

가중치 합 유전자 알고리즘을 이용한 펌토셀 전력 설정 기법

Power Configuration using Weighted Sum Genetic Algorithm in Femtocell System

홍 인*
(In Hong)

황 재 호**
(Jae-Ho Hwang)

손 성 환***
(Sung-Hwan Shon)

김 재 명****
(Jae-Moung Kim)

요 약

최근 많은 실내 사용자들이 증가함에 따라 실내에서의 취약한 통화 품질의 문제가 대두되고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 셀 소형화 기법이 제시되고 있고, 셀 소형화 기법 중 펌토셀(Femtocell)은 저렴한 설치 비용 대비 고성능의 통화 품질을 제공하기 때문에 문제 해결을 위한 방법으로 많은 연구가 진행되고 있다. 하지만 펌토셀은 사용자에 의해 직접 설치되어 다른 사용자에 대한 간섭을 고려하기 힘들기 때문에, 자기 스스로 주변의 간섭을 고려하여 전력을 설정하여야 한다. 만약 펌토셀 전력이 크게 설정되면 매크로셀 시스템에 간섭으로 작용할 것이며, 반대로 펌토셀 전력이 작게 설정되면 펌토셀 사용자의 수신 성능은 나빠지게 될 것이다. 그러므로 펌토셀 기지국은 매크로셀과 펌토셀 시스템 사이에서 발생하는 trade-off 관계를 잘 고려하여 다른 시스템의 사용자에게는 간섭을 최소화 시키고, 자신의 시스템에 속해 있는 사용자에게는 최대의 신호를 송신하여 좋은 성능을 갖도록 하여야 한다. 본 논문에서는 이러한 trade-off 관계로 인한 문제점을 해결하기 위해 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm)을 이용하여 최적의 펌토셀 전력을 설정한다. 또한 가중치 합(Weighted Sum Approach) 기법을 통해 시스템 목적에 따라 다른 가중치를 부여하여 여러 가지 목적에 부합하는 시스템 성능을 갖도록 한다. 컴퓨터 시뮬레이션 수행을 통해 기존의 전력 설정 방식과 제안하는 가중치 합 유전자 알고리즘 기반 펌토셀 전력 설정 방식의 성능을 비교하였으며, 그 결과 제안한 알고리즘의 전력 설정 방식이 사용자에게 더 좋은 SINR(Signal to Noise Interference Ratio)과 많은 채널 용량을 갖는 것을 확인하였다.

Abstract

Due to the effect of indoor coverage problem, the QoS of the indoor users will be degraded dramatically, with the number of indoor users. The femto cell is a popular solution for such problems. Since the price of the femto base station is usually cheap enough, one can sets up huge number of base stations in a small indoor area to reduce the size of communication cell. In this way, the QoS of the indoor users can be improved significantly. Moreover, the data rate can also be increased. However, how to decide an ideal transmitting power according to the surrounding radio environment is not a trivial problem, that still has not been addressed well. If the transmit power of femto base station is too large, the interference to the macro users will be increased. Conversely, if the transmit power of femto base station is too small; the coverage of femto base station will be reduced. To address this problem, we propose a power configuration method in femto base station using Genetic Algorithm by investigating a new fitness function. Furthermore, we adopt the weighted sum approach to improve the user performance in different modes. The simulation results show that the proposed power configuration method can not only improves the downlink SINR, but also enhance the channel capacity for both the Macro cell systems and Femto cell systems compared with some conventional methods.

Key words : Femtocell, genetic algorithm, weighted sum, power configuration, self-organizing network

† 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음(NIPA-2010-C1090-1011-0007).

† 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2010-0008000)

* 주저자 및 교신저자 : 인하대학교 정보통신대학원 석사과정

** 공저자 : 인하대학교 정보통신대학원 박사과정

*** 공저자 : 인하대학교 정보통신대학원 박사과정

**** 공저자 : 인하대학교 정보통신대학원 교수

1. 서 론

최근 많은 사용자들이 가정이나 사무실과 같은 실내에서 유선 전화가 아닌 이동 통신 단말기를 이용하는 비율이 점점 증가하고 있다. 근래 무선 통신 사용 경향에 대한 연구에 따르면 무선 통화의 50% 이상 그리고 무선 데이터 통신의 70% 이상이 실내에서 이루어지고 있다[1]. 하지만 현재 사용되고 있는 매크로셀 기반의 통신 시스템에서는 밀폐된 공간에 위치한 사용자들이 기지국으로부터 먼 셀 가장자리에 존재하면 상대적으로 취약한 품질의 신호를 수신하게 된다. 이러한 문제를 해결하기 위해 많은 수의 기지국을 설치하는 방법이 있지만, 이 방법은 큰 비용을 필요로 하기 때문에 적절하지 않다. 이에 실내에서의 음영 영역 문제를 해결하려는 방법으로 펌토셀이 제시되고 있다.

펌토셀은 100조분의 1을 의미하는 펌토(10^{-15})와 이동전화 통화 가능지역 단위를 말하는 셀의 합성어로 가정이나 사무실 등 실내에서 사용되는 초소형 이동 통신용 기지국으로, 이동전화와 인터넷을 연결하여 저렴한 비용으로 유무선 융합서비스를 제공하는 기술이다[2]. 펌토셀은 무선랜 중계기와 비슷한 역할을 하지만 인터넷 접속이 아닌 이동전화 접속을 위한 중계기 역할을 한다는 점에서 차이가 있으며 단순히 전파를 중계하는 것이 아니라 기지국과 마찬가지로 자체 용량을 갖고 있으며 무선으로 연결되지 않고 초고속 인터넷과 연결해 사용할 수 있다는 점에서 기존의 이동전화 옥내 중계기와도 구별된다.

펌토셀의 도입은 실내 커버리지를 확대하여 향상된 서비스 품질을 제공하는 것 이외에도 사업자 측면과 사용자 측면에서 다양한 이점을 가지고 있다. 사업자 측면에서는 커버리지 확보를 위해 큰 비용이 요구되는 매크로셀 기지국을 설치할 필요성을 줄여주며 또한 고속의 서비스도 제공할 수 있게 됨으로써 다양한 홈 부가가치 사업을 펼칠 수 있다. 또한 사용자 측면에서는 실내에서 저렴한 비용으로 향상된 고속의 서비스를 안정적으로 받을 수 있다는 이점이 있다.

이러한 이점을 가진 펌토셀이 적절하게 동작하기 위해서는 여러 가지 문제점들을 고려해야 한다. 현재 펌토셀에 대해 연구가 활발히 진행되고 있는 분야로는 시스템 구조, 실내 동기화, 초기 자원 할당, 자가 최적화, 주파수 배치, 커버리지 및 간섭관리 등 많은 이슈가 있는데 본 논문에서는 초기 자원 할당 및 자가 최적화와 관련된 자기 구성 네트워크(SON : Self-Organization Network) 이슈에 대해 접근을 한다[1].

SON은 서로 다른 개체들이 결합하여 상호 작용함으로써 더 좋은 효과를 기대하는 self-organization의 개념을 이용하여 네트워크를 더 안정적이고 효율적이면서 확장 가능하게 구성하는 것을 목적으로 주로 이동 통신, 무선 통신, 센서 네트워크 및 교통 시스템과 같이 네트워크의 구조가 분산적, 지역적으로 이루어진 시스템에서 기지국들의 이동성을 고려한 최적화 연구가 이루어지고 있다[3-5]. 특히 차세대 이동 통신망에서는 펌토셀 같은 노드들이 사업자에 의해 지정된 최적의 위치에 설치되는 것이 아니라, 사용자가 설치하는 것으로 미리 셀 설계를 할 수 없으므로 네트워크를 안정적이고 효율적으로 구성하기 힘들다. 그래서 펌토셀 노드 스스로 주변 환경을 탐지하여 최적화를 수행하여야 한다. 그러므로 이때의 SON은 노드를 옥내 및 옥외에 설치할 때 노드가 스스로 네트워크에 접속하고, 주변 환경에 따라 적절히 셀 계획(cell planning)을 수행하는 기능을 갖춘 네트워크로 정의할 수 있다[6].

IEEE와 3GPP의 표준화 단체에서 SON에 관해 제시하고 있는 표준 문서들을 보면 무선 이동통신망에서의 SON은 다음과 같은 주기를 가지고 있는 것을 알 수 있다[7,8]. 우선, 각각의 노드들이 무선 환경을 감지한다. 여기서 환경에 대한 감지는 각각의 노드가 위치 기반의 정보를 수집하고, 이를 특정 중앙 노드에 전송하거나 하지 않는다. 지역적인 정보만으로 동작을 결정하고 개별적으로 최적화하는 알고리즘을 적용한다. 이렇게 결정된 동작을 실행에 옮겨서 시스템을 혹은 노드를 재구성해주고, 각각의 노드들이 계속해서 환경을 감시하고 있으므로

이웃의 노드들이 변화를 감지할 수 있다. 즉 주변 노드들도 변화를 감지하여 최적화를 수행하고 자신의 설정을 변경하는 과정을 수행하게 된다. 이렇게 각각의 요소들이 변화에 적응하고 재구성하는 과정을 주고 받으면서 상호 작용하게 된다. 또한 이러한 동작들이 전체적인 시스템의 목적을 만족시키는 방향으로 이루어진다[9].

본 논문에서는 이러한 SON기술을 이용하여 매크로셀과 펌토셀 시스템에서 이루려는 목적을 동시에 만족시키기 위해 두 시스템의 관계를 정확히 분석한 후 각각의 목적에 맞게 펌토셀의 송신 전력을 최적화 하도록 한다. 펌토셀의 송신 전력은 매크로셀과 펌토셀 사용자의 수신 SINR에 있어서 trade-off 관계를 갖게 되는데, 펌토셀의 전력을 높게 설정하게 되면 매크로셀 사용자의 수신 SINR이 나빠지게 되고, 반대로 펌토셀의 전력을 낮게 설정하면 펌토셀 사용자의 수신 SINR이 나빠지게 된다. 따라서 이러한 문제점을 해결하고 최적화된 전력을 설정하기 위해 최적화 알고리즘인 유전자 알고리즘을 적용하여 최적 전력 설정 방식을 제안한다. 또한 여러 가지 시스템 목적 중 어느 목적에 비중을 두고 시스템을 운용할 것인지를 결정하기 위해 가중치 합 방식을 이용한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 우선 II장에서 본 논문에서 가정하는 간섭 모델과 시스템 모델을 제시하고 III장에서 기존의 펌토셀 전력 설정 방식에 대하여 알아본다. 그리고 IV장에서는 본 논문에서 제안하는 가중치 합 유전자 알고리즘 방식에 대하여 설명하고 V장에서는 제안한 알고리즘을 적용했을 때 기존 방식과의 성능 비교를 한다. 마지막으로 VI장에서 본 논문의 결론을 맺는다.

본 논문에서는 3GPP TSG-RAN WR4 에서 정의된 용어를 사용하도록 한다[10].

- MNB(Macrocell NodeB) : 매크로 기지국
- MUE(Macrocell User Equipment) : 매크로 사용자
- HNB(Home NodeB) : 펌토 기지국
- HUE(Home User Equipment) : 펌토 사용자

II. 시스템 모델

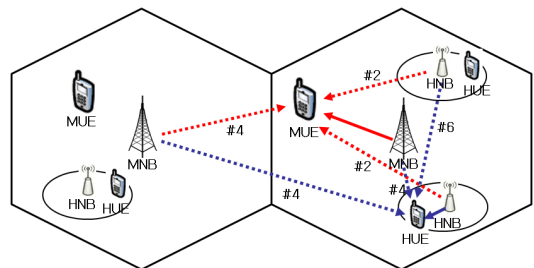
1. 간섭 모델

본 논문에서는 매크로셀과 펌토셀이 공존하는 시스템에서 HUE와 MUE의 수신 성능에 대한 성능을 분석한다.

펌토셀 접속 방식은 오직 허용된 사용자만이 펌토셀을 사용할 수 있는 CSG(Closed Subscriber Group)방식으로 가정한다. CSG 접속 방식은 특정 사용자에게만 접속이 허용되기 때문에 MUE와 HNB 사이의 채널 상태가 좋아도 접속 권한이 없다면 핸드오버를 할 수 없다. 오히려 좋은 채널 상태 때문에 매크로셀과 펌토셀 사이에 서로 큰 간섭을 미치게 된다. 그리고 채널 사용 방식은 매크로셀과 펌토셀이 전체 주파수 대역을 공유하는 Co-channel로 가정한다. 따라서 매크로셀과 펌토셀 간 간섭과 펌토셀과 다른 펌토셀 간 간섭이 치명적으로 작용한다. <표 1>과 <그림 1>은 각각 3GPP에서 제시한 매크로-펌토셀 및 펌토-펌토셀 간의 간섭 시나리오

<표 1> 매크로-펌토셀 간섭 시나리오
(Table 1) Macro-Femto interference scenario

	Aggressor	Victim	
#1	HUE	MNB	UL
#2	HNB	MUE	DL
#3	MUE	HNB	UL
#4	MNB	HUE	DL
#5	HUE	Other HNB	UL
#6	HNB	Other UE of HNB	DL



<그림 1> 매크로-펌토셀 사용자의 간섭 형태
(Fig. 1) Macro-Femto interference environment

와 MUE와 HUE가 받는 간섭 형태를 나타낸다[10]. 본 논문에서는 6가지 간섭 시나리오 중 하향링크 간섭 즉 시나리오 #2, #4, #6만을 고려한다.

2. 하향링크 SINR 측정

HNB의 전송 신호는 MUE와 다른 그룹의 HUE에게 간섭으로 작용하고, MNB의 전송 신호는 셀 내에 있는 HUE와 인접한 셀의 MUE에게 간섭으로 작용하여 수신 SINR을 저하시키고, 시스템 용량을 열화 시킨다.

이때 MUE의 수신 SINR을 측정하기 위해 다음의 식을 이용하여 계산한다.

$$SINR_{MUE} = \frac{S_{MUE}}{\sum I_{HNB} + \sum I_{adj.MNB} + N_{MUE}} \quad (1)$$

식 (1)에서 S_{MUE} 는 MUE가 MNB로부터 받은 신호 전력, I_{HNB} 는 MUE가 HNB로부터 받은 간섭 전력, $I_{adj.MNB}$ 는 MUE가 인접한 MNB로부터 받은 간섭 전력 그리고 N_{MUE} 는 MUE의 수신 잡음 전력을 의미한다.

또한 HUE의 수신 SINR을 측정하기 위해 다음의 식을 이용하여 계산한다.

$$SINR_{HUE} = \frac{S_{HUE}}{\sum I_{adj.HNB} + I_{MNB} + \sum I_{adj.MNB} + N_{HUE}} \quad (2)$$

식 (2)에서 S_{HUE} 는 HUE가 HNB로부터 받은 신호 전력, $I_{adj.HNB}$ 는 HUE가 다른 그룹의 HNB로부터 받은 간섭 전력, I_{MNB} 는 HUE가 속해있는 MNB로부터 받은 간섭 전력, $I_{adj.MNB}$ 는 HUE가 인접한 MNB로부터 받은 간섭 전력, 그리고 N_{HUE} 는 HUE의 수신 잡음 전력을 나타낸다.

3. 펌토셀 전력 할당 방식

MUE와 HUE의 하향링크 SINR을 향상시키고 간섭을 완화시키기 위하여 HNB는 자신의 송신 전력을

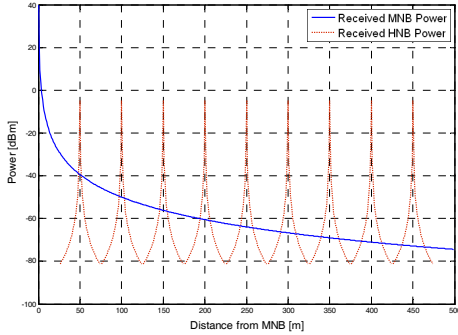
조절하여야 한다. HNB의 전력 조절 방식으로는 셀 내에 있는 모든 HNB의 전력을 동시에 조절하는 중앙 조절 방식과 각각의 HNB가 개별로 주변의 환경을 고려하여 전력을 조절하는 개별 제어 방식으로 구분되는데, 본 논문에서는 중앙 조절 방식으로 가정한다. 중앙 조절 방식은 셀 내의 HUE가 인접한 MNB 또는 다른 그룹의 HNB로부터 받는 간섭 전력 또는 HNB가 다른 그룹의 HUE에게 미치는 간섭 전력을 계산하여 최적의 HNB 송신 전력을 결정하는 방식이다. 이때 HNB는 할당하려는 최적의 파워를 계산하기 위하여 MUE와 다른 그룹의 HNB 위치 정보가 필요하다. GPS가 내장되어 있지 않은 MUE의 경우 위치 정보는 MNB에서 계산되어 유선으로 연결된 backhaul 망을 통해 HNB로 전달되고, 다른 그룹의 HNB 위치 정보 또한 backhaul 망을 통해 받을 수 있다. 이렇게 HNB는 MUE와 다른 그룹의 HNB 위치 정보를 받은 후 MUE와 다른 그룹의 HUE에게 최소한의 간섭을 주고 자신의 영역 안에 속해 있는 HUE에게는 최상의 통화 품질을 제공할 수 있도록 전력을 할당하게 된다.

III. 기존의 펌토셀 전력 설정 기법

매크로셀과 펌토셀이 공존하는 시스템에서 HNB의 송신 전력을 설정하기 위해서는 여러 가지 조건을 고려하여야 한다. 우선 HNB의 최소 통화 범위를 만족시킬 수 있는 송신 전력을 선택하여야 하고, HNB의 통화 범위 내에 속해 있지 않은 사용자에게 미치는 간섭이 최소화 되도록 고려하여야 한다. 기존에 제안된 펌토셀 전력 설정 기법 중 [11]에서는 펌토셀 전력 설정 기법으로 펌토셀의 전력을 일정하게 설정하는 고정 전력 설정 방식과 주변 매크로셀 사용자로부터 받는 간섭량을 고려하여 펌토셀의 전력을 설정하는 자동 전력 설정 방식을 소개하고 있다.

1. 고정 전력 설정 기법

고정 전력 설정 기법은 HNB의 송신 전력을 일정



〈그림 2〉 고정 전력 설정 방식
(Fig. 2) Fixed power configuration scheme

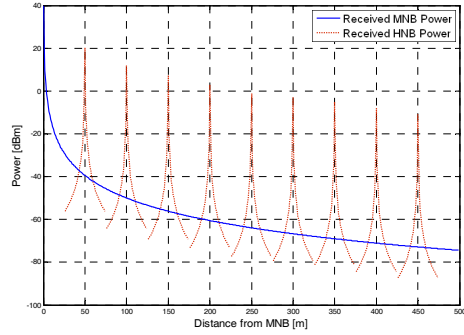
하게 설정하는 방식이다. 여기서 MNB 범위 내에 설치된 전체 HNB의 반경은 평균적으로 10m가 되도록 한다. 이는 실험적으로 HNB의 전력을 5dBm으로 설정하였을 경우 얻을 수 있었다. 하지만 고정 전력 할당 방식은 실제로 사용되지 않으며 오직 다른 기법과 비교를 위하여 제시한다.

<그림 2>는 고정 전력 설정 방식을 적용했을 때 거리에 따른 HUE와 MUE의 수신 전력을 보여준다.

여기서 MNB로부터 가까운 거리에 위치한 HNB의 반경은 비교적 작게 설정되어 펠토셀 사이에 간섭은 존재하지 않는다. 그러나 반대로 MNB로부터 멀리 위치한 HNB의 반경은 비교적 크게 설정되어 펠토셀 사이에 간섭이 커지게 된다. 그러므로 이 방식은 실제 환경에서 적절하지 않다는 것을 알 수 있다.

2. 자동 전력 설정 기법

자동 전력 설정 방식은 HNB의 최소 반경 조건을 만족시키고 다른 그룹의 HUE에게 최소한의 간섭을 미치도록 하는 방식이다. 여기서 HNB의 송신 전력은 MNB로부터 수신한 전력이 HNB의 목표 반경 r 미터 떨어진 곳에서 수신한 전력과 같아지도록 설정한다. 여기서 HNB의 목표 반경은 $r = 10m$, 최대 송신 전력은 $P_{max} = 125mW$ 로 가정하며, HNB 송신 전력 P_{femto} 는 다음과 같이 계산된다[11].



〈그림 3〉 자동 전력 설정 방식
(Fig. 3) Auto power configuration scheme

$$P_{femto} = \min(P_{macro} + G(\theta) - L_{macro}(d) + L_{femto}(r), P_{max}) \quad (3)$$

식 (3)에서 $L_{femto}(r)$ 는 HNB의 경로 손실 함수로서 $38.5 + 20\log_{10}(r)$ 로 표현되며, wall loss는 제외된 셀 반경 $r(m)$ 에서의 경로 손실 값을 나타낸다. P_{macro} 는 MNB의 송신 전력을 나타내며, $G(\theta)$ 는 MNB가 신호를 전송할 때의 안테나 이득인데 이는 각도 θ 에 따른 함수로 표현 될 수 있다. $L_{macro}(d)$ 는 MNB 경로 손실 모델로서, $28 + 35\log_{10}(d)$ 로 표현되며, MNB 경로 손실 모델 또한 wall loss는 제외된 것으로 가정한다.

이러한 자동 전력 설정 방식은 HNB가 MNB로부터 떨어진 거리에 상관없이 HNB의 반경이 일정하도록 해준다. [11]에서는 HNB의 반경이 10m가 되도록 가정하였는데, 이는 HNB와 가까운 거리에 있는 MUE와 다른 그룹의 HUE에게 간섭을 최소화시키기 위함이다.

<그림 3>은 자동 전력 설정 기법을 적용했을 때 식 (3)에 의해 계산된 HUE의 수신 전력과 경로 손실 모델에 의해 계산된 MUE의 수신 전력을 보여준다. 여기서 HNB의 송신 전력은 MNB 반경 50m 부근까지는 최대 파워인 약 20dBm 값을 갖게 되고 이후 거리가 멀어질수록 HNB의 송신 전력은 작게 설정된다. 이는 MNB로부터 멀어질수록 MUE가 받는 전력이 작아지므로 요구조건인 HNB 반경 10m를 만족시키는 전력 또한 줄어들게 됨을 알 수 있다.

IV. 제안하는 가중치 합 유전자 알고리즘 기반 자동 전력 설정 기법

3장에서 소개한 기존의 자동 전력 설정 기법은 HNB가 MNB로부터 수신되는 전력을 이용하여 자기 자신의 송신 전력을 결정하는 방식이다. 이러한 방식은 HNB의 반경을 10m로 유지시켜 안정된 수준의 QoS를 만족시킨다. 하지만 HNB 주변에 MUE와 다른 그룹의 HUE가 존재하지 않는다면 HNB는 더 큰 전력을 사용하여 HUE에게 더 좋은 품질의 QoS를 만족시킬 수 있다.

이러한 방식을 적용하기 위해서는 매크로셀과 펌토셀 시스템의 trade-off 관계를 분석하여야 한다. HNB가 송신 전력을 크게 하면 MUE 및 다른 그룹의 HUE에게 미치는 간섭이 커지게 되는 반면, HNB가 송신 전력을 작게 하면 HUE의 QoS는 나빠지게 된다.

이와 같이 HNB의 송신 전력은 매크로셀과 펌토셀 시스템 사이에서 trade-off 관계로 작용하기 때문에 동시에 두가지 시스템을 최적화 시키기란 매우 어렵다. 본 장에서는 이러한 시스템을 최적화시키기 위해 가중치 합 유전자 알고리즘을 이용한 전력 설정 기법을 제시한다.

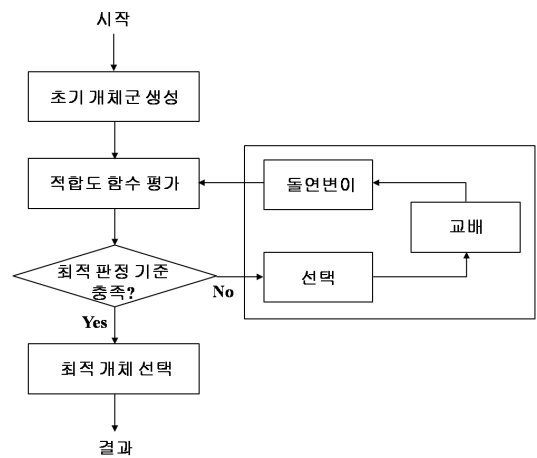
1. 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 다윈의 진화론에 기인한 최적화 방법으로써 1960년대와 1970년대에 John Holland에 의해 발전되었으며 비선형적(non-linear) 및 선형적(linear) 문제뿐만 아니라 다양한 분야에 적용되고 있다[12,13]. 특히 이동 통신 분야에서 유전자 알고리즘은 통신 변수들 사이에서 발생하는 trade-off 관계를 해결하고 최적의 통신 자원을 할당하는 분야에서 이용되고 있다. [14]에서는 유전자 알고리즘을 이용하여 무선 인지 시스템의 우선 사용자에 대한 간섭 확률을 효과적으로 줄이면서 무선 인지 시스템의 데이터 처리율의 최대화와 outage 확률의 최소화를 동시에 만족시키는 유전자 알고리즘 기법을 제안하였다. 또한 [15]에서는 펌토셀 시스

템에서 HNB의 송신 전력에 의해 생기는 커버리지 홀을 최소화 시키는 동시에 펌토셀 커버리지를 최대화시키기 위해 유전자 알고리즘을 적용하였다.

본 논문에서는 기존의 연구들과 다르게 매크로셀과 펌토셀이 공존하는 다중 계층 통신 시스템에서 HNB의 송신 전력에 의해 통신 변수들이 trade-off 관계로 작용하는 점을 고려하여 매크로셀 사용자가 받는 간섭은 최소화 시키는 동시에 펌토셀 사용자가 받는 신호 전력은 최대화시키기 위해 유전자 알고리즘 기반 펌토셀 전력 설정 기법을 제안한다. 또한 기존의 유전자 알고리즘에 가중치 합 방식을 적용하여 각각 다른 시스템 목적에 부합되는 성능을 갖도록 한다.

본 논문에서 제안하는 유전자 알고리즘의 기본적인 수행 구조는 <그림 4>와 같다. 문제 해결을 위해 탐색 공간 내에서 임의로 생성된 해들은 코딩 과정을 통해 각각의 염색체로 생성되며 염색체들이 모여 하나의 유전자를 형성하게 된다. 이렇게 생성된 유전자는 집단을 형성하여 개체군을 이루고, 이러한 개체군은 문제 해결을 위한 하나의 해집합을 의미한다. 그리고 개체군은 적합도 함수를 통해 적합도를 가지게 되어 목적에 부합하는 우수한 유전자와 그렇지 않은 도태되는 유전자로 구분되어 첫 번째 세대가 만들어진다. 이렇게 첫 번째 세대가 만



<그림 4> 유전자 알고리즘 순서도
<Fig. 4> Flow chart of Genetic Algorithm

들어지면 최적 판정 조건을 거쳐 제한 조건을 만족시키지 못하면 새로운 개체를 형성하도록 한다. 이때 새로운 개체를 형성하기 위해 우월한 유전자를 선택하고, 선택된 유전자의 염색체를 부분적으로 교배하여 새로운 유전자를 생성한다. 교배 이후 유전자를 일정한 확률로 변화시켜 더 나은 후손을 생성하는 변이 과정을 거쳐야 하는데, 만약 변이 과정을 거치지 않는다면 초기 유전자 조합 이외의 공간을 탐색할 수 없어 더 나은 후손의 생성을 기대하기 어렵다. 마지막으로 재조합을 통해 우수한 유전자와 그렇지 못한 유전자를 대치함으로써 한번의 세대가 진행된다. 이러한 절차는 최적 판정 기준에 도달할 때까지 진행되며, 이를 통해 최후에는 가장 적합한 값을 가지는 세대를 얻게 된다[16].

2. 개체 표현 방법

유전자 알고리즘에서 초기 개체군을 형성하기 위해 유전자와 염색체를 먼저 정의하여야 한다. 본 논문에서는 HNB의 송신 전력이 변수로 작용하여 매크로셀과 펌토셀 시스템의 성능을 좌우하기 때문에, 유전자는 HNB 송신 전력으로 설정하고, 염색체는 유전자가 모여 이루어진 셀 내에 있는 모든 HNB의 송신 전력으로 설정한다. <그림 5>는 이러한 염색체와 유전자의 구조를 나타낸다.

각각의 유전자는 HNB 송신 전력을 나타내는데, 이값은 임의로 설정되고 코딩 과정을 통해 0과 1로 이루어진 2진수 값으로 표현된다. 이렇게 생성된 g 개의 유전자는 한 개의 염색체를 이루고, 이러한 염색체는 다시 여러개가 모여 초기 개체군이 형성된다.

Population						
	Gene #1	Gene #2	Gene #3	Gene #4	...	Gene #g
Chromosome #1	HNB #1 Power	HNB #2 Power	HNB #3 Power	HNB #4 Power	...	HNB #N Power
Chromosome #2	HNB #1 Power	HNB #2 Power	HNB #3 Power	HNB #4 Power	...	HNB #N Power
Chromosome #c	HNB #1 Power	HNB #2 Power	HNB #3 Power	HNB #4 Power	...	HNB #N Power

<그림 5> 개체군 구조
<Fig. 5> Population structure

그리고 초기 개체군은 이 상태를 시점으로 적합도 함수에 평가되어 우수한 유전자가 선택되고, 세대수만큼 교배와 돌연변이 등을 거치며 최적의 값을 찾게 된다.

3. 적합도 함수

적합도 함수는 매크로셀과 펌토셀 시스템 사이에서 존재하는 trade-off 관계를 나타낼 수 있도록 표현하여야 한다. 이를 위해서 먼저, 각 단일 목적 적합도 함수를 정의하여야 한다. 본 논문에서 단일 목적 적합도 함수는 총 3개로 구성 하였다.

1) MUE가 받는 간섭 전력 최소화 적합도 함수

첫 번째 적합도 함수 f_1 은 MUE가 HNB로부터 받는 간섭을 최소화시키기 위한 적합도 함수로서, HNB의 송신 전력이 작을수록 MUE가 받는 간섭 전력은 작아지므로 좋은 적합도를 갖게 된다. 이러한 적합도 함수 f_1 은 다음과 같이 나타낸다.

$$f_1 = 1 - \frac{I_{MUE}}{I_{\max, MUE}} \quad (4)$$

식 (4)에서 $I_{\max, MUE}$ 는 모든 HNB의 송신 전력이 최대로($P_{\max} = 20dBm$)로 설정되었을 때 MUE가 받는 평균 간섭 전력을 나타내고, I_{MUE} 는 HNB의 송신 전력이 유전자 알고리즘에 적용되어 설정되었을 때 MUE가 받는 평균 간섭 전력을 나타낸다. 여기서 I_{MUE} 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$I_{MUE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (P_j - L_{j,i}) \quad (5)$$

식 (5)에서 P_j 는 j 번째 HNB의 전력을 나타내고 $L_{j,i}$ 는 j 번째 HNB로부터 i 번째 MUE가 받는 경로 손실을 나타낸다. 그리고 N 과 M 은 각각 MUE와 HNB의 수를 나타낸다.

HNB의 송신 전력이 높게 설정되면 MUE가 받는 평균 간섭 전력은 커지게 되며 적합도는 작아진다.

반대로 HNB의 송신 전력이 높게 설정되면 MUE의 평균 간섭 전력은 작아지게 되며 적합도는 높아지게 된다.

2) HNB의 송신 전력 최대화 적합도 함수

두 번째 적합도 함수 f_2 는 HNB의 송신 전력을 크게 설정하기 위한 적합도 함수로서, HNB의 송신 전력이 크게 설정될수록 HUE의 SINR은 좋아지게 되기 때문에 좋은 적합도를 갖게 된다. 이러한 적합도 함수 f_2 는 다음과 같이 나타낸다.

$$f_2 = \frac{S_{HUE}}{S_{\max, HUE}} \quad (6)$$

식 (6)에서 $S_{\max, HUE}$ 는 HNB의 송신 전력이 최대 로 설정되었을 때 HUE가 받은 평균 수신 전력을 나타내고 S_{HUE} 는 HNB의 송신 전력이 유전자 알고리즘에 적용되어 설정되었을 때 HUE가 받은 평균 수신 전력을 나타낸다. 여기서 S_{HUE} 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S_{HUE} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (P_j - L_{j,j}) \quad (7)$$

식 (7)에서 P_j 는 j 번째 HNB의 송신 전력을 나타내고, $L_{j,j}$ 는 j 번째 HNB로부터 j 번째 HNB에 속해 있는 HUE가 받는 경로손실을 나타낸다. 그리고 M 은 HUE의 수를 나타낸다.

HNB의 송신 전력이 높게 설정되면 HUE가 받은 평균 수신 전력은 커지게 되고 적합도는 좋아지게 된다. 반대로 HNB의 송신 전력이 낮게 설정 되면 HUE가 받은 평균 수신 전력은 작아지고, 따라서 적합도는 나빠지게 된다.

3) HUE가 받는 간섭 전력 최소화 적합도 함수

세 번째 적합도 함수 f_3 는 HUE가 다른 그룹의 HNB로부터 받는 간섭 전력을 최소화시키기 위한 적합도 함수로서, 다른 그룹의 HNB 송신 전력이

작을수록 HUE가 받는 간섭 전력은 작아지므로 좋은 적합도를 갖게 된다. 이러한 적합도 함수 f_3 은 다음과 같이 나타낸다.

$$f_3 = 1 - \frac{I_{HUE}}{I_{\max, HUE}} \quad (8)$$

식 (8)에서 $I_{\max, HUE}$ 는 HNB의 송신 전력이 최대 로 설정되었을 때, 다른 그룹의 HNB로부터 HUE가 받는 평균 간섭 전력을 나타내고, I_{HUE} 는 HNB의 송신 전력이 유전자 알고리즘에 적용되어 설정되었을 때, 다른 그룹의 HNB로부터 HUE가 받는 평균 간섭 전력을 나타낸다. 여기서 I_{HUE} 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$I_{HUE} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M (P_k - L_{k,j}) \quad (9)$$

$$(if \ k = j \text{ at } L_{k,j}, \ P_k - L_{k,j} = 0)$$

식 (9)에서 P_k 는 k 번째 HNB의 송신 전력을 나타내고 $L_{k,j}$ 는 k 번째 HNB로부터 j 번째 HNB에 속해 있는 HUE가 받는 경로손실을 나타낸다. 또한 k 번째 HNB와 j 번째 HUE가 동일한 그룹에 속해 있는 경우 간섭 전력은 없다. 그리고 M 은 HUE의 수를 나타낸다.

HNB의 송신 전력이 높게 설정되면 다른 그룹의 HUE가 받는 평균 간섭 전력은 높아지게 되고 적합도는 나빠지게 된다. 반대로 HNB의 송신 전력이 낮게 설정되면 다른 그룹의 HUE가 받는 평균 간섭 전력은 낮아지고 적합도는 좋아지게 된다.

4) HUE가 받는 간섭 전력 최소화 적합도 함수

앞에서 언급한 단일 적합도 함수들을 유전자 알고리즘에 적용하기 위해서는 한 개의 결합된 적합도 함수로 표현되어야 한다. 본 논문에서는 다수의 단일 적합도 함수를 결합하여 한 개의 다목적 적합도 함수로 표현하기 위해 가중치 합 방식을 적용한다. 여기서 각각의 단일 목적 적합도 함수 $f_i(x)$ 로

이루어진 다목적 적합도 함수 $f(x)$ 는 식 (10)과 같이 정의할 수 있다[17].

$$f(x) = \sum_{i=1}^m w_i f_i(x) \quad (10)$$

동시에 w_1, \dots, w_n 은 다음의 조건을 만족한다[17].

$$\begin{aligned} w_i &\geq 0 \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, n \\ w_1 + w_2 + \dots + w_n &= 1 \end{aligned} \quad (11)$$

식 (11)에서 각각의 가중치(w_1, w_2, \dots, w_n)는 시스템의 목적에 따라 다르게 설정된다.

위에서 제시한 가중치 합 방식을 이용하여 단일 적합도 함수를 다목적 적합도 함수의 결합된 형태로 표현하면 다음과 같다.

$$f_{total} = w_1 f_1 + w_2 f_2 + w_3 f_3 \quad (12)$$

식 (12)에서 다목적 적합도 함수 f_{total} 은 HNB의 송신 전력에 대한 HUE와 MUE의 적합도를 보여준다. 이러한 적합도 값은 개체에 대한 평가의 지표가 되며, 유전자 알고리즘의 세대수가 거듭될수록 증가한다. 그리고 세대수가 일정 수만큼 지나게 되면 적합도는 증가하지 않고 수렴하는데, 이때 주어진 수렴 제한 조건을 만족하는 세대에서 유전자를 선택하여 HNB의 송신 전력을 결정한다.

4. 가중치 합 유전자 알고리즘 수행 과정

<그림 6>은 본 논문에서 최적의 HNB 송신 전력을 찾는 가중치 합 유전자 알고리즘의 수행 과정을 나타낸다.

우선 1단계에서 매크로셀과 펌토셀 시스템 중 어느 시스템의 성능을 더 좋게 할 것인지 모드 선택을 하도록 한다. 여기서 HUE의 성능을 좋게 하기 위한 Mode1과 MUE의 성능을 좋게 하기 위한 Mode2를 제시하였다.

Mode가 선택되면 2단계에서와 같이 유전자 알고

Algorithm : Weighted sum Genetic Algorithm for HNB power configuration

```

01 Set system mode <step 1>
02 mode1 = HUEmode, mode2 = MUEmode
03 Parameter setting <step 2>
04 population_size = 40, num_var = 20
05 Initial population <step 3>
06 chrom = [gene_1 gene_2 ... gene_n]
07 initial_pop = [chrom_1; chrom_2; ...; chrom_m]
08 gen = 1 <step 4>
09 Generation loop
10 if gen ≥ 1
11 Evaluate fitness of initial population <step 5>
12 fit_value(gen) = object_function(initial_pop)
13 sel_chrom = select(chrom, fit_value) <step 6>
14 crs_chrom = crossover(sel_chrom) <step 7>
15 mut_chrom = mutation(crs_chrom) <step 8>
16 New population <step 9>
17 new_pop = reproduction(mut_chrom)
18 gen = gen + 1 <step 10>
19 Evaluate fitness of new population <step 11>
20 fit_value(gen) = object_function(new_pop)
21 Go to step 4 until condition is satisfied <step 12>
    
```

<그림 6> 제안하는 가중치 합 유전자 알고리즘
<Fig. 6> Proposed Weighted sum Genetic Algorithm

리즘을 적용하기 위한 초기 변수 설정을 한다. 유전자의 수는 HNB의 수에 따라 결정되는데, 이때 HNB의 전력은 최대 20dBm에서 최소 -15dBm사이에서 변수 개수(num_var)로 설정된 범위 안에서 임의로 생성된다.

3단계에서는 유전자(gene)들로 구성된 염색체(chrom) 40개(population_size)가 만들어지고 초기 개체군(initial_pop)이 형성된다.

이후 4단계에서는 세대를 헤아리기 위한 카운터인 gen이 1로 설정되고 최적의 값을 찾기 위한세대 진행이 이루어진다.

5단계에서 이루어지는 작업은 개체군에 속해있는 염색체를 적합도 함수에 대입하여 적합도(fit_value)를 찾는 것이다. 적합도 함수(object_function)는 위에서 제시한 것처럼 MUE가 받는 간섭 전력 최소화 함수, HNB의 송신 전력 최대화 함수, HUE가 받는 간섭 전력 최소화 함수 이들 3가지의 단일 목적 적합도 함수가 결합되어 하나의 다목적 적합도 함수로 표현된다. 초기 개체군에 포함된 40개의 염색체는 0에서 1사이의 적합도 값을 갖게 되는데, 가장 잘 적합된 개체에 1의 적합도 값, 가장 잘 적합되지

못한 것에는 0의 적합도 값을 갖게 한다.

위에서 계산된 적합도를 바탕으로 6단계에서는 교배 대상의 개체들을 선택(selection)함수를 통해 sel_chrom으로 반환한다.

그리고 7단계에서 유전자 배열 중의 임의의 위치를 선택하여 개체들간의 유전자 배열을 바꾸는 교배(crossover)함수를 통해 개체들의 유전적 특성을 바꿔 crs_chrom으로 반환한다.

하지만 아무리 교배를 통해 세대가 진행되더라도 같은 유전자들을 갖고 교배를 시키면 더 나은 성능을 갖게 할 수 없다. 그래서 8단계와 같이 돌연변이(mutation)함수를 통해 유전자 배열 중의 유전자를 바꾸는 작업이 필요하다.

이렇게 생성된 개체는 mut_chrom으로 반환되어 9단계의 새로운 개체군(new_population) 생성을 위해 사용된다. 그리고 10단계와 같이 다음 세대 진행을 위해 gen을 증가시키고, 11단계에서 새로운 개체군의 적합도를 다시 평가한다.

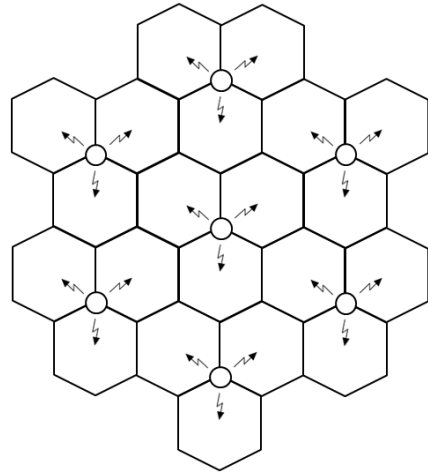
마지막으로 12단계에서는 주어진 수렴 조건을 만족할 때까지 4단계를 반복한다. 이때 수렴 조건으로는 이전 세대 개체군 중 가장 좋은 개체의 적합도와 현재 세대 개체군 중 가장 좋은 개체의 적합도가 일정 세대 동안 거의 차이가 없다면 수렴하는 것으로 한다. 그리고 이러한 수렴 조건을 만족하면 최적의 해에 도달하였다고 판단하여 세대 진행을 중지하고 그 값을 최적의 HNB 송신 전력으로 결정한다.

V. 시뮬레이션 환경 설정 및 성능 분석

본 장에서는 제안하는 가중치 합 유전자 알고리즘을 이용하여 HNB의 송신 전력을 설정하였을 때 시스템의 성능을 알아보기 위해 시뮬레이션 환경 설정 및 이를 이용한 성능 분석을 하도록 한다.

1. 시뮬레이션 환경

시뮬레이션에 사용된 매크로셀은 총 7개로 구성되어 있고 각각의 매크로셀은 3개의 섹터로 구성되



〈그림 7〉 3섹터 매크로셀 환경
〈Fig. 7〉 3-sector Macrocell environment

어 있다. 모든 섹터는 정육각형으로 이루어져 있으며, 한 섹터의 반경은 500m로 가정한다. HNB의 반경은 10m이며 균일하게 분포한다고 가정한다. 시뮬레이션 측정은 중심 매크로셀에 있는 섹터에서 이루어진다. <그림 7>은 시뮬레이션에 사용된 3섹터 매크로셀 배치도를 나타내고 있다. 그리고 시뮬레이션을 위한 경로손실 모델 및 변수는 <표 2>에 제시되어 있다[11].

〈표 2〉 시뮬레이션 파라미터
〈Table 2〉 Simulation parameter

Models	Equation
Outdoor path loss	$28 + 35\log_{10}(d)$ dB, · d : Distance from the macrocell in meters
Indoor path loss	$38.5 + 20\log_{10}(d) + L_{walls}$ dB, · L_{walls} : 3dB for doors, and 1dB for windows
Shadow fading	Random process with log-normal distribution (8dB standard deviation for outdoor, and 4dB for indoor)
Receiver noise power	$10\log(kT/NF)$, · W : 3.84×10^6 Hz · kT : $1.3804 \times 10^{-23} \times 290$ W/Hz · NF_{femto} : 7dB · NF_{macro} : 4dB
Antenna gain	$G(\theta)$ dB = $G_{max} - \min\left[12\left(\frac{\theta}{\beta}\right)^2, G_s\right]$, · β : 70/180, angle where gain pattern is 3dB down from the peak · G_s : 20dB, sidelobe gain level in dB · G_{max} : 16dB, maximum gain level in dB

2. 알고리즘 변수 설정 및 세대별 적합도 평가

유전자 알고리즘을 적용하기 위해 변수를 설정하여야 한다. <표 3>은 이러한 유전자 알고리즘에 사용된 변수 설정값을 보여준다.

그리고 가중치 합 유전자 알고리즘 방식은 다수의 단일 목적 적합도 함수를 한 개의 다목적 적합도 함수로 결합할 때 적용되는 가중치의 값에 따라 최적화의 속도와 성능에 차이를 보인다. 본 논문에서는 시스템 목적에 따라 각각 다른 가중치를 적용하였다. HUE의 성능을 좋게 하기 위해 w_2 에 가중치 비중을 높였고, MUE의 성능을 좋게 하기 위해 w_1 과 w_3 의 가중치 비중을 높게 설정하였다. <표 4>는 시스템 목적에 따른 가중치를 보여준다.

유전자 알고리즘은 세대수가 증가하면서 시스템 성능이 좋아져야 한다. 시스템 성능이 좋아지는 것을 확인하기 위해 세대수에 따른 다목적 적합도 함수의 값을 <그림 8>에 나타내었다.

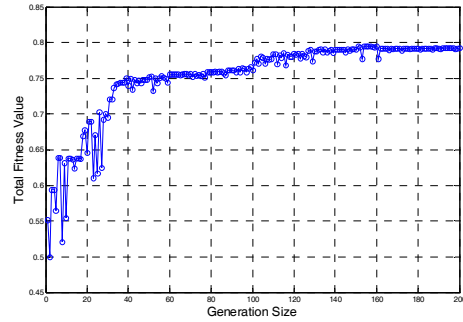
세대수가 증가하면서 초반 30세대까지는 적합도가 급격하게 변동하는 것을 확인할 수 있다. 이것은 본 논문에서 설정한 다목적 적합도 함수가 trade-off 관계를 갖고 있는 다수의 단일 목적 적합도 함수로 결합되어 만들어진 것이기 때문이다. MUE의 SINR을 높이기 위해서는 HUE의 SINR을 포기해야 하고, 반대로 HUE의 SINR을 높이기 위해서는 MUE의 SINR을 포기해야 한다. 이러한 과정에서 적합도가 높아졌다

<표 3> 유전자 알고리즘 변수 설정
<Table 3> Genetic Algorithm variable

Parameter	Value
개체 수	40
변수 정확도	20
세대 간격	0.9
교배 확률	0.7

<표 4> 시스템 목적에 따른 가중치 설정
<Table 4> Weight vector for system objective

Mode	w_1	w_2	w_3
Mode1(HUE 성능 향상)	0.25	0.5	0.25
Mode2(MUE 성능 향상)	0.4	0.2	0.4



<그림 8> 세대수 증가에 따른 적합도 그래프
<Fig. 8> Total fitness value by increasing the generation size

낮아짐을 반복하다가 일정 세대수만큼 지나게 되면 다목적 적합도 함수의 값은 수렴하게 된다. 그리고 위에서 언급한 수렴 조건을 만족하면 그 세대의 개체가 최적의 HNB 송신 전력으로 설정된다.

3. MUE와 HUE의 성능 분석

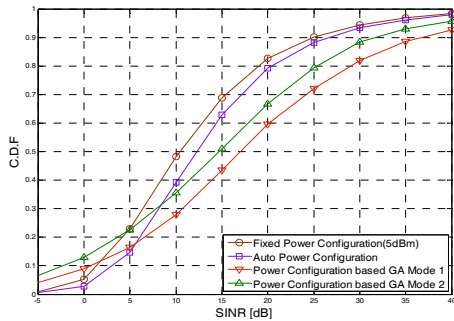
가중치 합 유전자 알고리즘을 적용하여 MUE와 HUE의 성능을 SINR측면과 채널 용량 측면으로 분석한다. SINR은 앞에서 제시한 식 (1)과 식 (2)로 결과를 도출하고, 채널 용량은 다음의 식에 의해 그 값을 얻는다[18].

$$C = W \log_2(1 + SINR) \quad (13)$$

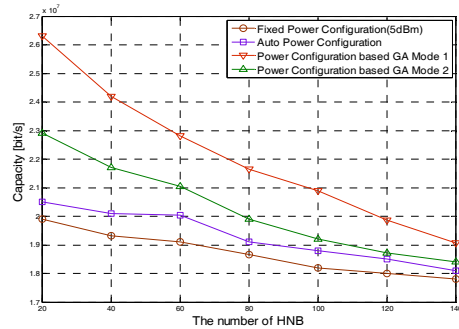
식(13)에서 W 는 대역폭을 나타내고 SINR은 HUE와 MUE의 SINR을 가르킨다. 채널 용량 C 의 단위는 bit/s이다.

<그림 9>와 <그림 10>은 각각 HUE와 MUE측면에서 기존 방식과 가중치 합 유전자 알고리즘 방식을 적용했을 때 수신 SINR에 따른 CDF(Cumulative Distribution Function) 그래프이다. 그리고 가중치 합 유전자 알고리즘 방식은 시스템 목적에 따라 가중치를 변경하여 2가지 Mode로 제시하였다.

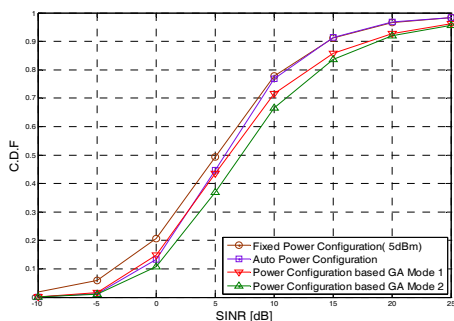
<그림 9>에서 SINR이 15dB일 때 Mode1의 CDF 값이 약 0.42, Mode2의 CDF 값이 약 0.51인 것을 볼 수 있다. 이것은 SINR이 15dB이하인 HUE의 개수가 Mode1일 때 보다 Mode2일 때 많다는 것을 의미



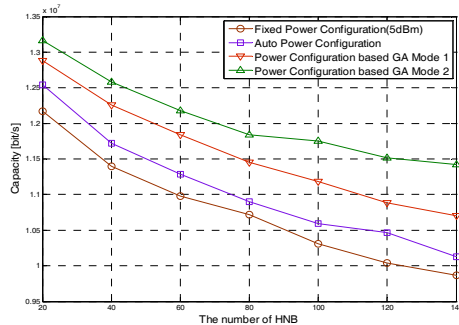
〈그림 9〉 HUE의 SINR분포에 따른 CDF 그래프
(Fig. 9) CDF of downlink SINR distribution at HUE



〈그림 11〉 HNB 개수 증가에 따른 HUE의 채널 용량
(Fig. 11) HUE channel capacity by increasing the HNB



〈그림 10〉 MUE의 SINR분포에 따른 CDF 그래프
(Fig. 10) CDF of downlink SINR distribution at MUE



〈그림 12〉 HNB 개수 증가에 따른 MUE의 채널 용량
(Fig. 12) MUE channel capacity by increasing the HNB

한다. 즉 SINR이 15dB보다 큰 HUE가 Mode1일 때 더 많이 존재하므로 그만큼 성능이 좋다는 것을 의미한다.

그리고 <그림 10>에서는 SINR이 10dB일 때 Mode2의 CDF값이 0.67, Mode1의 CDF값이 0.71로 Mode2의 값이 작다. 그리고 이것은 곧 Mode2일 때의 성능이 더 좋다는 것을 의미한다.

그러나 전체적으로 보면 유전자 알고리즘을 적용한 방식의 CDF값이 기존 방식의 CDF값보다 작은 것은 아니다. 그래서 더욱 정확한 성능 분석을 위해 평균 채널 용량을 제시하여 기존 방식과 제안한 방식을 비교 하도록 한다.

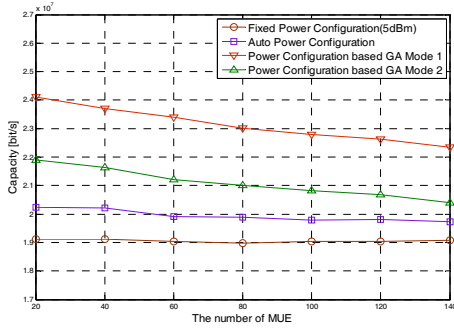
<그림 11>과 <그림 12>는 각각 HUE와 MUE 측면에서 기존 방식과 가중치 합 유전자 알고리즘 방식의 HNB 개수에 따른 채널 용량 비교 그래프이다.

<그림 11>과 <그림 12>에서 보듯이 기존 방식보다 가중치 합 유전자 알고리즘을 적용한 방식을 적용했을 때 채널 용량이 크게 나타남을 알 수 있다.

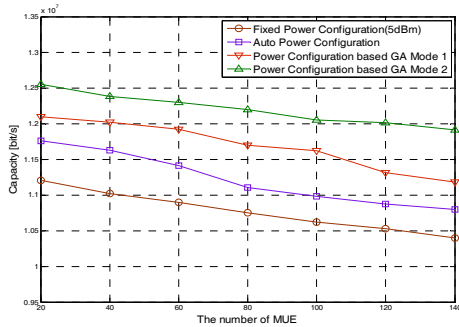
또한 <그림 11>의 HUE 측면에서는 Mode1의 가중치를 적용한 유전자 알고리즘 방식의 용량이 Mode2일 때의 채널 용량보다 크고, 반대로 <그림 12>의 MUE 측면에서는 Mode2의 가중치를 적용했을 때의 채널 용량이 Mode1일때의 채널 용량보다 크다는 것을 볼 수 있다. 그리고 HNB의 개수가 증가함에 따라 전체적으로 채널 용량이 작아지는 것을 볼 수 있는데, 이것은 HNB의 개수가 증가하면 그만큼 MUE와의 거리가 가까워지고, HNB의 송신 전력이 MUE에 간섭으로 작용하여 SINR이 감소하기 때문이다.

<그림 13>과 <그림 14>는 각각 HUE와 MUE 측면에서 기존 방식과 가중치 합 유전자 알고리즘 방식의 MUE 개수에 따른 채널 용량 비교 그래프이다.

<그림 13>과 <그림 14>에서 MUE의 개수를 변화시킨 결과 역시 HUE의 개수를 변화시킨 결과와 마찬가지로 제안한 가중치 합 유전자 알고리즘 방식이 기존 방식보다 더 좋은 채널 용량을 갖게 됨을



〈그림 13〉 MUE 개수 증가에 따른 HUE의 채널 용량
 〈Fig. 13〉 HUE channel capacity by increasing the MUE



〈그림 14〉 MUE 개수 증가에 따른 MUE의 채널 용량
 〈Fig. 14〉 MUE channel capacity by increasing the MUE

볼 수 있다. <그림 13>의 HUE 측면에서는 Mode1의 가중치를 적용한 유전자 알고리즘 방식이 가장 큰 채널 용량을 갖게 되는 것을 볼 수 있고, <그림 14>의 MUE 측면에서는 Mode2의 가중치를 적용한 방식이 가장 큰 채널 용량을 갖게 되는 것을 볼 수 있다. <그림 13>에서 고정 전력 설정 방식은 MUE의 개수와 무관하게 비슷한 채널 용량을 보였는데, 이것은 HNB가 전력을 설정할 때 MUE에게 미치는 간섭을 고려하지 않고 일정하게 전력을 설정하기 때문이다. 그러나 다른 방식들은 HNB의 전력을 설정할 때 MUE에게 미치는 간섭을 고려하여 전력을 설정하기 때문에, MUE의 개수가 증가할수록 HNB의 전력은 그만큼 작게 설정된다. 따라서 HUE가 받는 수신 전력은 작아지고 채널 용량도 감소한다.

앞에서 분석한 HNB와 MUE의 개수 증가에 대한 HUE와 MUE측면에서의 채널 용량 증가율을 비교하기 위해 <표 5>에 나타내었다.

<표 5>의 값은 HNB와 MUE의 개수가 20개일 때

〈표 5〉 채널 용량 증가율 (단위 : %)
 〈Table 5〉 The rate of increase in channel capacity

	HNB 수 증가		MUE 수 증가	
	HUE 채널용량 증가율	MUE 채널용량 증가율	HUE 채널용량 증가율	MUE 채널용량 증가율
Fixed Power	-10.49	-18.93	-0.19	-7.14
Auto Power	-27.53	-16.92	-7.26	-7.60
GA Mode1	-19.68	-13.21	-6.85	-5.10
GA Mode2	-11.72	-19.27	-2.44	-8.16

의 채널 용량 대비 HNB와 MUE의 개수가 140개일 때의 채널 용량 증가율을 의미한다. 우선 HNB와 MUE의 개수가 증가하게 되면 전체적으로 채널 용량이 감소하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 HNB의 개수가 증가할 때 보다 MUE의 개수가 증가할 때 비교적 채널 용량의 감소량이 작다. 이것은 MUE 개수의 증가로 인해 HNB로부터 받는 간섭 증가량 보다 HNB 개수의 증가에 의해 MUE가 받는 간섭의 증가량이 더욱 큰 것을 의미하는데, 이러한 증가율을 나타내는 이유는 펌토셀과 매크로셀 시스템의 경로 손실 값이 다르기 때문이다.

그러므로 우리는 가중치 합 유전자 알고리즘을 적용하여 전력을 설정할 때, HUE와 MUE 중 어느 시스템의 성능을 우선적으로 향상시킬 것인지를 고려하여 Mode를 선택하여야 한다. 즉 HUE의 성능을 향상시키기 위해서는 Mode1의 유전자 알고리즘을 적용하고, MUE의 성능을 향상시키기 위해서는 Mode2의 유전자 알고리즘을 적용하여 최적의 HNB 송신 전력을 설정하여야 한다.

VI. 결 론

본 논문에서는 매크로셀과 펌토셀이 공존하는 시스템에서 최적의 펌토셀 전력 설정을 하기 위해 가중치 합 유전자 알고리즘을 제안하고, 이를 바탕으로 성능을 분석하였다. 기존의 연구에서는 펌토셀의 전력을 설정하기 위해 고정 전력 방식과 자동

전력 방식을 이용하여 매크로셀과 펌토셀 시스템 사이에 발생하는 간섭을 줄이는 측면에서 다루었으나, 본 연구에서는 가중치 합 유전자 알고리즘을 적용하여 펌토셀 전력에 의해 매크로셀 사용자가 받는 간섭을 최소화 시키는 동시에 펌토셀 사용자가 받는 신호 전력을 최대화 시키도록 하였다. 또한 각각 다른 시스템 목적에 따라 다른 가중치를 설정하여 유전자 알고리즘에 적용하였다. 그 결과 가중치 합 유전자 알고리즘을 이용한 전력 설정 방식이 기존의 고정 전력 설정 방식이나 자동 전력 설정 방식보다 더 좋은 수신 SINR을 갖는 것을 확인하였고 더 많은 채널 용량을 갖게 됨을 볼 수 있었다. 또한 MUE와 HUE의 개수가 증가함에 따라 채널 용량이 감소하는 것을 확인할 수 있었다.

참 고 문 헌

- [1] 박진아, 박승근, “국내의 펌토셀 동향 및 전파이용조건 연구,” 전자통신동향분석, 제24권, 제3호, pp.112, 2009. 6.
- [2] 박상현, “유무선 융합서비스 발전을 위한 정책 방향과 이슈: 펌토셀을 중심으로,” Telecommunications Review, 제18권, 제4호, pp.571~582, 2008. 8.
- [3] S. Winter, “Intelligent Self-Organizing Transport,” Künstliche Intelligenz (Special Issue on “Artificial Intelligence and Spatial Mobility”), 08 (3): 25-28., Dec. 2008.
- [4] H. M. N. Bandara, A.P. Jayasumana and T.H. Illangasekare, “Cluster Tree Based Self Organization of Virtual Sensor Networks,” IEEE GLOBECOM Workshops, Nov. 2008.
- [5] M. S. Kang and B. C. Jung, “Decentralized Intercell Interference Coordination in Uplink Cellular Networks using Adaptive Sub-Band Exclusion,” IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Apr. 2009.
- [6] 김준식, 박남훈, 김영진, “펌토셀 기술 동향,” 전자통신동향분석, 제24권, 제3호, pp.32, 2009. 6.
- [7] IEEE C802.16m-07/171r1, “Self organizing mechanism(SRD)”
- [8] IEEE C802.16m-07/169, “Self-configuration and self-optimization of 4G Radio Access Networks”
- [9] 고정하, 박경민, 윤강진, 김영용, “SON의 개념 및 기술 개요,” 정보통신기술, vol.22, Nov. 2008.
- [10] 3GPP TR25.820, “3G Home NodeB Study Item Technical Report,” v8.0.0, March 2008
- [11] Claussen, H., Lester, H., Louis, G.S.: An Overview of the Femtocell Concepts. *Bell Labs Technical Journal*, vol.13, no.1, pp.221~246, 2008.
- [12] J. H. Holland, “Adaptation in Natural and Artificial Systems,” University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [13] K. S. Tang, K. F. Man, S. Kwong and Q. He, “Genetic Algorithms and their Applications,” IEEE Signal Processing Magazine, pp.22~37, Nov. 1996.
- [14] T. Rondeau, B. Le, C. Rieser, and C. Bostian, “Cognitive Radio with Genetic Algorithm: intelligent control of software defined radios,” Proc. Software Defined Radio Forum Technical Conf., pp.C3~C8, Nov, 2004.
- [15] Lester T. W. Ho, Imran Ashraf, Holger Claussen, “Evolving Femtocell Coverage Optimization Algorithms using Genetic Programming,” IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications(PIMRC), Tokyo, Japan, Sept. 2009.
- [16] D. E. Goldberg, “Genetic Algorithm in search, optimization and machine learning,” Addison Wesley Publishers, 1989.
- [17] J. M. Kim, S. Sohn, N. Han, G. Zheng, Y. Kim and J. Lee, “Cognitive radio software testbed using dual optimization in genetic algorithm,” Proc. Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Network and Communications, pp.1~6, May 2008.
- [18] C. E. Shannon, A mathematical theory of communication, *Bell System Technical Journal*, vol. 27, pp.379~423, 623~656, July Oct. 1948.

저자소개



홍 인 (Hong, In)

2008년 8월 : 인천대학교 전자공학과 학사
2009년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 정보통신대학원 석사과정



황 재 호 (Hwang, Jae-Ho)

2006년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사
2008년 2월 : 인하대학교 정보통신대학원 석사
2008년 3월 ~ 현재 : 인하대학교 정보통신대학원 박사과정



손 성 환 (Shon, Sung-Hwan)

2004년 2월 : 인하대학교 전자공학과 학사
2006년 2월 : 인하대학교 정보통신대학원 석사
2010년 8월 : 인하대학교 정보통신대학원 박사



김 재 명 (Kim, Jae-Moung)

1974년 2월 : 한양대학교 전자공학과 공학사
1981년 8월 : 미국 남가주대학교(USC) 전기공학과 석사
1987년 8월 : 연세대학교 전자공학과 박사
1974년 3월 ~ 1979년 6월 : 한국과학기술연구소, 한국통신기술연구소 근무
1982년 9월 ~ 2003년 3월 : 한국전자통신연구원 위성통신연구단장/무선방송연구소 소장 역임
2003년 4월 ~ 현재 : 인하대학교 정보통신대학원 원장/교수,
현재 통신위성우주산업연구회 회장 외 기술자문으로 다수 활동 중