 전략을 택하게 되어 평형점이 될 수 없을 것이다.

효용함수의 직관적 분석을 위해 그림 8의 로컬센싱과 협력센싱의 효용함수 그래프를 관찰해보면, 협력센싱의 효용함수가 포물선의 형태를 보이고 있고 로컬센싱의 효용함수는 로그함수의 형태를 가지기 때문에 두함수는 두 점에서 만나고 있음을 알 수 있다. 그림 8에서 협력집단의 구성원이 약 1명 일때와, 36명일 때 로컬센싱 집단과 협력센싱 집단의 효용값이 같음을 알 수 있다. 두 점점 중 협력인원이 더 적을때의 점점을 LP(Lower Point)라고 하고, 협력인원이 더 많은곳의 점점을 HP(Higher Point)라 정의한다면, 초기 집단의 분포에 따른 평형상태는 다음과 같이 나타낼 수 있을 것이다.

i) 초기 협력센싱 집단의 비율 < LP : 초기 협력센싱

집단의 비율이 LP보다 낮은 경우 협력센싱을 통해 얻어지는 효용값이 로컬센싱을 통해 얻어지는 효용값이 더 크기 때문에 협력센싱 집단의 구성원들은 합리적인 판단에 의해서 로컬센싱으로 전략을 변경하게 된다. 따라서 협력센싱집단의 규모는 점점 감소하게 되고, 로컬센싱집단의 규모는 증가하게 된다. 이 경우 점점 로컬센싱의 집단이 커지게 되면 그림 8에서 볼 수 있듯이 더 급격하게 협력 집단의 효용값이 감소하면서, 결국에는 모든 구성원들이 로컬센싱 집단의 구성원이 되는 지점에서 평형점이 도출될 것이다.

ii) LP < 초기 협력센싱 집단의 비율 < HP : 초기 협력센싱 집단의 비율이 LP와 HP사이일 경우 협력센싱 구성원들의 효용값이 로컬센싱 구성원들의 효용값보다 높은값을 가진다. 따라서 초기에는 로컬센싱 집단의 구성원들이 협력센싱 전략을 택하면서, 로컬센싱 집단의 규모는 줄어들고 협력센싱 집단의 규모는 증가하게 된다. 하지만 협력센싱 집단의 규모가 HP보다 높아지게 되면 로컬센싱 집단의 효용값과 협력센싱 집단의 효용값이 역전되면서 협력센싱 집단의 규모가 다시 줄어들게 된다. 이러한 과정을 반복하면서 결국 HP에서 평형점이 도출될 것이다.

iii) 초기 협력센싱 집단의 비율 > HP : 이 경우 초기에는 협력센싱 집단의 효용값이 로컬센싱 집단의 효용값보다 낮은값을 가지기 때문에 협력센싱 집단의 규모가 감소하지만, HP이하로 감소하게 되면 다시 증가하게 될 것이다. 따라서 ii)의 경우와 같이 HP에서 평형점이 도출 될 것이다.

초기 협력센싱 집단 비율이 LP 이상일 경우에는 HP에서 의도했던 평형점을 얻을 수 있지만, LP이하일 경우 모두 로컬센싱 집단의 구성원이 되어 의도한 결과를 얻을 수 없을 것이다. 따라서 LP 이상의 협력센싱 집단 비율로 알고리즘의 시작점을 잡아야 한다.

### 3.3 Learning algorithm

본 논문의 협력 센싱 게임에서 부사용자들의 집단은 replicator dynamics (12.1) (12.2)를 사용하여 ESS 상태를 도출해 낼 수 있다. 이를 위해서 가장 간단히 해결 할 수 있는 방법은 부사용자간 서로의 효용함수를 공유하여, 최적의 효용값을 찾는 방법일 것이다. 하지만 분산 통신망에서 각각의 부사용자들이 자신의 개인 데이터를 공개하는 것은 용이하지 않다. 따라서 개인 정보의 교환 없이 점차적으로 ESS에 수렴할 수

표 2. 모의실험 파라미터  
Table 2. Simulation parameter

Parameters	Value	Description
$m_{total}$	50	The number of SUs
$N$	10	The number of samples
$P_m$	10%	Missing probability
$P_f$	4%	False alarm probability
$P_e$	0.01%	Reporting error probability

있는 learning 알고리즘이 필요하다. 여러 가지 알고리즘이 존재하지만 본 논문에서는 플레이어의 action 선택에 따른 효용값이 높을수록 그 action의 선택 확률을 높이는 reinforcement 알고리즘을 응용한 learning 알고리즘을 사용한다.

각각의 부사용자들은 자신의 행동에 따라 로컬센싱 집단의 경우 식 (5)에 따라, 협력센싱을 택한 경우 식 (11)에 따른 효용값을 얻게 된다. 여기서 부사용자들이  $t$  스테이지까지 전략  $s$ 를 선택 했을때의 평균 효용값을  $U_s(t)$ 라고 하고, 모든 전략을 택했을때의 평균

효용값을  $\tilde{U}(t)$ 라고 했을 때, 다음  $t+1$  스테이지에서 부사용자가 전략  $s$ 를 선택할 확률은 다음과 같다.

$$p_s(t+1) = p_s(t) + \kappa [U_s(t) - \tilde{U}(t)] p_s(t) \tag{14}$$

여기서  $\kappa$ 는 각 부사용자들의 임의 step-size를 의미한다.

스테이지가 시작되면 각각의 부사용자들은 전략들을 임의의 확률로 선택한다. 점차 스테이지가 진행되면서 공식 (14)에 따라 좀 더 높은 효용값을 가지는 전략을 택할 확률이 높아지게 되고, 반대로 낮은 효용값의 전략의 확률은 낮아지면서, 일정스테이지 진행 후 각 전략을 택할 확률  $p_s(t+1)$ 의 값은 하나의 평형점으로 수렴하게 될 것이다. 이 과정에서 공식 (16)는 불연속 상황에서의 replicator dynamics로 볼 수 있기 때문에, 수렴하게되는 한 지점 ESS 상태가 될 것이다. learning algorithm을 적용한 본 논문의 연합 센싱 과정은 표 1과 같이 종합 할 수 있다.

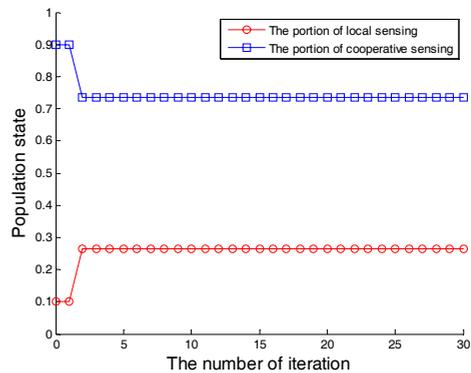
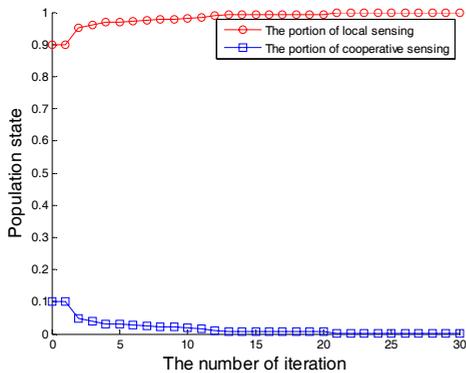
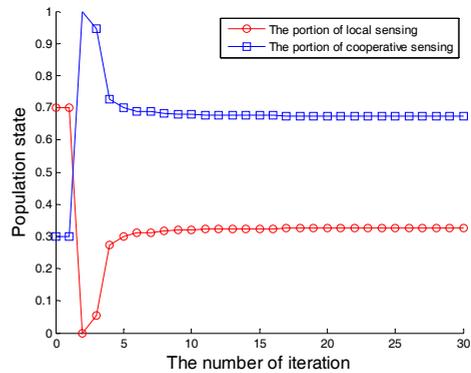
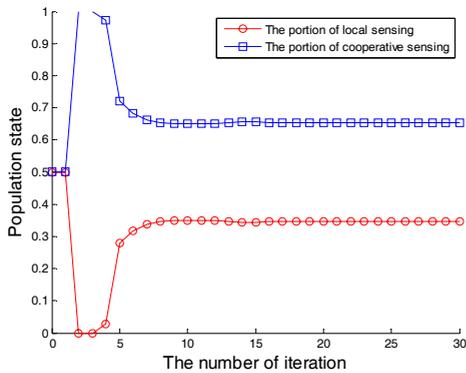


그림 9. Homogeneous 상황의 인구 상태 변화  
Fig. 9. Population states of homogeneous players

표 1. 연합 센싱 알고리즘  
Table 1. Cooperative sensing algorithm

1.	Each SU initializes stepsize and $p_s(t)$
2.	<b>for</b> each time slot $t$
3.	SU chooses an strategy $s$ with probability $p_s(t)$
4.	<b>if</b> $s$ is in cooperative sensing
5.	SU senses the inband or outband channels by CH's order
6.	CH determine PU's state
7.	SU receives a payoff determined by (12)
8.	<b>else</b>
9.	SU senses the inband and outband channels
10.	SU determines PU's state
11.	SU receives a payoff determined by (13)
12.	<b>end if</b>
13.	Each SU updates probability using (16) until converging to a stable equilibrium
14.	<b>end for</b>

#### IV. 모의실험

본 장에서는 제안된 알고리즘을 통하여 주어진 알고리즘의 정확한 동작 여부를 확인하기 위하여 MATLAB을 통해 모의 실험환경을 조성하였다. 부사용자중 하나의 개체를 클러스터 헤드로 지정하고, 각각의 부사용자들은 제안된 학습 알고리즘을 사용하여 스스로 ESS상태로 수렴하는 과정을 확인하였다. 실험 환경은 6000m×6000m 인지무선 네트워크 환경을 가정하였으며, 각각의 변수는 표 2와 같다. 각각의 노드는 같은 변수값을 가진다고 가정하고 노드의 수는 50 개로 정의하였다.

모의 실험이 진행되는 동안 클러스터 헤드를 제외한 부사용자들은 일정 확률로 자신의 전략을 선택하면서 그 전략 선택에 대한 효용함수에 따라 효용값을 얻게 될 것이다. 러닝알고리즘에 따라 부사용자들의

전략 선택의 확률이 변하면서 일정 시간이 흐른 후 각 전략을 선택하는 확률이 평형점에 도달하게 될 것이다. 이 상태에 이르게 되면 집단에서 각각의 전략을 택한 부사용자들 집단의 비율 또한 일정해 지면서 ESS 상태로 도달하게 될 것이다. 그림 9는 스테이지 진행에 따른 각 전략을 택한 집단의 비율의 변화를 보여주고 있다. 초기 확률의 변화를 주면서 집단의 비율 변화를 관찰한 결과 스테이지가 진행되면서 비율이 변화하지만 일정 스테이지가 지난 후 평형상태에 도달함을 알 수 있다.

그림 9를 보면 모든 집단이 평형상태에 도달함은 동일하지만 초기 집단의 비율에 따라 평형점의 위치가 달라짐을 알 수 있다. 3장 2절에서 설명하고 있듯이 초기 협력센싱 집단의 비율이 LP보다 낮은 10%일 경우 협력센싱 집단의 구성원들이 모두 로컬센싱 전략을 택하는 점에서 평형상태가 됨을 알 수 있다. 만약 초기 집단 비율이 LP와 HP 사이의 50%와 30%일 경우 초기 스테이지에서는 협력센싱집단의 구성원들이 대다수를 구성하지만 점점 HP근처에서 평형점을 찾아감을 보인다. 마지막으로 HP보다 높은 지점인 90% 경우 점차 협력센싱집단의 규모가 감소하면서 HP근처에서 평형점이 구해짐을 보인다. 따라서 의미 있는 평형 지점을 찾기 위해서는 초기 협력센싱집단의 비율을 LP 이상으로 유지해야 한다는 점을 다시 확인 할 수 있다.

그림 10은 모의 실험 과정에서 스테이지 진행에 따른 부사용자들의 상태 변화를 보여주고 있다. 그림 10.a의 초기 스테이지에서는 협력센싱 그룹과 로컬센싱 그룹의 비율이 동일하게 분포하고 있고, 협력 센싱 그룹의 부사용자들의 경우 로컬센싱과 협력센싱을 나누어서 수행하고 있다. 그 뒤 스테이지가 진행되면서 그림 10.b에서는 두 번째 스테이지의 경우 거의 모든 부사용자들이 협력 센싱을 수행하고 있고, 모든 스테이지가 진행된 10.c의 경우 협력 센싱 그룹의 집단

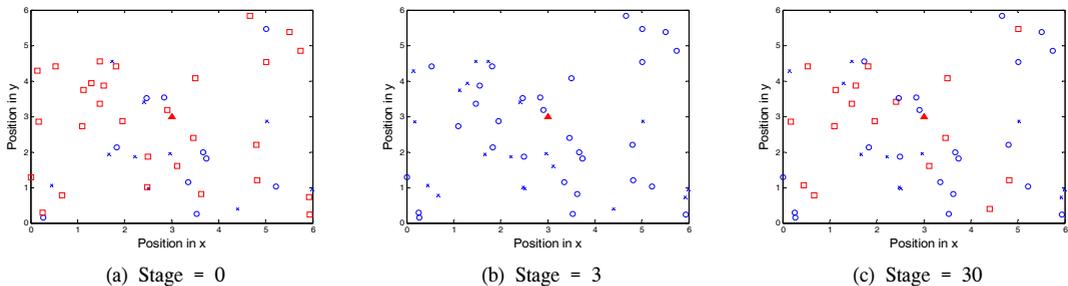


그림 10. 네트워크 토폴로지 변화  
Fig. 10. Change of network topology

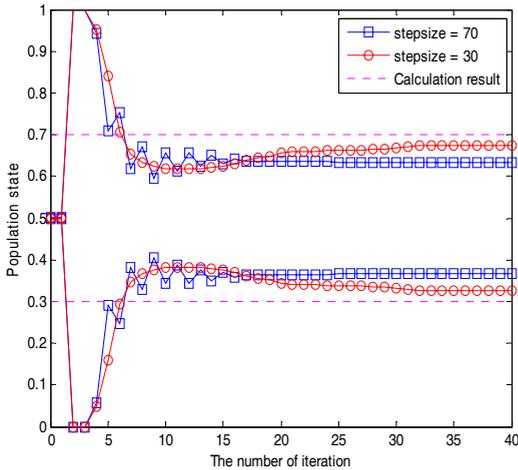


그림 12. Step-size에 따른 인구 상태 변화  
Fig. 12. Population state for stepsize

이 로컬센싱 그룹의 집단보다 더 높은 비율임을 알 수 있다.

좀 더 자세한 분석을 위해서 그림 11은 초기화율이 50% 실험군의 스테이지의 진행에 따른 협력센싱을 택한 집단과 로컬센싱을 택한 집단 효용값 식 (5),(11) 변화를 보여주고 있다. 초기 스테이지가 진행되면 협력 센싱 전략을 택했을 때의 효용값이 더 높기 때문에 협력 센싱을 하는 집단의 개체수가 급격히 증가함을 알 수 있다. 하지만 이에 따른 비용값의 증가로 인해 협력센싱을 택했을 때의 효용값 또한 급격히 감소하게 되고, 다시 개체들이 로컬센싱집단으로 이탈함을 알 수 있다. 결국 협력센싱 집단의 효용값과 로컬센싱 집단의 효용값이 어느정도 비슷한 값으로 수렴할 때 두 집단의 비율도 수렴함을 알 수 있다.

마지막으로 그림 12에는 각 실험군마다 식 16의 step-size를 변화를 주고, 스테이지 진행에 따른 인구 상태 변화를 보여주고 있다. Step-size의 값이 70인 경우 15 스테이지 정도에서 ESS 상태로 빠르게 수렴함을 보이지만 평형 상태에서 계산된 인구 상태에 비해 8%정도의 오차를 보임을 알 수 있다. 반대로 Step-size의 값이 30인 경우 30 스테이지정도에서 ESS 상태로 수렴하기 때문에 70인 경우보다 느린 단점이 있지만 계산된 결과에 비해 2%정도의 오차를 보임을 알 수 있다. 따라서 step-size는 설계 파라미터로 사용자의 우선순위에 따라 정확도를 우선으로 한다면 step-size값을 낮추고, 빠른 평형상태로의 수렴을 우선으로 한다면 step-size 값을 높이는 방법을 취할 수 있을 것이다.

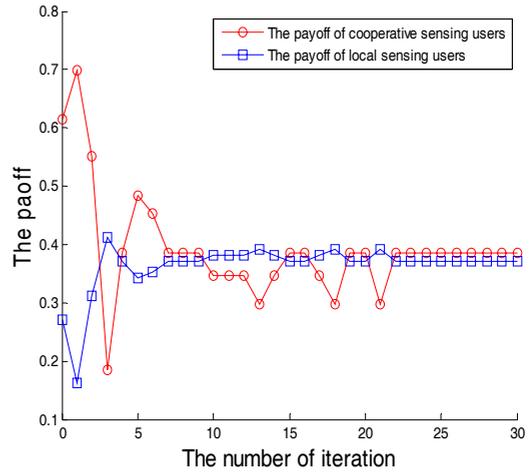


그림 11. Homogeneous 상황의 효용값 변화  
Fig. 11. Payoff states of homogeneous players

### V. 결 론

인지무선 네트워크 환경에서 자신이 통신하고 있는 인밴드 채널 센싱 이외에 후보채널인 아웃밴드 센싱을 수행하는 것은 우발상황 발생 시 신속한 채널 변경으로 지속적인 데이터 전송에 큰 도움을 줄 것이다. 또한 다수의 개체가 존재한다고 했을 때 클러스터 헤드를 중심으로 협력센싱을 할 수 있다면 더 향상된 검출 효과를 얻을 수 있다. 하지만 협력센싱을 수행하는 개체수가 증가 할수록 이에 따른 오경보 확률 또한 증가를 동반하기 때문에 최적화된 협력집단의 수를 유지해야 효용값을 최대로 할 수 있을 것이다.

본 논문에서는 각각의 개체들이 합리적인 판단을 한다고 가정하고, 진화게임 이론을 활용하여 효율적인 인밴드 아웃밴드 협력센싱 방법을 제안한다. 협력센싱을 택한 집단과 로컬센싱을 택한 집단의 효용 함수를 정의하고, replicator dynamics 를 사용하여 두 집단의 효용값이 같아지는 지점에서 ESS상태가 됨을 발견하였다.

더 나아가 본 논문에서 가정한 통신망에서는 부사용자와 CH간의 데이터 교환을 제외한 부사용자간의 데이터 통신은 제한되어 있다. 따라서 모의실험 과정에서 분산 학습 알고리즘을 사용하여 서로간의 정보 교환 없이 자신의 효용값만을 사용하여 ESS상태에서 효율적인 인밴드 아웃밴드 협력센싱 집단 개체 비율을 유지함을 보였다.

References

[1] *Federal Communications Commission Spectrum Policy Task Force*, FCC Report of the Spectrum Efficiency Working Group, Nov. 2002.

[2] J. Mitola and G. Q. Jr. Maguire, "Cognitive radio: Making software radios more personal," *IEEE Trans. Commun. Soc.*, vol. 6, no. 4, pp. 13-18, Aug. 1999.

[3] S. Haykin, "Cognitive radio: Brain-empowered wireless communications," *IEEE J. Sel. Area. Commun.*, vol. 23, no. 2, pp. 201-220, Feb. 2005.

[4] I. F. Akyildiz, "Next generation/dynamic spectrum access/cognitive radio wireless network," *J. Comput. Netw.*, vol. 50, no. 13, pp. 2127-2159, Sept. 2006.

[5] A. Ghasemi, "Collaborative spectrum sensing for opportunistic access in fading environments," *1st IEEE Int. Symp. New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Netwo.(DySPAN 2005)*, vol. 8, no. 11, pp. 131-136, Nov. 2005.

[6] A.W. Edwards, "The genetical theory of natural selection," *J. Genetics* 154, pp. 1419-1426, Apr. 2000.

[7] Z. Han, D. Niyato, W. Saad, T. Basar, and A. Hjørungnes, *Game Theory in Wireless and Communication Networks*, 1st Ed., Cambridge University Press, 2012.

[8] K. Zhu, "Optimal bandwidth allocation with dynamic service selection in heterogeneous wireless networks," *IEEE, Global Telecommun. Conf. (GLOBECOM 2010)*, pp. 1-5, Dec. 2010.

[9] E. Altman, "An evolutionary game approach for the design of congestion control protocols in wireless networks," *6th Int. Symp. Modeling and Optimization in Mobile, Ad Hoc, and Wirel. Netw. Workshops(WiOPT 2008)*, pp. 547-552, Apr. 2008.

[10] K. Kim, "PG-Sensing: Progressive out-of-band spectrum sensing for cognitive radio," *IEEE, Global Telecommun. Conf. (GLOBECOM 2011)*, pp. 1-5, Dec. 2011.

[11] Y.-C. Liang, "Sensing-throughput tradeoff for cognitive radio networks," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 7, no. 4, pp. 1326-1337, Apr.

2008.

[12] H. V. Poor, *An Introduction to Signal Detection and Estimation*, 2nd Ed., NY: Springer-Verlag, 1994.

[13] J. Proakis, *Digital Communications*, 4th Ed., NY: McGraw-Hill, 2001.

[14] W. Zhang and K. B. Letaief, "Cooperative spectrum sensing with transmit and relay diversity in cognitive networks," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 7, pp. 4761-4766, Dec. 2008.

[15] W. Saad, "Coalitional games for distributed collaborative spectrum sensing in cognitive radio network," *IEEE INFOCOM*, pp. 2114-2122, Apr. 2009.

[16] S. Boyd and L. Vandenberghe, *Convex Optimization*, New York, USA: Cambridge University Press, Sept. 2004.

강 건 규 (Keon-Kyu Kang)



2013년 2월 : 인하대학교 정보통신공학과 졸업  
 2013년 3월~현재 : 인하대학교 정보통신 공학과 석사과정  
 <관심분야> Cognitive Radio, Game theory, Spectrum Sensing

유 상 조 (Sang-Jo Yoo)



1988년 2월 : 한양대학교 전자  
통신공학과 졸업

1990년 2월 : 한국과학기술원  
전기및전자공학과 졸업

2000년 8월 : 한국과학기술원  
전자전산학과 졸업

1990년 3월~2001년 2월 : KT  
연구 개발본부

2001년 3월~현재 : 인하대학교 정보통신대학원 교수  
<관심분야> 초고속 통신망, 무선 MAC 프로토콜,  
인터넷 QoS, Cross-layer 프로토콜 설계,  
Cognitive Radio Network