

가중합 유전자 알고리즘 기반의 다목적 최적화를 이용한 톤 삽입 PAPR 저감 기법

준희원 박순규*, 정희원 이원철*

A Tone Injection PAPR Reduction Method using Multi-objective Optimization based on Weighted-sum Genetic Algorithm

Soonkyu Park* Associate Member, Won-cheol Lee* Regular Member

요 약

OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 시스템을 포함한 다중 반송파 시스템에서 발생하는 PAPR(Peak-to-Average Power Ratio)을 감소시키기 위해 특정 톤 위치에 새로운 톤을 삽입하는 톤 삽입 기법은 성상도를 확장하여 평균 신호전력 대비 최대 신호 전력을 감소시키는 기법이다. 이러한 톤 삽입 기법은 최적의 PAPR 저감 성능을 얻기 위한 삽입 톤 결정을 위해 많은 탐색 연산량을 필요로 함과 동시에 높은 전력상승의 문제를 야기하는 반면, 전력상승을 고려하여 삽입 톤을 결정하면 사용 가능한 톤 삽입 신호가 제한됨에 따라 PAPR 저감 성능이 낮아진다. 따라서 본 논문에서는 기존의 톤 삽입 기법이 갖는 상충적인 목적들을 다목적 최적화 기법에 적용하여 PAPR 저감 성능과 전력상승을 절충하여 상호간의 유연한 조절이 가능한 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법을 제안한다. 모의 실험을 통하여 제안한 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 방법은 PAPR과 전력상승의 문제를 사용자의 의사를 반영하는 가중치에 따라 적절하게 조절할 수 있음을 확인하였다.

Key Words : OFDM, PAPR, Tone Injection, Multi-objective Optimization Problem, Weighted sum based Genetic Algorithm

ABSTRACT

Tone injection scheme has been known as one of peak to average power ratio (PAPR) reduction methods deployable to multi-carrier system like orthogonal frequency division multiplexing (OFDM). The basic idea in tone injection scheme is to enforce the constellation size larger so that each of original constellation points is mapped into the preassigned distinct locations. According to the tone injection scheme, it increases symbol power highly induced inherently by expanding constellation to get optimal PAPR reduction. In the other hand, to get optimal power increase, the PAPR would be reduced insufficiently with limited tone injection signal. To withstand these problems, this paper consider the reduction of the PAPR and power increase problem simultaneously. Toward this, the tone injection scheme accomplished by employing the weighted sum genetic algorithm which has been utilized to solve multi-objective optimization problem (MOOP). The simulation results verifies that the proposed scheme can control the effective PAPR performance and alleviation of power increase flexibly by the weight value at the expense of relatively low complexity.

※ 본 연구는 한국과학재단 특정기초연구(R01-2006-000-10578-0) 및 숭실대학교 교내 연구비의 지원으로 수행되었음.

* 숭실대학교 정보통신공학과 통신 및 신호처리 연구실({soonkyupark@amcs.ssu.ac.kr, wlee@ssu.ac.kr})

논문번호 : KICS2008-10-452, 접수일자 : 2008년 12월 03일, 최종논문접수일자 : 2008년 12월 17일

I. 서 론

최근 OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing)과 같은 다중 반송파 전송 방식은 주파수 선택 페이딩 채널에 대해 강인한 특성과 고속 전송이 가능함에 따라 xDSL, IEEE 802.11 및 IEEE 802.16 계열의 표준 전송 방식으로 사용됨은 물론이고 4세대 이동통신의 핵심 물리계층 전송 기술로 인식되고 있다^[1]. 하지만 다중 부반송파를 동시에 전송함에 있어 전송부의 시간영역에서 부반송파간의 합으로 인해 최대 전력 대 평균 전력의 비가 증가하는 현상이 발생하게 된다. 이러한 PAPR(Peak to Average Power Ratio) 증가는 고전력 증폭기(High Power Amplifier; HPA)에서 넓은 폭의 동작 범위를 요구하여, 결국 전력 소비 및 송수신기 구성 비용이 상승하게 되는 문제점을 야기한다. 이러한 문제를 해결하기 위한 PAPR 저감 기법에 대한 효과적인 신호처리 기법이 요구되며 이에 대한 활발한 연구가 진행되고 있다^{[2],[3]}.

기존에 제안된 기법 중 클리핑 기법은 임계치를 초과하는 전력의 신호를 잘라내어 PAPR을 줄이는 기법으로 구현방법이 간단한 이점이 있으나 신호의 왜곡이 발생하여 비트오율(Bit Error Rate; BER) 성능 저하를 초래하는 단점이 있다^[4]. 또한 주파수 및 시간 영역에서 다수의 위상 시퀀스를 추가적으로 곱하여 PAPR을 줄이는 SLM(Selective Mapping) 기법과 PTS(Partial Transmit Sequence) 기법은 최적의 위상 시퀀스를 결정하는데 있어 많은 탐색 연산량을 요구하고 전송 시 위상 시퀀스 정보를 동시에 전송해야 함에 따라 전송률 저하의 문제점이 발생한다^{[5],[6]}. J. Tellado가 제안한 톤 삽입 (Tone Injection)^[7] 기법은 임의의 톤의 성상도를 확장하여 PAPR을 감소시키는 기법으로 신호 전송 시 추가적인 정보 전송에 따른 전송률 저하의 문제점은 없지만 성상도를 확장시키기 위한 톤의 수 및 확장 방향의 가짓수에 따라 최적의 PAPR을 유도하는 삽입 톤의 탐색을 위한 연산량이 지수적으로 증가하는 문제점이 존재한다. 뿐만 아니라 성상도를 확장함에 따라 전력상승의 문제가 발생하게 되고 이는 삽입 톤의 위치 및 확장방향에 따라 달라진다. 이러한 기존의 톤 삽입 기법은 낮은 전력상승을 고려한다면 삽입 가능한 톤 신호가 제한적임에 따라 PAPR 저감 성능이 열화되고 반대로 최적의 PAPR 저감 성능을 고려하게 되면 높은 전력상승을 유발하게 된다. 따라서 본 논문에서는 이러한 상충적인 목적들

을 다목적 최적화 문제^[8]로 접근하여 PAPR 저감과 전력상승을 사용자의 의사에 따라 유연하게 조절 가능한 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법을 제안한다. 이러한 유전자 알고리즘을 톤 삽입 기법에 적용하여 삽입 톤을 결정하면 최적의 톤 삽입 기법이 갖는 PAPR 저감 성능과 비교하여 적은 횟수의 탐색만을 필요로 하는 장점과 동시에 전력상승과 PAPR 저감 성능 간의 상충적인 문제를 동시에 해결할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 일반적인 톤 삽입 기법에 대해 설명한다. III장에서는 제안하는 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법에 대해 설명하고 IV장에서 모의실험을 통해 성능을 분석한다. 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. 일반적인 톤 삽입 기법 소개

일반적으로 OFDM 신호는 $\Delta f = 1/NT_s$ 의 주파수 간격으로 이루어진 N 개의 직교 부반송파에 의해 전송되며 전송신호 $x(t)$ 는 식 (1)로 표현한다.

$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi f_k t}, \quad 0 \leq t \leq NT_s \quad (1)$$

이 때, X_k 는 k 번째 부반송파를 통해 전송되는 변조 심볼을 나타내며, f_k 는 변조 심볼 X_k 를 전송하기 위한 k 번째 부반송파 주파수로 $f_k = k\Delta f$ 로 정의된다. 또한, 식 (1)의 신호 $x(t)$ 를 변조 심볼 간격 T_s 단위로 $t = NT_s$ 로 샘플링 한 이산 시간에서 N 개의 부반송파를 갖는 임의의 m 번째 OFDM 심볼의 신호는 식 (2)와 같이 표현할 수 있다.

$$x^m[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k^m e^{j2\pi kn/N}, \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (2)$$

톤 삽입 기법은 신호 성상도의 크기를 확장하여 PAPR을 줄이는 방법으로 식 (2)의 변조 심볼 집합 $\mathbf{X}^m = [X_0^m, X_1^m, \dots, X_{N-1}^m]$ 중 임의의 톤 $X_{k_0}^m$ 의 성상도를 일정 거리만큼 이동시켜 기존의 성상도 위치를 새로운 등가 위치로 재배치한다. 이 때, 임의의 톤 $X_{k_0}^m$ 의 성상도 위치가 새로운 등가 위치로 이동하는 것은 k_0 의 톤 위치에 새로운 톤을 삽입하는 과정을 의미한다. 식 (2)에서 새로운 톤이 삽입된 신호 $\bar{x}^m[n]$ 은 식 (3)과 같다.

$$\bar{x}^m[n] = x^m[n] + c^m[n] = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} \bar{X}_k^m e^{j2\pi kn/N} \quad (3)$$

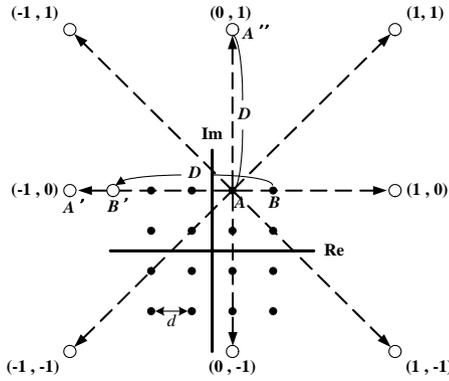


그림 1. 16-QAM 변조방식을 이용한 톤 삽입 기법의 예

식 (3)에서 $\bar{X}_k^m = X_k^m + C_k^m$ 이고, $C_k^m = p_k^m D + jq_k^m D$ 이다. 이 때, C_k^m 은 k 번째 부반송파에 삽입할 톤을 의미하며, -1, 1 혹은 0의 값을 갖는 p_k^m 와 q_k^m 에 따라 s 개의 방향으로 톤이 확장 된다. 그림 1은 16-QAM 변조 신호의 성상도에서 C^m 이 삽입되었을 때 임의의 톤 A 가 p_k^m 와 q_k^m 에 따라 가질 수 있는 모든 등가 위치를 표현한 예이다. 그림 1에서 각 성상위치에 표현한 괄호 안의 값은 (p_k^m, q_k^m)를 나타낸다. 신호의 성상위치를 이동시키기 위해 확장 거리 D 의 값을 적절하게 설정하여 신호를 전송하게 되면 수신단에서 모듈로 연산을 통해 전송 신호와 동일한 신호를 얻을 수 있다.

2.1 전력상승 문제

이러한 톤 삽입 기법은 송·수신단에서 확장 거리 D 가 사전에 약속되어 추가적인 오버헤드 전송을 요구하지 않고 그림 2와 같이 수신단에서 모듈로 연산을 통해 복구가 가능하다는 장점이 있다. 이 때, 확장 거리 D 는 식 (4)와 같이 QAM 변조를 위한 최소거리 d 와 변조 레벨 M 으로 정의한다. 또한 1 보다 큰 임의의 실수 값을 갖는 ρ 를 곱하여 줌으로써 기존의 성상도의 결정 영역에 영향을 주지 않고 BER 성능의 열화를 방지할 수 있다. 하지만 톤 삽입 기법은 확장거리 D 만큼 기존의 성상도를 확장시키기 때문에 신호의 크기가 커지게 되고 이에 따라 전송 전력상승의 문제점이 발생한다.

$$D = \rho d \sqrt{M} \quad (4)$$

앞서 설명한 바와 같이 톤 삽입된 신호 $\bar{X}_k^m = X_k^m + p_k^m D + jq_k^m D$ 은 $p_k^m \neq 0$ 또는 $q_k^m \neq 0$, 그

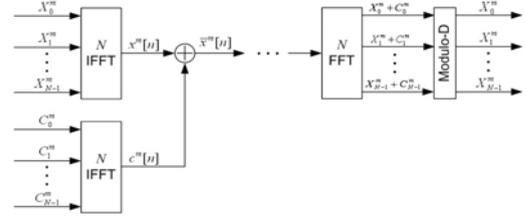


그림 2. 톤 삽입 기법을 위한 송수신단 구조

리고 $D \geq d\sqrt{M}$ 일 경우에 기존의 성상도가 확장됨에 따라 X_k^m 와 비교 했을 때 심볼의 평균 전력이 상승하게 된다. 이러한 심볼 평균 전력상승은 특정 대역 내에서 사용 가능한 전송 전력이 정해져 있음에 따라 SNR 마진 또는 채널용량 감소를 초래함과 동시에 톤 삽입을 통해 피크를 줄이더라도 새로운 피크를 유발하는 문제점이 존재한다^[7]. 따라서 톤 삽입 방법에서는 PAPR 저감 못지 않게 전력상승 정도를 억제하는 것 또한 중요한 연구과제이다.

m 번째 OFDM 심볼에서 발생하는 평균 전력상승은 식 (5)과 같이 시간영역에서 톤 삽입 후 발생하는 신호 $\bar{x}^m[n]$ 의 전력과 톤 삽입 전의 신호 $x[n]$ 의 전력 차에 대한 평균으로 계산한다.

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \{ |\bar{x}^m[n]|^2 - |x^m[n]|^2 \} \quad (5)$$

이 때, 톤 삽입에 따른 최소로 증가할 수 있는 전력은 원래의 QAM 변조된 신호의 실수부 또는 허수부가 $\pm d(\sqrt{M}-1)/2$ 을 갖는 경우, 이와 반대되는 부호를 갖는 p_k^m 또는 q_k^m 의 방향으로 톤을 확장함으로써 얻을 수 있다. 예를 들어, 그림 1의 A가 최소 전력상승을 갖는 방향으로 톤을 확장하기 위해서는 $p_k^m = 0, q_k^m = -1$ 로 설정함으로써 A'로 이동시켜야 한다.

2.2 최적의 PAPR을 유도하는 삽입 톤 탐색

식 (3)의 톤 삽입된 신호 $\bar{x}^m[n]$ 의 PAPR은 식 (6)과 같이 시간 영역에서 계산되며 \bar{X}^m 가 최적의 PAPR을 갖기 위해서는 적절한 C^m 을 결정해야 한다.

$$PAPR\{\bar{x}^m[n]\} = \frac{\max\{|x^m[n] + c^m[n]|^2\}}{E\{|x^m[n] + c^m[n]|^2\}} \quad (6)$$

만약, 이러한 과정이 주파수 영역에서 수행된다면 C^m 값의 변화에 따라 식 (6)의 PAPR을 얻기

위해 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform)과정이 요구된다. 이는 최적의 PAPR을 유도하는 삽입 톤 C^m 을 결정하기 위한 삽입 톤의 위치 k_0 및 해당 위치에서의 확장 방향 $p_{k_0}^m$ 과 $q_{k_0}^m$ 에 대한 탐색 연산 뿐만 아니라 이와 동일한 횟수의 IFFT 연산이 요구된다. 따라서 식 (7)과 같이 IFFT 과정 거친 시간 영역의 신호 $c^m[n]$ 을 이용하여 최적의 PAPR을 찾아야 한다. 이 때, 식 (7)의 $p_{k_0}^m$ 과 $q_{k_0}^m$ 를 그림 1과 같이 변경하면 k_0 번째 톤 위치에서 주파수 영역 상의 성장도 확장과 같은 결과를 얻을 수 있기 때문에 한번의 IFFT 과정으로도 다양한 C^m 에 따른 \bar{X}^m 의 PAPR 계산과 동일한 효과를 얻을 수 있다.

$$c_{k_0}^m[n] = \frac{D}{\sqrt{N}} \{p_{k_0}^m \cos(2\pi k_0 n/N) - q_{k_0}^m \sin(2\pi k_0 n/N)\} \quad (7)$$

$$+ \frac{jD}{\sqrt{N}} \{q_{k_0}^m \cos(2\pi k_0 n/N) + p_{k_0}^m \sin(2\pi k_0 n/N)\}$$

톤 삽입 기법은 삽입하는 톤의 개수가 많을수록 PAPR 감소 효과가 커지지만 최적의 PAPR을 갖는 삽입 톤을 결정하기 위한 조합수가 증가하는 단점이 있다. 이때의 최적의 삽입 톤 결정에 필요한 탐색 연산량은 전체 부반송파의 개수(N), 삽입할 톤의 수(K) 그리고 성장도 확장에 사용되는 등가위치 수(S)를 이용하여 식 (8)로 표현할 수 있다⁷⁾.

$$\binom{N}{K} S^K \approx (NS)^K \quad (8)$$

III. 다목적 최적화를 위한 기중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법

톤 삽입 기법은 성장도의 확장에 따라 PAPR을 감소시키는 방법이기 때문에 기본적으로 심볼의 평균 전력이 상승하게 된다. 이러한 평균 전력상승은 톤 삽입 전의 원래 신호가 갖는 성장도 위치와 톤 삽입 후의 성장도 확장방향에 따라 다르게 나타날 수 있다. 예를 들어 그림 1의 심볼 A와B를 비교했을 때, 각각의 심볼이 A'과 B'으로 이동함을 가정하면, B'으로 확장된 경우에 A'으로 확장된 경우보다 낮은 전력상승이 발생한다. 마찬가지로 A 심볼이 각각 A'과 A''으로 확장된 경우를 비교하면 A'으로 이동한 경우가 더욱 낮은 전력상승 효과를 가지게 된다. 결국 전력상승을 줄이기 위해서는 성장도의 실수 또는 허수축의 외곽에 위치하는 톤이 그 반대

의 방향으로 이동하는 것이 가장 유리하다. 하지만 이러한 경우, 삽입 가능한 톤이 제한적임에 따라 PAPR 저감 성능이 낮아진다. 따라서 본 논문에서는 기존의 톤 삽입 PAPR 저감 기법의 삽입 톤 결정을 위해 소요되는 탐색 연산량을 줄임과 동시에 PAPR 최소화와 전력상승 최소화의 상충관계의 목적을 유연하게 결정할 수 있는 기중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법을 제안한다.

3.1 다목적 최적화 문제

소개하는 다목적 최적화 기술은 단일 목표치를 만족시키는 변수들을 최적화하는 것이 아닌 여러 개의 서로 상충 관계를 갖는 목적함수들을 만족시키기 위한 변수들을 최적화하는 기술이다. 이러한 복수의 상충되는 목적함수들을 최적화하는 문제는 다목적 최적화 문제라 불리우며 식 (9)와 같이 정의한다⁸⁾.

$$\min/\max \mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})] \quad (9)$$

$$s.t. \mathbf{x} \in S$$

위 식에서, $[f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_k(\mathbf{x})]$ 는 k 개의 목적함수를 나타내고, $[x_1, x_2, \dots, x_n]$ 는 n 개의 최적화를 위한 변수들을 나타내며 변수 공간 S 의 부분집합이다. 이러한 다목적 최적화 문제에서는 모든 목적함수를 동시에 최소화하는 최적화 과정에서 목적함수 모두를 최소화하는 해를 구한다는 것은 사실상 불가능하다. 따라서 모든 목적함수에 대해 허용할 수 있는 절충된 해를 찾기 위해 각 목적함수에 최적의 해가 아니더라도 다른 해에 지배되지 않는 해가 선정되고 이러한 해를 비지배해(non-dominated solution)라 한다. 일반적으로, 앞에서 언급한 모든 목적함수를 최소화하는 최적화 과정에서 다음의 식을 만족하면 해 \mathbf{x} 가 해 \mathbf{y} 를 지배한다고 하며, \mathbf{x} 는 비지배해가 되고 $\mathbf{x} > \mathbf{y}$ 로 표기한다.

$$\forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(\mathbf{x}) \leq f_i(\mathbf{y})$$

$$\text{and } \exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: f_j(\mathbf{x}) < f_j(\mathbf{y}) \quad (10)$$

식 (10)을 통해 비지배해로 분류된 해들을 파레토 최적해(Pareto optimal solution)라고 하며, 그 집합을 파레토 최적 집합(Pareto optimal set)이라고 한다. 또한, 파레토 최적해의 목적함수들에 의해 형성된 공간을 파레토 최적 프론트(Pareto optimal front)라 하고, 파레토 최적해들 중에서 선택된 해는 모든 목적함수에 있어 더 나은 해가 존재하지 않는다는 것을 의미한다.

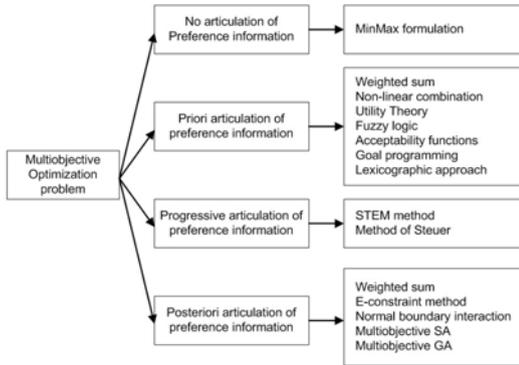


그림 3. 다목적 최적화 알고리즘의 분류

일반적으로 다목적 최적화 문제는 그림 3과 같이 의사결정권자(Decision-maker)의 선호도를 반영하는 방식에 따라 크게 4가지로 나눌 수 있으며, 본 연구에서는 PAPR 저감과 전력상승 문제를 동시에 해결하기 위해 다목적 최적화 분야에서 가장 널리 사용되는 Priori articulation of preference information 방식을 사용한다. 이러한 Priori articulation of preference information은 설계자의 선호도를 최적화가 수행되기 전에 여러 목적 함수들에 반영하여 하나의 목적함수로 변화시키기 위해 다양한 방법이 존재하며 가장 쉽고 널리 사용되는 방법이 가중합(Weighted-sum) 방법이다⁹⁾.

3.2 가중합 방식의 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 탐색과 최적화 문제 해결을 위한 알고리즘으로 진화론의 적자생존과 자연선택의 유전학에 근거한 적응 탐색 기법이다¹⁰⁾. 이는 다양한 최적화 분야에 적용되어 왔으며 기존의 연구를 통해 복잡한 조합문제에서 효율적인 탐색이 가능하고 최적의 해에 가까운 해를 구할 수 있다는 장점이 있다^{11),12)}. 일반적으로 유전자 알고리즘에서는 새로운 개체(chromosome)를 만들기 위해 각 개체의 목적에 따른 적합도를 평가하여 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation), 재생산(Reproduction)의 3가지 유전과정을 반복적으로 거치며 최적의 해를 도출하게 된다¹²⁾. 이러한 유전자 알고리즘이 다목적 최적화에 적용되기 위해서는 개체의 적합도를 평가하는 적합도 함수가 모든 목적에 따라 하나의 적합도로 표현할 수 있어야 한다. 이에 가장 대표적인 방법은 식 (11)과 같이 다수의(m) 적합도 함수(f_i)에 가중치를 곱하여 더함으로써 하나의 적합도로 표현할 수 있는 가중합 방식이다¹³⁾. 이러한 가중합 방식은

양의 가중치들이(w_i) 식 (11)과 같이 정규화 되어 의사결정권자의 선호도를 나타낸다.

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^m w_i f_i(\mathbf{x}), \text{ s.t. } \mathbf{x} \in S, \sum_{i=1}^m w_i = 1 \quad (11)$$

3.3 제안하는 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법

다목적 최적화를 위해 사용된 가중합 방식의 유전자 알고리즘은 일반적인 유전자 알고리즘의 처리 순서와 동일하며⁹⁾ 이 때 사용되는 개체는 그림 4와 같이 톤 삽입 위치 및 이에 따른 성상도의 확장 방향으로 구성한다.

모든 개체는 N 개의 부반송과 중 임의의 K 개 삽입 톤이 갖는 톤 위치와 S 개의 등가위치 중 각 삽입 톤이 갖는 임의의 등가위치를 이진화 된 정보로 표현한다. 예를 들어 64개의 부반송파를 사용하는 OFDM 시스템에서 10번째 톤 위치에 +D만큼 성상도 확장을 유도하는 삽입 톤은 001010001의 형태를 갖는 개체로 변환된다. 이 때, 성상도 확장을 통한 등가 위치 정보는 그림 1의 등가 위치를 색인 번호로 구분하고 이를 이진화 하여 사용한다.

그림 5는 제안하는 가중합 기반의 유전자 알고리즘을 이용한 톤 삽입 PAPR 저감 기법의 처리 흐름도를 나타내고 있다.

먼저, 그림 4와 같은 형태의 개체를 설정된 개체군의 크기(P)만큼 랜덤하게 발생시키고 각 개체에 대한 전력상승 및 PAPR 은 각각 식 (5)와 (6)을 통해 계산한다. 그 후 적합도 함수를 통해 적합도를 계산하게 된다. 본 논문에서 개체의 PAPR에 대한 적합도를 평가하기 위한 함수는 식 (12)와 같이 전역 탐색을 통한 톤 삽입 기법에서 가질 수 있는 충분히 낮은 PAPR을 기준으로 개체가 갖는 PAPR 간의 비율을 통해 개체의 최소 PAPR에 대한 접근 정도로서 정의하여 PAPR 저감의 목적에 대한 적합성을 평가한다.

$$f_{\min PAPR}^{(i,g)} = \left(\frac{TH.PAPR}{PAPR(i,g)} \right)^2, \quad (12)$$

$$i = 1, \dots, P, g = 1, \dots, G$$

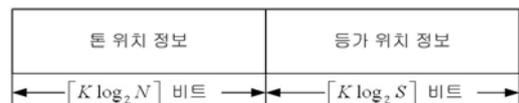


그림 4. 톤 삽입 기법에 유전자 알고리즘을 적용하기 위한 개체의 구성

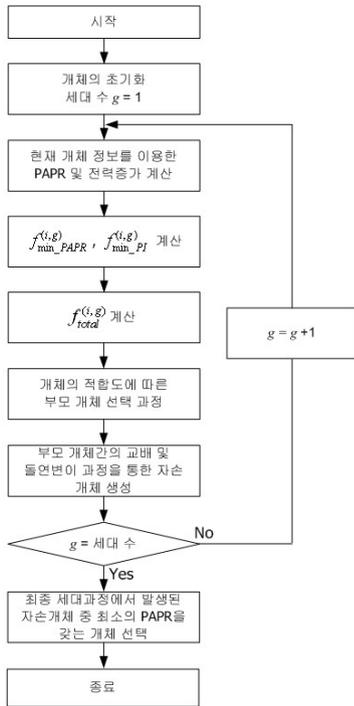


그림 5. 제한한 기법의 처리 흐름도

식 (12)의 TH_{PAPR} 은 전역 탐색을 통해 결정된 톤을 삽입하여 얻을 수 있는 기준 PAPR 값으로 CCDF(Complementary Cumulative Distribution Function)를 기준으로 PAPR이 임계값보다 클 확률이 약 99%에 해당하는 값으로 설정하였다. $PAPR(i, g)$ 은 유전자 알고리즘의 g 세대에서 i 번째 개체가 가지는 PAPR을 의미한다. 또한 전력상승에 대한 적합도 함수는 식 (13)과 같이 개체가 갖는 전력상승과 최대전력상승 간의 비로써 표현한다.

$$f_{\min PI}^{(i, g)} = \left(1 - \frac{PI(i, g)}{\max(\text{power increase})} \right), \quad (13)$$

$$i = 1, 2, \dots, P, g = 1, 2, \dots, G$$

식 (13)에서 $PI(i, g)$ 은 유전자 알고리즘의 g 세대에서 i 번째 개체가 유발하는 전력상승을 의미하며 $\max(\text{power increase})$ 는 K 개의 톤을 삽입함으로써 발생할 수 있는 최대전력상승 정도이다.

다목적 최적화를 위해 PAPR 최소화의 목적과 전력상승 최소화의 목적에 대한 적합도는 식 (14)를 통해 하나의 적합도 함수로 표현한다.

$$f_{\text{total}}^{(i, g)} = w_1 f_{\min PAPR}^{(i, g)} + w_2 f_{\min PI}^{(i, g)}, \quad (14)$$

$$i = 1, 2, \dots, P, g = 1, 2, \dots, G$$

최종적으로 식 (14)를 통해 개체에 대한 적합도가 결정되면 이에 따라 부모개체를 선택하게 된다. 부모개체 선택은 한번의 과정에서 두 개의 개체가 선택되며 높은 적합도를 갖는 개체들이 선택될 확률이 높아진다. 선택된 부모개체를 이용하여 개체군 크기만큼의 자손 개체를 생성하고 생성된 자손개체군은 다음 세대과정에서의 부모개체군으로 대체된다. 이러한 과정은 설정된 세대 수(G) 만큼 반복되며 최종 세대 수에서 얻어진 개체군 내에서 식 (15)를 통해 m 번째 심볼에 대한 삽입 톤 정보(T_{opt}^m)를 결정하게 된다.

$$T_{opt}^m = \underset{i}{\operatorname{argmax}} \{ f_{\min PAPR}^{(i, G)} \}, i = 1, 2, \dots, P \quad (15)$$

IV. 모의실험

다목적 최적화를 기반으로 한 유전자 알고리즘을 톤 삽입 기법에 적용하여 톤 삽입 기법의 PAPR 저감 성능과 함께 전력상승을 평가하기 위해 최적의 PAPR을 갖는 기존의 톤 삽입 기법과 비교 하였다. 성능 평가를 위한 모의실험에서 사용된 OFDM 시스템은 64개의 부반송파를 사용하였고 16-QAM 변조방식을 사용하여 오버샘플링을 하지 않은 총 100,000개의 OFDM 심볼을 이용하였다. 성상도의 확장을 위해 사용된 식 (4)의 D 에서 $\rho=1$ 로 설정하였다. 또한 유전자 알고리즘을 위해 5세대 동안 300개체를 60%의 교배확률(P_c)과 0.2%의 돌연변이 확률(P_m)로 유전과정을 실행하였다.

먼저 일반적으로 유전자 알고리즘은 다수의 세대 과정(G)이 진행됨에 따라 개체가 갖는 적합도 값이 일정값에 수렴하게 되고 수렴된 적합도에서 해를 결정하게 된다. 하지만 이러한 수렴된 적합도를 얻기 위해 결정되어야 할 세대 수는 명확하게 정의되기 어려움과 동시에 탐색 연산의 횟수와 밀접한 연관을 가지기 때문에 신중하게 정의되어야 할 필요성이 있다. 따라서 본 논문에서는 세대 수에 따른 가중합 유전자 알고리즘의 적합도 함수가 갖는 수렴도를 확인하기 위해 PAPR 저감(w_1)과 전력상승(w_2)에 대한 가중치를 각각 0.7과 0.3으로 할당하고 60개의 개체를 사용하여 5세대와 50세대간의 수렴 정도를 비교하였다. 그림 6은 임의의 한 심볼에서 최종세대 과정에서 결정된 삽입 톤이 갖는 가중합 적합도의 수렴 정도에 대한 결과를 보여준다. 또한 표 1은 모든 심볼에서 결정된 각 삽입 톤이 갖는

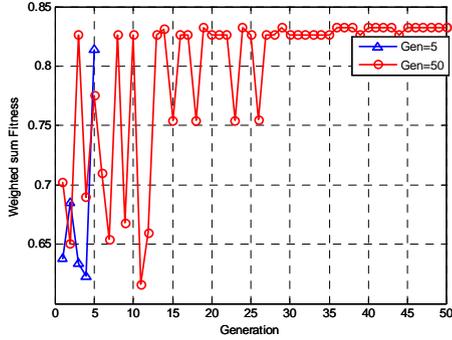


그림 6. 부반송파 수 $N=64$ 이고 개체수 $P=60$ 일 때, 세대수에 따른 적합도 함수 수렴도 비교

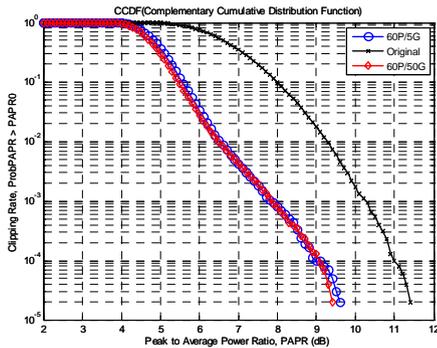


그림 7. 부반송파 수 $N=64$ 이고 개체수 $P=60$ 일 때, 세대수 G 에 따른 PAPR 저감성능 비교

적합도들의 최대, 최소값과 평균을 나타낸다. 그림 6을 통해 5세대를 사용한 경우, 적합도의 수렴은 확신 할 수 없으나 50세대의 경우에는 0.83으로 수렴하는 결과를 확인 할 수 있기 때문에 실험결과에 대한 신뢰성이 높지만 모든 심볼에서 결정된 삽입 톤이 갖는 적합도의 최대, 최소 및 평균치가 표 1과 같이 5세대와 50세대에 따라 큰 변화가 없고 그림 7의 PAPR 성능 또한 차이가 없음에 따라 탐색 연산량을 줄이기 위해 낮은 세대과정인 5세대를 사용하는 것이 유리함을 알 수 있다.

다음으로 PAPR 저감과 전력상승에 대한 성능을 확인하기 위해 0.5에서 1의 값으로 식 (11)을 만족하는 PAPR 저감 적합도에 대한 가중치(w_1)와 전력

표 1. 50세대/5세대 간 적합도 비교

	PAPR 적합도			전력상승 적합도			전체적합도		
	최소	평균	최대	최소	평균	최대	최소	평균	최대
60개체 50세대	0.4215	0.8446	1	0.2857	0.8240	0.9286	0.5699	0.8384	0.9786
60개체 5세대	0.4126	0.8283	1	0.2857	0.8087	0.9286	0.5459	0.8224	0.9786

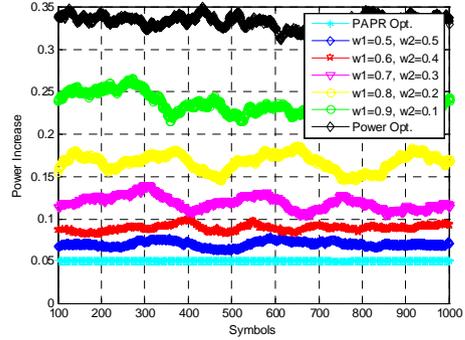


그림 8. 부반송파 수 $N=64$ 이고 개체 수 $P=300$ 및 세대 수 $G=5$ 일 때 가중치에 따른 전력상승 비교

상승 적합도에 대한 가중치(w_2)를 선정하였고 이에 대한 CCDF 그래프와 전력상승에 대한 실험결과는 각각 그림 8과 9이다. 이 때, 실험 결과의 ‘Original’은 아무런 처리 없는 원신호의 PAPR을 의미하며 ‘PAPR Opt.’는 전역 탐색을 통해 결정된 톤 삽입 기법을 사용한 경우의 PAPR을 의미한다. 또한 ‘Power Opt.’는 전력상승 최소화를 위해 원신호의 정상도에서 최외곽에 위치하는 톤만을 탐색한 경우를 의미한다.

그림 8은 각 심볼 별로 300개의 개체가 5세대의 유전과정을 통해 얻어진 최적의 삽입 톤을 통한 PAPR을 CCDF로 표현한 그림으로, 다목적 최적화를 위한 유전자 알고리즘을 사용한 경우, PAPR 저감에 대한 가중치를 높게 줄수록 최적의 PAPR 저감 성능에 가까워짐을 알 수 있다. 또한 전력상승을 최소화하는 삽입 톤들만을 고려하여 얻어진 PAPR 결과보다 우수함을 알 수 있다.

그림 9는 그림 8의 결과를 가지는 삽입 톤들에 대한 전력상승 정도를 1,000심볼을 이용하여 이동평균(Running Average)으로 나타내었다. 나타난 결과에 따라, 다목적 최적화를 위한 유전자 알고리즘을 사용할 경우, 전력상승 최소화의 결과 보다는 높은 전력상승이 일어나지만, 최적의 PAPR을 얻은 경우 보다는 낮은 전력상승이 발생한다.

PAPR 저감에 0.9의 가중치를 할당한 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법과 전역 탐색을

표 2. 다른 가중치에 따른 다목적 최적화 결과 비교

	PAPR Opt.	$w_1 = 0.9$ $w_2 = 0.1$	$w_1 = 0.8$ $w_2 = 0.2$	$w_1 = 0.7$ $w_2 = 0.3$	$w_1 = 0.6$ $w_2 = 0.4$	$w_1 = 0.5$ $w_2 = 0.5$	Power Opt.
PAPR 저감	4.48dB	4.48dB	3.23dB	2.83dB	2.31dB	2.12dB	2.03dB
전력 상승	0.3325	0.2369	0.1706	0.1211	0.0885	0.0691	0.05

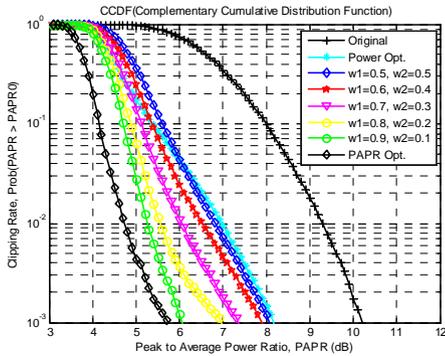


그림 9. 부반송파 수 $N=64$ 이고 개체 수 $P=300$ 및 세대 수 $G=5$ 일 때 가중치에 따른 PAPR 저감 성능 비교

통해 결정된 톤 삽입 기법을 동시에 비교했을 때, 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법의 결과가 PAPR 저감 측면에서 약 0.3dB 부족하지만 전력상승 측면에서 28.8% 감소하게 된다. 각 가중치 설정에 대한 모의실험의 결과를 PAPR 저감 성능과 전력상승으로 구분하여 표 2에서 나타내었다.

이러한 결과를 바탕으로 다목적 최적화를 위한 가중합 유전자 알고리즘 기반의 톤 삽입 기법은 PAPR 저감과 전력상승간의 상충적인 목적을 동시에 만족시킬 수 있음을 알 수 있다. 다만 이는 가중치에 따라 그 성능이 다르게 나타남에 따라 사용 목적에 따라 적절하게 가중치를 할당해야 한다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 톤 삽입 기법이 갖는 최적의 PAPR 저감과 전력상승 최소화 문제를 동시에 해결하기 위해 다목적 최적화에서 사용되는 가중합 유전자 알고리즘을 적용한 톤 삽입 기법을 제안하였다. 톤 삽입 기법은 추가적인 오버헤드 전송으로 인한 전송률 저하가 없는 장점이 있는 반면, 최적의 삽입 톤을 찾기 위한 전역 탐색과정에서 많은 탐색 연산량을 필요함과 동시에 전력상승의 문제가 발생한다. 제안하는 기법은 기존의 톤 삽입 기법의 PAPR 저감 및 전력상승 문제의 상충적인 문제를 동시에 해결하기 위해 다목적 최적화 방법의 일종

인 가중합 유전자 알고리즘을 적용하였으며, PAPR 저감 및 전력상승 최소화의 목적에 맞는 적합도 함수를 설정하여 고정된 개체군 크기와 세대 수를 설정하여 가중치에 따른 모의실험을 수행하였다. 그 결과, 제안한 기법은 사용 목적에 따라 가중치를 할당함으로써 PAPR 성능과 전력상승을 유연하게 조절 할 수 있으며 기존의 톤 삽입 기법에 비해 낮은 연산량과 낮은 전력상승으로도 최적의 PAPR 저감 성능에 근접한 결과를 얻을 수 있음을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] R. van Nee and R. Prasad, *OFDM for Wireless Multimedia Communications*, Artech House Publishers, 2000.
- [2] R. Prasad, *OFDM for Wireless Communications Systems*, Artech House Publishers, 2004.
- [3] S. H. Han and J. H. Lee, "An Overview of Peak-to-Average Power Ratio Reduction Techniques for Multicarrier Transmission," *IEEE Wirel. Commun.*, pp.56 - 65, Dec. 2005.
- [4] X. Li and L. J. Cimini, Jr., "Effects of clipping and filtering on the performance of OFDM," *IEEE Commun. Lett.*, Vol.2, No.5, pp.131-133, May 1998.
- [5] R. W. Bauml, R. F. H. Fischer, and J. B. Huber, "Reducing the peak-to-average power ratio of multicarrier modulation by selected mapping," *IEEE Electr. Lett.*, Vol.32, No.22, pp.2056-2057, Oct. 1996.
- [6] L. Cimini Jr. and N. Sollenberger, "Peak-to-average power ratio reduction of OFDM signal using partial transmit sequences," *IEEE Commun. Lett.*, Vol.4, No.3, pp.86-88, Mar. 2000.
- [7] J. Tellado, Peak to average power reduction for multicarrier modulation, Ph.D. Thesis, Stanford University, Sep. 1999.

- [8] E.Zitzler, Evolutionary algorithms for multiobjective optimization : Methods and applications, Ph. D. Dissertation, Swiss Federal Inst. Tech. (ETH), Zurich, Switzerland, 1999
- [9] 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
- [10] J. H. Holland, *Adaptation in Natural and Artificial Systems*, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [11] 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.
- [12] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithm in search, optimization and machine learning*, Addison Wesley Publishers, 1989.
- [13] H. Ishibuchi, T. Murata "A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics –Part C: Applications and Reviews*, Vol.28, No.3, pp.392 - 403, AUG. 1998.

박 순 규 (Soonkyu Park)

준회원



2007년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사
 2007년 3월~현재 숭실대학교 정보통신학과 석사과정
 <관심분야> OFDM, 유전자 알고리즘, Cognitive Radio, 통신신호처리

이 원 철 (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 정보통신전자공학부 부교수

<관심분야> OFDM, Cognitive Radio, Position Location based on UWB, CDMA2000/WCDMA, Smart Antenna