

다중모드 Cognitive Radio 통신 시스템을 위한 GBNSGA 최적화 알고리즘

정희원 박준수*, 준희원 박순규*, 정희원 김진업**, 김형중**, 이원철*

GBNSGA Optimization Algorithm for Multi-mode Cognitive Radio Communication Systems

Jun-su Park* *Regular Member*, Soon-kyu Park* *Associate Member*
Jin-up Kim**, Hyung-jung Kim**, Won-cheol Lee* *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 CR(Cognitive Radio)을 위해 사용자에게 최적의 통신 시스템 구성 변수들을 할당하기 위한 새로운 최적화 알고리즘인 GBNSGA(Goal-Pareto Based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)를 제안한다. 다중모드 선택적 CR 통신을 위해 사용되는 cognitive 엔진은 Mitola가 제안한 cognition 사이클의 많은 논리 연산 과정이 필요하다는 단점을 보완하기 위하여 일반적으로 유전자 알고리즘 기반의 접근 방식이 사용되고 있다. 본 논문에서는 cognitive 엔진의 효율적인 구동을 위하여 파레토(Pareto) 기반의 최적화 알고리즘인 NSGA(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm)와 사용자 서비스의 요구사항을 goal로 설정하는 GP(Goal Programming)을 결합한 새로운 최적화 방법으로 GBNSGA를 제안하였으며, 시뮬레이션 수행을 통해 제안된 알고리즘이 요구사항에 적합한 다양한 해를 제공하고 최적화 수렴속도가 빠르다는 것을 확인하였다.

Key Words : Cognitive radio, Cognitive engine, Multi-objective optimization algorithm, Genetic algorithm, NSGA

ABSTRACT

This paper proposes a new optimization algorithm named by GBNSGA(Goal-Pareto Based Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) which determines the best configuration for CR(Cognitive Radio) communication systems. Conventionally, in order to select the proper radio configuration, genetic algorithm has been introduced so as to alleviate computational burden along the execution of the cognition cycle proposed by Mitola. This paper proposes a novel optimization algorithm designated as GBNSGA for cognitive engine which can be described as a hybrid algorithm combining well-known Pareto-based NSGA(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm) as well as GP(Goal Programming). By conducting computer simulations, it will be verified that the proposed method not only satisfies the user's service requirements in the form of goals. It reveals the fast optimization capability and more various solutions rather than conventional NSGA or weighted-sum approach.

※ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 이루어졌음.

* 숭실대학교 정보통신전자공학부 통신 및 신호처리연구실 ({pjuice, soonkyupark}@amcs.ssu.ac.kr, wlee@ssu.ac.kr)

** 한국전자통신연구원 이동통신연구단

논문번호 : KICS2006-12-537, 접수일자 : 2006년 12월 19일, 최종논문접수일자 : 2007년 3월 12일

I. 서론

Mitola가 제안한 CR은 통신 단말기 및 네트워크가 능동화되어 동적으로 변화하는 사용자의 요구 및 무선 자원 상황을 인지하여 가용 무선 자원을 최적으로 활용하는 기술로, 여섯 단계의 cognition 싸이클을 거쳐 적합한 주파수 자원과 무선 시스템 변수를 할당하게 된다^{[1][2]}. 이때, cognition 싸이클은 시스템 변수 및 주파수 자원을 최적화하고 할당하는 과정에서 많은 논리 연산을 필요로 하며, 이를 보완하기 위하여 Virginia Tech에서 weighted-sum 방식 기반의 cognitive 엔진을 제안하였다. 이를 토대로 구현된 cognitive 엔진은 WCGA(Wireless Channel Genetic Algorithm), CSM(Cognitive System Monitor)과 WSGA(Wireless System Genetic Algorithm)의 주요한 3개 모듈로 구성되어 동작한다. 즉, 적응형 무선통신 시스템 변수들의 최적화는 WSGA에서 수행되며, 여러 최적화 알고리즘들 중 유전자 알고리즘 기반의 weighted-sum 접근 방식을 사용하여 채널 환경과 사용자 서비스에 적합한 최적의 통신 시스템 변수들과 주파수 자원을 CR 사용자에게 할당한다^{[3][4]}.

Cognitive 엔진의 무선 시스템 변수 최적화는 단일 목표치를 만족하는 변수들을 최적화하는 것이 아닌 복수개의 상충적인 관계를 갖는 목적함수들을 만족하는 변수들을 최적화하는 기술이다. 이러한 복수 목적함수들을 만족하는 최적해를 찾는 최적화 문제를 다목적 최적화 문제라 한다^[5]. 현존하는 다수의 다목적 최적화 알고리즘들 중, 유전자 알고리즘 기반의 다목적 최적화는 목적 함수들의 선호도를 지정해 주는 가중치 결정과정이 필요 없다는 점에서 많은 최적화 응용분야에서 사용되고 있다^[6]. 또한, Jones의 보고서^[7]에 의하면 다목적 최적화 방식의 90%가 파레토 프론트에 기반을 둔 방식이고, 이러한 접근 방식의 대부분이 메타 발견적(meta-heuristic) 기술을 사용하고 있다. 특히, 메타 발견적 접근 방식의 70%가 진화론적 접근 방식에 기반을 두고 있다는 점을 감안하여 다목적 최적화 유전자 알고리즘은 많은 다목적 최적화 과정에 사용되고 있다. 이러한 유전자 알고리즘 기반의 다목적 최적화 기법들에는 NSGA(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm), NSGA-II, SPEA(Strength Pareto Evolutionary Algorithm), SPEA-II, NPGA(Niched Pareto Genetic Algorithm), MOGA(Multiple Objective Genetic Algorithm) 등이 있다^[5].

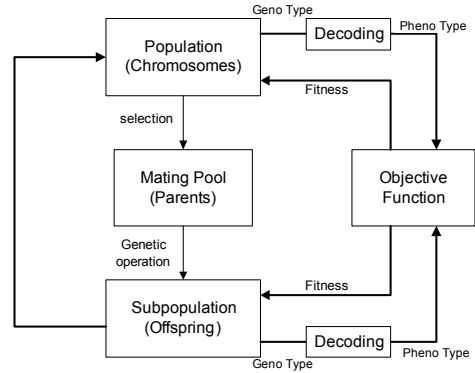


그림 1. 유전자 알고리즘 처리과정

다목적 최적화 유전자 알고리즘의 기본 알고리즘인 유전자 알고리즘은 1960년대와 1970년대에 Holland와 그의 동료들에 의해 다윈의 진화론에 기반을 두고 개발되었다. 유전자 알고리즘은 다양한 변수 형태 지원 및 목적함수의 미분치를 요구하지 않는다는 등의 여러 장점을 갖고 있고 그림 1과 같은 처리과정을 거쳐 최적의 해를 도출한다^[8].

이러한 유전자 알고리즘을 사용하여 Virginia Tech에서 cognitive 엔진을 위한 최적화 알고리즘이 개발되었다. 그러나 이러한 cognitive 엔진은 weighted-sum 방식을 채택하고 있음으로 인해 특정 채널 환경 및 사용자가 요구하는 특정 서비스에 따라 적절한 가중치를 달리 할당해야 하고, 적합한 가중치를 찾기 위해서는 많은 시행착오와 반복 과정을 거쳐 그 값을 도출해 내야하는 단점을 갖고 있다. 또한, non-convex한 최적화 면에서 최적해를 유도할 수 없으며, 하나의 최적해만을 유도하기 때문에 사용자에게 다양한 해를 제공하지 못한다는 단점도 갖고 있다^{[3][7]}. 본 논문에서는 cognitive 엔진에서 사용된 최적화 알고리즘의 단점을 보완하고 최적화 성능을 향상시킬 수 있는 GBNSGA 알고리즘을 제안한다.

본 논문의 구성은 II절에서는 제안된 최적화 알고리즘인 GBNSGA를 설명하며 III절에서는 구축된 시뮬레이션 환경을 설명하고 제안된 GBNSGA 알고리즘의 성능을 NSGA 및 weighted-sum 접근방식과 비교한다. 마지막으로, IV절에서는 결론을 맺는다.

II. 제안한 Cognitive 엔진용 GBNSGA 최적화 알고리즘

일반적으로 cognitive 엔진을 위해 적용되어 온

최적화 방법인 weighted-sum 접근 방식은 가장 단순하며 일반적으로 많이 사용되는 최적화 방법으로, 각각의 서로 다른 목적들의 선호도를 참고하여 별도의 가중치를 목적함수들에 부여하는 방식으로 최적화를 수행하며 다음과 같이 수식적으로 정의된다.

$$\begin{aligned} \min \sum_{j=1}^k \lambda_j f_j(\mathbf{x}) \\ \text{st. } \mathbf{x} \in S, \lambda \in R^k | \lambda_i > 0, \sum \lambda_i = 1 \end{aligned} \quad (1)$$

이러한 weighted-sum 접근 방식에서 목적함수들은 일반적으로 서로 다른 Scale 레벨을 갖기 때문에 가중치를 부여하기 전 정규화가 요구되고, 목적함수들의 연관성을 판단하여 그에 적절한 가중치를 결정하기가 사실상 어렵다고 볼 수 있다. 특히, non-convex한 형태의 최적화 면에서 최적해를 구할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 본 절에서는 위에서 설명한 cognitive 엔진에 사용된 최적화 알고리즘의 문제점들을 해소하고 성능 향상을 도모하기 위하여 파레토 기반의 최적화 방법인 NSGA와 GP를 결합한 GBNSGA 알고리즘을 제안한다.

2.1 GP 기법 소개

하나 이상의 목적함수를 만족하는 해를 찾는 최적화 방법인 GP는 목적함수 $f(\mathbf{x})$ 가 해 벡터 \mathbf{x} 의 함수일 경우, 다음과 같이 식 (2)로 정의된다.

$$\text{goal}(f(\mathbf{x})=t), \mathbf{x} \in S \quad (2)$$

식 (2)에서 S는 변수 및 해 공간을 나타낸다. 목표 값 t 가 목적함수의 가장 작은 값 $f(\mathbf{x}^*)$ 보다 작을 경우 그 목표를 달성할 수 있는 해가 존재하지 않는다. 이 경우, GP는 목표값과 목적함수의 가장 작은값과의 편차를 최소화하는 해를 구하게 된다¹⁰⁾. GP는 일반적으로 단일 목적치 함수보다는 다목적 함수에 적용되며 목표 기준의 형태에 따라 표 1과 같이 4가지로 분류된다.

표 1. 목표 기준에 따른 GP 분류

목표 기준	수식
Less-than-equal-to	$(f(\mathbf{x}) \leq t)$
Greater-than-equal-to	$(f(\mathbf{x}) \geq t)$
Equal-to	$(f(\mathbf{x}) = t)$
Within a range	$(f(\mathbf{x}) \in [t^l, t^u])$

이러한 GP의 최적화 방법은 CR 및 다중 모드 통신 시스템 환경에서 사용자가 요구하는 서비스에

적합한 통신 시스템 변수들의 최적화에 적용될 수 있다. 일례로, 식 (2)에서 목적함수들을 특정 이동통신 서비스가 요구하는 성능 기준들로 설정하고, 목표 값을 그 서비스가 충족해야할 최소한의 성능 기준으로 설정함으로써 최적화를 수행하게 된다. 이때, 최적화 변수들은 재구성될 수 있는 통신시스템 규격 변수들로 data rate, code rate, modulation, Tx power 등으로 식 (3)과 같은 형태를 가질 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{goal}(f(\mathbf{x}) = [FER(\text{Frame Error Rate}), \text{Delay}] \\ \leq [0.3\%, 10\text{msec}]) \\ \mathbf{x} \in \{\text{Data rate, Cbde rate, Modulation, Tx power}\} \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 기존의 NSGA 알고리즘 소개

NSGA와 일반적인 유전자 알고리즘의 차이는 선택 연산자 수행과정에 있으며, 이를 제외한 교배와 돌연변이 처리 과정은 서로 같다. NSGA는 선택 연산 전 단계로, 가능 해들간의 지배관계를 판단하여 비지배해들(non-dominated solutions)에 일차 비지배 프론트(1st non-dominated front)를 할당하고 가장 큰 더미 적합성 지수(dummy fitness value)를 할당한다. 여기서 비지배해(non-dominated solution)는 다른 해들에 지배되지 않는 해를 의미하는 것으로 k개의 목적함수 중에서 임의의 i 및 j 번째 목적함수 f_i 와 f_j 에 대해 해 \mathbf{x} 와 \mathbf{y} 가 식 (4)를 만족할 경우 해 \mathbf{x} 가 해 \mathbf{y} 를 지배한다고 하며, \mathbf{x} 는 비지배해가 되고 \mathbf{y} 는 지배해(dominated solution)가 된다.

$$\begin{aligned} \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y}) \\ \text{and } \exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}) \end{aligned} \quad (4)$$

첫 번째 프론트를 구성하고 남은 해들에도 같은 과정을 수행하여 2차 비지배 프론트를 할당하고, 일차 비지배 프론트에 할당된 더미 적합성 지수보다 작은 지수를 할당한다. 이러한 일련의 과정은 모든 해들에 상응하는 프론트가 할당될 때까지 반복된다. 같은 더미 적합성 지수를 갖는 해들은 다음 세대로 재생산되기 위한 같은 확률을 갖는다는 것을 의미한다. 또한, NSGA는 공유(sharing) 기법을 사용하여 다양한 종류의 해들이 최적화되도록 유도한다. 이것은 하나의 해에 인접되어 있는 해들의 수와 그 인접 거리를 판단하여 인근의 해들에게 더미 적합성 지수를 작게 재할당 함으로써 선택 확률을 낮추기 위한 목적을 갖는다. 이를 통해 유사한 해들이 높은 확률로 선택되는 현상을 방지하게 된다. 그림 2는 이러한 NSGA 알고리즘의 전체 처리과정을 단

계별로 보여준다⁹⁾. 즉, NSGA는 목적함수들의 적합성 지수를 하나의 더미 적합성 지수로 줄이기 때문에 목적함수들의 수에 상관없이 최적화를 진행할 수 있다는 장점을 갖고 있다. 이러한 NSGA의 장점으로 인해 다중모드 통신 시스템 환경이나 CR 환경에서 시스템 구성 변수들의 최적화를 위해 충족되어야 할 여러 목적함수들(BER, Delay, Bandwidth, Interference, Tx power,...)의 수에 구애받지 않고 최적화를 수행할 수 있다.

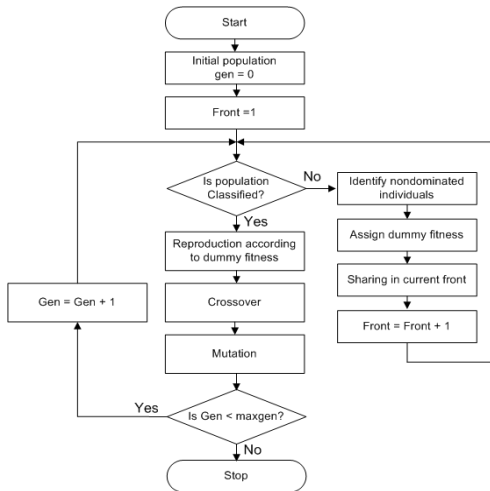


그림 2. 일반적인 NSGA 처리 과정

2.3 제안한 GBNSGA 알고리즘

다중모드 통신 시스템 환경이나 CR 환경에서 사용자 요구 서비스를 충족시킬 수 있는 시스템 변수들의 최적화를 위해 본 논문에서는 파레토 기반의 최적화 알고리즘인 NSGA와 GP를 결합한 GBNSGA를 제안한다. 실제로, 3GPP는 사용자 서비스를 Conversational (Class 1), Streaming (Class 2), Interactive (Class 3), Background (Class 4)의 총 4가지로 분류하고 각각의 서비스를 위해 충족되어야 할 data rate과 delay, FER을 규정하고 있다¹¹⁾. 이들 중, audio 서비스 Class 1인 경우에는 data rate 4 - 25 kbps를 요구하고, end-to-end one-way delay와 FER은 최대 400 msec와 3%까지 허용한다.

제안한 GBNSGA는 이러한 각기 서로 다른 서비스가 규정하고 있는 성능 지수들을 goal로 설정하여 GP를 결합한 최적화를 수행한다. 특히, 일반적인 NSGA는 그림 3(a)에서처럼 임의의 목적함수 f_1 과 f_2 에 대해 모든 해들간의 지배 관계를 판단하여 프론트를 할당하지만, 제안된 GBNSGA는 해들에 상

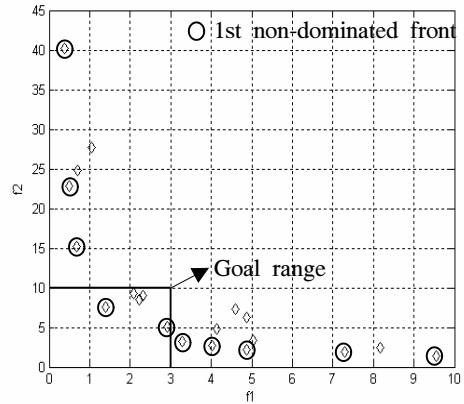


그림 3(a). 일반적인 NSGA에서의 일차 프론트 할당

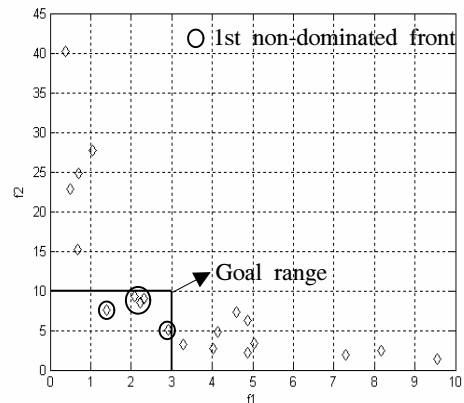


그림 3(b). GBNSGA에서의 일차 프론트 할당

응하는 프론트 할당 시, 설계자가 설정한 goal내에 수렴된 해들에 1차 비지배 프론트를 그림 3(b)와 같이 할당한다. 이러한 최적화 방법은 설계자가 요구하는 다수의 goal들이 존재하고 이를 최적화 과정 상에 적용함으로써, 최적화 속도를 향상시키고 설계자의 목표치를 최적화 과정에 반영할 수 있다는 장점을 갖게 된다.

그림 4는 일반적인 NSGA 처리 과정에 goal을 만족하는 해들이 있는지를 판단하는 비교 판단이 추가된 제안된 GBNSGA의 처리 과정을 보여준다. Goal을 만족하는 해들이 존재할 시 제안된 GBNSGA 알고리즘은 해들의 적합성 지수를 판단하고 그 적합성 지수에 상응하는 의사 적합성 지수를 할당한다. 일반적인 NSGA와 마찬가지로 GBNSGA도 유사한 해들의 최적화를 방지하기 위하여 공유 기법을 사용하여 다양한 해들이 최적화 되도록 유도하고, 최종적으로 goal내에 수렴된 해들에 일차 비지배 프론트를 할당한다.

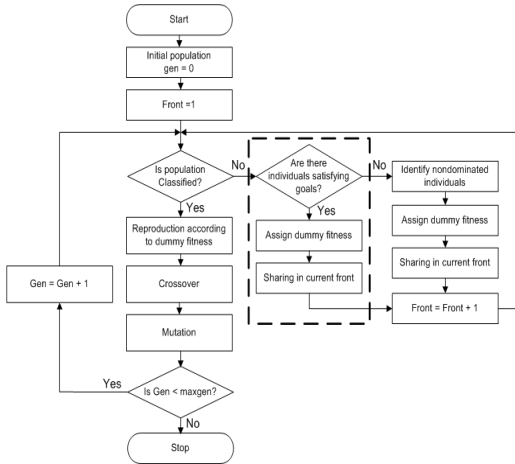


그림 4. 제안된 GBNSGA 처리 과정

III. 시뮬레이션 환경 구축 및 결과

본 논문에서는 제안한 GBNSGA 최적화 기법의 성능상 효율성 및 우수성 검증을 위하여 동기식 IMT-2000 시스템에서 고려되는 다양한 라디오 설정을 구축하였다. 사용된 동기식 IMT-2000 시스템 수신단은 시뮬레이션의 단순화를 위해 rake 수신기가 생략되었으며, 사용자의 이동성은 20km/h이고 Rician 채널이 고려되었다. CR 사용자와 기지국간의 거리는 2km로 설정하였고, 거리 손실을 위해 Walfisch/Bertoni 모델이 사용되었다^[12].

표 2. GBNSGA 및 NSGA 변수 조건

변수 종류	설정치
개체군 수	20
세대 수	20
교배 distribution index	30
돌연변이 distribution index	20
교배 확률	0.8
돌연변이 확률	0.2

표 2는 GBNSGA 및 NSGA 알고리즘 구동을 위해 설정된 환경 변수들의 값이다. 개체군 수는 최적화되어야 할 해들의 수를 나타내고, 세대 수는 최적화를 진행하는 횟수를 의미한다. 교배와 돌연변이 distribution index는 부모 해로부터 자손 해를 발생 시키는데 있어 그 값이 작을 경우 부모 해와 상이한 자손 해를 취하고 반대로 클 경우에는 부모 해와 유사한 해가 선택되도록 해주는 분산치이다. 또한, 선택연산자를 통해 선택된 부모 해는 교배 확률을 갖고 해를 구성하는 최적화되어야 할 변수들이

서로 교환한다. 교배 연산자는 새로운 자손을 생성 시키는 역할을 하지만 종의 다양성을 반영시키지 않기 때문에 해들이 지역해로 수렴할 수 있다는 문제를 갖고 있다. 이것을 방지하기 위한 방안으로 돌연변이 연산이 사용되며 선택된 부모해들로부터 돌연변이 distribution index에 근거하여 자손해를 발생시킨다.

3.1 목적함수와 Knobs

Cognitive 엔진에서 가변되는 이동통신 모델 구성 변수들을 knob이라 하고, 관찰되는 시스템 성능 지수를 목적함수 또는 meter라 한다. CR 기기가 비허가 대역에서 사용될 경우, 사용자 요구 서비스를 만족할 수 있는 모든 가능성 있는 모델 기능들을 활용하여 재구성되어도 상관없지만, 허가 대역내에서 사용되는 legacy 이동통신 시스템인 경우 사전에 규격상으로 정해진 시스템 라디오 구성 형태로만 재구성되어야 한다. 즉, 동기식 IMT-2000 시스템이 사용되고 있는 대역내에서는 CR 사용자가 동기식 IMT-2000에서 규정한 시스템에 포함된 라디오 규격들 중 하나로 재구성되어야 한다. 동기식 IMT-2000에서는 어떠한 라디오 설정(radio configuration)을 하는가에 종속적으로 data rate, code rate, 변조, symbol 반복, walsh 코드 길이, puncturing 을 등이 다르다^[11]. 이러한 모든 것들을 개별적인 knob으로 설정하여 최적화하게 되면 최종적으로 결정되는 시스템 구조가 실제의 동기식 IMT-2000 시스템 규격에 준하지 않는 경우가 발생할 수 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 여러개의 설정 기능 파라미터들이 한데 묶여있는 종합적인 라디오 설정 셋트를 하나의 knob으로 설정한다.

표 3. 라디오 설정에 따른 knob의 예

Radio configuration	Data rate (kbps)	Code rate	Symbol repetition	Modulation	Walsh length	Puncturing rate	Modulation symbol rate (ksps)
3	38.4	1/4	1	QPSK	64/4	1	38.4*4

또한, 최적화 과정 후, goal 내에 있는 모든 해들은 이미 그 서비스 규격에 준하는 종합적인 라디오 설정이기 때문에 추가적인 규격 적합성 유무에 대한 판단 절차가 필요없게 된다. 최적화된 해, 즉 라디오 설정들 중 임의의 한 해를 CR 사용자에게 할당함으로써 편리성을 제공할 수 있다. 표 3은 이리

한 knob 설정의 예로써 라디오 설정 3은 data rate 38.4 kbps, code rate 1/4, symbol repetition 1, 변조 QPSK, Walsh length 64/4, puncturing rate 1과 변조 symbol rate 38.4*4 전체가 하나의 knob으로 설정된다. 이러한 형태의 knob 설정은 CR 및 다중모드 통신 시스템 환경에서 사용자가 요구하는 서비스에 따라 knob의 개수를 줄일 수가 있기 때문에 수렴속도를 더 빠르게 하는 효과를 얻을 수 있다는 장점을 갖게 된다. 일례로, 3GPP에서 규정한 UMTS용 conversational video인 경우 32 - 384 kbps의 data rate을 요구한다. 이러한 data rate을 충족하는 동기식 IMT-2000 라디오 설정은 약 30개가 넘는 knob들 중에서 오직 10개의 knob만이 해당되기 때문에, 최적화 과정에 모든 라디오 설정을 knob으로 할당하지 않고 충족되는 10개의 knob만을 최적화 변수로 설정함으로써 최적화 속도를 향상시킬 수 있다^[11]. 표 4는 conversational video를 충족하는 라디오 설정을 보여준다.

표 4. UMTS conversational video 서비스를 충족하는 knobs

RC	Data rate (kbps)	Code rate	Symbol repetition	Walsh length	Puncturing rate	Knob index
3 QPSK	38.4	1/4	1	64/4	1	1
	76.8	1/4	1	64/8	1	2
	153.6	1/4	1	64/16	1	3
4 QPSK	38.4	1/2	1	128/4	1	4
	76.8	1/2	1	128/8	1	5
	153.6	1/2	1	128/16	1	6
	307.2	1/2	1	128/32	1	7
5 QPSK	57.6	1/4	1	64/4	8/12	8
	115.2	1/4	1	64/8	8/12	9
	230.4	1/4	1	64/16	8/12	10

CR 및 다중모드 통신 시스템 기지국에서는 최대 로 전송할 수 있는 전력이 한정되어 있고 이미 primary 사용자에게 의해 점유된 전력을 제외한 가용 전력을 CR 사용자에게 할당해야 한다. 그림 5는 하나의 기지국 시스템이 동기식 IMT-2000, WCDMA 2개의 통신 시스템을 제공하고 4개의 FA(Frequency Assignment)를 사용하고 있는 경우 각 FA에서 primary 사용자들에 의해 사전에 점유된 전력을 보여주고 있다. 점유된 전력을 제외한 가용 전력을 knob과 목적함수로 설정하고 최적화를 수행하여 primary 사용자에게 영향을 미치지 않는 전력을 CR 사용자에게 할당한다.

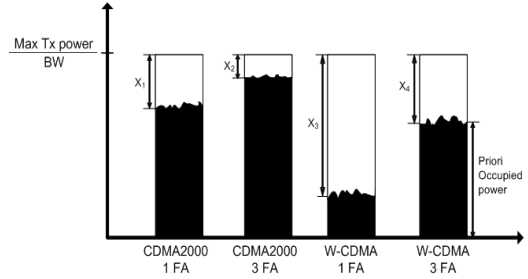


그림 5. 각 FA에서 점유된 전력과 사용가능한 전력

위의 내용을 바탕으로 본 논문에서 설정된 목적 함수들과 knob은 그림 6과 같다.

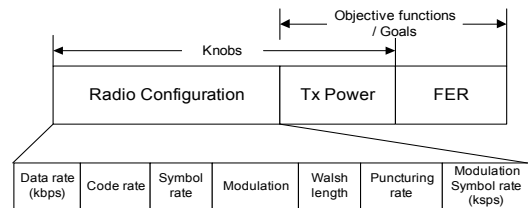


그림 6. 목적함수들과 knob들

사용자가 요구하는 서비스는 3GPP에서 권고하는 Class 1의 audio 서비스로 설정하였다. 이 서비스를 충족하는 data rate은 4 - 25 kbps이고, FER은 3% 이하를 요구한다. 이러한 서비스를 충족하는 라디오 설정은 총 12개이다. 본 논문에서는 기지국에서 최대 로 전송할 수 있는 전력을 임의로 15 dBm으로 설정하였고, CR 사용자에게 할당할 수 있는 전력도 임의로 5 dBm으로 설정하였다. 따라서 제안된 GBNSGA goal 영역은 FER 3% 이하와 송신 전력이 5 dBm 이하라는 것을 의미한다.

3.2 최적화 수렴 성능 비교

그림 7은 제안하는 최적화 알고리즘과 NSGA, weighted-sum 접근 방식과의 성능을 관찰하기 위해 20번의 세대 진화 후 얻게 되는 해들의 분포를 나타낸 그림이다. 고려된 모든 최적화 알고리즘들은 적합성 지수와 프론트 할당에 있어서 차이만을 두었고 나머지 최적화 과정은 일반적인 유전자 알고리즘을 동일하게 적용했다. 성능 비교 대상으로 고려된 weighted-sum #1 방법은 FER과 전송 전력의 가중치 값을 동일하게 0.5로 할당했고, weighted-sum #2 방법은 FER의 가중치를 0.9로 할당하고 전송 전력 가중치를 0.1로 할당했다. 그림 7에서 보인 바

와 같이 제안된 GBNSGA 알고리즘은 최종 20세대에서 거의 모든 염색체들이 goal내에 수렴하는 것을 볼 수 있다. 반면 일반적인 NSGA 알고리즘은 FER과 Tx power에서 모두 최소화하는 알고리즘으로 곡선 형태의 파레토 프론트로 수렴하기 때문에 사용할 수 있는 CR 전송 전력을 초과하는 해로 수렴하고 있다. 또한, weighted-sum 접근 방식의 경우 위 결과에서 보는 것처럼 적절한 가중치 할당이 되지 않을 시 원하는 최적화 성능을 도모할 수 없다는 것을 확인할 수 있다. 따라서 weighted-sum 방식은 적합한 가중치를 찾기 위해서는 부가적으로 많은 시도과정을 거쳐야 한다.

표 5(a). NSGA를 적용하여 최적화 과정 후 goal내에 수렴된 해

Radio configuration	Tx power	FER
1	4.53	0
1	-4.24	0
1	-4.43	0
1	-4.6	0
1	3.64	0
1	-4.6	0
1	3.45	0

표 5(b). 제안한 GBNSGA를 적용하여 최적화 과정 후 goal내에 수렴된 해

Radio configuration	Tx power	FER
2	4.87	0
11	3.24	0.005
11	3.24	0
11	3.23	0.02
6	3.17	0.025
11	3.24	0.01
2	4.87	0
11	3.23	0.015
6	3.17	0
11	3.24	0
11	3.47	0
11	3.24	0.005
11	3.24	0.01
11	2.05	0.02
3	1.76	0
2	1.9	0
2	4.87	0
2	4.87	0
2	4.87	0

표 5는 최종 세대인 20번째 세대에서 goal내에 수렴된 염색체들의 라디오 설정과 송신 전력, FER을 보여준다. 제안된 GBNSGA 알고리즘이 더 다양한 해를 제공한다라는 것을 확인할 수 있으며, 반면에 weighted-sum 접근 방식은 goal내에 수렴되는 해가 없음을 보여주고 있다.

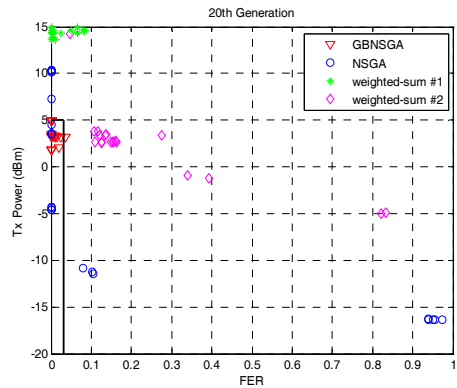


그림 7. 20번째 세대 진화 후의 최적화 결과

IV. 결론

본 논문에서는 기존의 cognitive 엔진에 사용되는 최적화 알고리즘 단점을 보완하고, 빠른 수렴 속도와 설정된 목표치를 만족하는 다수의 최적 해를 얻기 위한 새로운 최적화 기법인 GBNSGA 알고리즘을 제안하였다. 일반적으로 cognitive 엔진을 위해 사용되는 유전자 알고리즘 기반의 weighted-sum 접근 방식은 사용자 요구 서비스와 채널 환경에 따라 적절한 가중치를 설정해야 하고, 부적절한 가중치 설정 시 사용자에게 적합한 무선 시스템 변수를 할당할 수 없다는 단점을 갖고 있다. 이러한, 단점을 해결하기 위해 제안된 GBNSGA 알고리즘은 파레토 기반의 최적화 알고리즘인 NSGA와 사용자 요구 서비스의 충족사항을 goal로 설정하여 최적화를 수행하는 GP가 결합된 방식이다. 제안된 GBNSGA 성능을 기존의 weighted-sum 접근 방식과 NSGA와 비교하기 위해, 동기식 IMT-2000 시스템을 구축하여 사용자 요구 서비스에 적합한 라디오 설정 최적화에 적용하였다. 이를 통해 제안된 GBNSGA 알고리즘은 기존의 NSGA 알고리즘과 주어진 가중치를 이용한 weighted-sum 접근방식에 비해 그림 8과 같이 낮은 세대진화 과정에서도 많은 해들이 설정한 goal로 수렴함과 동시에 다양한 라디오 설정해들로 최적화된다는 것을 확인할 수 있었다.

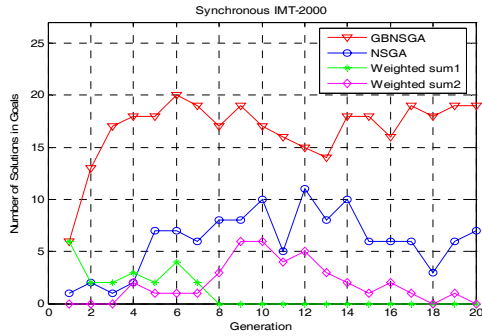


그림 8. 각 알고리즘에 대해 세대별 goal내로 수렴된 해의 수

참 고 문 헌

[1] S. Haykin, "Cognitive radio : Brain-empowered wireless communications," *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 23, no. 2, Feb. 2005

[2] J. M. III, *Cognitive Radio : An Integrated Agent Architecture for Software Defined Radio*, Ph. D. thesis, Royal Institute of Tech., Sweden, May 2000

[3] C. J. Rieser, *Biologically Inspired Cognitive Radio Engine Model Utilizing Distributed Genetic Algorithms for Secure and Robust Wireless Communications and Networking*, Ph. D. Dissertation, Virginia Tech., Blacksburg, Aug. 2004

[4] T. W. Rondeau, C. J. Rieser, and C. W. Bostian, "Cognitive radios with genetic algorithms: Intelligent control of software defined fadios," *Proc. SDR Forum Technical Conference*, Phoenix, pp. C-3 - C-8, Nov. 2004

[5] J. Andersson, "A survey of multiobjective optimization in engineering design," *Technical report LiTH-IKP-R-1097*, Dept. of Mechanical Engg., Linkping Univ., Linkping, Sweden, 2000

[6] D. F. Jones, S. K. Mirrazavi, and M. Tamiz, "Multiobjective meta-heuristics : an overview of the current state-of-the-art," *European Journal of Operational Research*, vol. 137, no. 1, pp. 1-9, 2002

[7] R. L. Haupt, and S. E. Haupt, *Practical Genetic Algorithms*, 2nd edition, A John Wiley & Sons, 2004

[8] E. Zitzler, *Evolutionary algorithms for multi-objective optimization : Methods and applications*, Ph. D. dissertation, Swiss Federal Inst. Tech. (ETH), Zurich, Switzerland, 1999

[9] N. Srinivas, and K. Deb, "Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms," *Evolutionary Computation*, vol. 2 (3), pp. 221-248, Aut. 1994

[10] K. Deb, "Non-linear goal programming using multi-objective genetic algorithms," *Technical Report No. CI-60/98*, Dept. of Computer Science/XI, Univ. of Dortmund, Germany, pp. 269-308, Oct. 1998

[11] 3GPP TS 22.105 v8.0.0, "3rd generation partnership project; technical specification group services and system aspects service aspects; Services and service capabilities (Release 8)," Apr. 2006

[12] 3GPP2 C.S0002-C v2.0, "Physical layer standard for cdma2000 spread spectrum systems (Revision C)," July 2004

[13] J. Walfish and H. Bertoni, "A theoretical model of UHF propagation in urban environments," *IEEE Trans. Ant. and Prop.*, vol. 36, no. 12, pp. 1788-1796, Dec. 1988

박 준 수 (Jun-su Park)

정회원



2002년 2월 안양대학교 정보통신 공학과 학사
 2007년 2월 숭실대학교 정보통신 학과 석사
 2007년 2월~현재 삼성전자(주) 디지털미디어 사업부 <관심분야> Cognitive Radio,

SDR, 신호처리

박 순 규 (Soon-kyu Park)

준회원



2007년 2월 숭실대학교 정보통신 전자공학부 학사
 2007년 3월~현재 숭실대학교 정보통신학과 석사과정 <관심분야> Cognitive Radio, 통신신호처리

김진업 (Jin-up Kim)

정회원



1985년 2월 고려대학교 전자공학과 학사

1987년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사

1996년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사

1987년 2월~현재 한국전자통신

연구원 이동통신 연구단 이동컨버전스그룹 그룹장
<관심분야> SDR 기술, Cognitive Radio 기술, 이동통신 시스템, Data Compression, 채널코딩

이원철 (Won-cheol Lee)

정회원



1986년 2월 서강대학교 전자공학과 학사

1988년 2월 연세대학교 전자공학과 석사

1994년 New York Polytechnic Univ. Electronic Eng. 박사

1995년~현재 숭실대학교 정보통신

신전자공학부 부교수
<관심분야> Cognitive Radio, SDR 기술, Position Location based on UWB, CDMA2000/WCDMA, Smart Antenna

김형중 (Hyung-jung Kim)

정회원



1993년 2월 한양대학교 전자공학과 학사

1995년 8월 한양대학교 전자공학과 석사

1995년 8월~현재 한국전자통신연구원 이동통신연구단 인지접속연구팀

<관심분야> 이동통신 시스템, Cognitive Radio 기술, SDR 기술, 디지털 신호처리