

논문 2009-46TC-1-1

MG-PSO 알고리즘을 적용한 PTS 기법에 의한 OFDM 신호의 PAPR 감소

(PAPR Reduction of an OFDM Signal by use of PTS scheme with
MG-PSO Algorithm)

김 완 태*, 유 선 용**, 조 성 준**

(Wantae Kim, Sunyong Yoo, and Sungjoon Cho)

요 약

OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 시스템은 주파수 선택적 페이딩(frequency selective fading)과 협대역 간섭(narrowband interference)에 강한 전송 방식으로 대용량 데이터 통신에 적합하다. 하지만 독립적으로 변조된 많은 부반송파들의 중첩으로 신호의 진폭이 증가하여 PAPR(Peak-to-Average Power Ratio)이 증가하는 문제가 발생한다. PAPR 문제를 해결하기 위해 제안된 PTS(Partial Transmit Sequence) 기법은 OFDM 신호를 부분블록으로 나눈 후 위상 가중치를 곱하여 PAPR을 감소시킬 수 있지만, 위상 가중치를 탐색하는 과정에서 계산의 복잡도가 부분블록 수에 따라 지수적으로 증가하는 단점이 있다. 본 논문에서는 PTS 기법의 위상 탐색 과정에 최적화 기법인 변형된 Greedy 알고리즘과 PSO(Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 조합한 MG-PSO(Modified Greedy algorithm - Particle Swarm Optimization) 알고리즘을 적용한 구조를 제안하였다. 이 구조는 PTS 기법의 위상 탐색 과정에서 계산 복잡도가 지수적으로 증가하는 문제를 해결하고 PAPR 감소 성능도 보장할 수 있다. 제안하는 알고리즘을 통신 시스템에 적용하였을 때 PAPR 감소 성능을 분석하였다.

Abstract

OFDM(Orthogonal Frequency Division Multiplexing) system is robust to frequency selective fading and narrowband interference in high-speed data communications. However, an OFDM signal consists of a number of independently modulated subcarriers and the superposition of these subcarriers causes a problem that can give a large PARR(Peak-to-Average Power Ratio). PTS(Partial Transmit Sequence) scheme can reduce the PAPR by dividing OFDM signal into subblocks and then multiplying the phase weighting factors to each subblocks, but computational complexity for selecting of phase weighting factors increases exponentially with the number of subblocks. Therefore, in this paper, MG-PSO(Modified Greedy algorithm - Particle Swarm Optimization) algorithm that combines modified greedy algorithm and PSO(Particle Swarm Optimization) algorithm is proposed to use for the phase control method in PTS scheme. This method can solve the computational complexity and guarantee to reduce PAPR. We analyzed the performance of the PAPR reduction when we applied the proposed method to telecommunication systems.

Keywords : OFDM, PAPR, PTS, Metaheuristic, PSO

I. 서 론

* 학생회원, ** 정회원, 한국항공대학교 정보통신공학과
(Dept. of Inform. & Telecom. Eng., Graduate
School of Korea Aerospace University)

※ 본 논문은 지식경제부 한국산업기술평가원 지정 한국항공대학교 부설 인터넷정보검색 연구센터의 지원에 의함

접수일자: 2008년9월25일, 수정완료일: 2009년1월19일

최근 들어 차세대 무선 통신 시스템의 표준으로 고속 데이터 전송이 가능한 OFDM 시스템이 응용되고 있다. OFDM 시스템은 다수의 직교 부반송파를 사용하여 정보를 전송하는 기법으로 단위 시간당 많은 양의 데이터

를 전송할 수 있는 장점을 가지며, 주파수 선택적 페이딩이나 협대역 간섭에 효율적이다. 뿐만 아니라 송·수신단에서 IFFT(Inverse Fast Fourier Transform)와 FFT를 사용하여 간단하게 시스템을 구현할 수 있다. 그러나 OFDM 변조 과정에서 다수의 부반송파가 동위상으로 겹쳐지면서 최대 부반송파 수에 비례하여 PAPR이 증가하므로 A/DC(Analog to Digital Converter)와 D/AC(Digital to Analog Converter)의 복잡도가 증가하고 전력 증폭기의 효율이 감소한다.

따라서 PAPR 문제를 감소시키기 위한 여러 가지 방법들이 제안되었으며^[1], 이들 중 대표적인 위상 회전 방식으로 PTS 기법이 있다. PTS 기법은 OFDM 심볼을 구성하는 전체 데이터 심볼을 중첩되지 않는 부분 블록으로 나누고 각각의 부분 블록별 IFFT 연산을 한 후 PAPR이 최소가 되도록 하기 위해 각 부분 블록에 위상 회전 요소를 곱하여 PAPR을 감소시킨다^[2]. 부분 블록에 위상 회전 요소를 곱하여 PAPR을 감소시키는 과정은 비선형 왜곡에 의한 PAPR 감소 기법이 아니므로 대역 내 왜곡이나 대역 외 스펙트럼 방출 없이 효과적으로 PAPR을 감소시킬 수 있으나, 위상 가중치를 선택하는 과정에서 계산의 복잡도가 크게 증가하는 문제를 가진다. 가능한 위상 회전 요소를 모두 탐색하는 완전 탐색의 경우 PAPR 감소 성능이 가장 뛰어나지만 부분 블록과 위상 회전 요소의 수에 비례하여 반복 탐색 횟수가 지수적으로 증가하는 단점을 가지고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해 완전 탐색에 비하여 PAPR 감소 성능은 다소 떨어지지만 상대적으로 낮은 계산 복잡도를 갖는 flipping 기법과 수열을 이용한 Shapiro-Rudin, Golay complementary, Orthogonal Variable Spreading Factor(OVSF) 코드 등이 제안되었다. 하지만 단순히 수열을 바꾸어 PAPR을 감소시키는 기법은 연산량과 비례하여 성능이 떨어지는 단점을 가진다^[3].

본 논문에서는 최소의 반복 탐색을 통하여 최적의 위상 회전 요소를 찾기 위해 최적화 알고리즘 중 하나인 Greedy 알고리즘에 선택 가능한 위상 가중치의 개수를 고려한 변형된 Greedy 알고리즘과 PSO 알고리즘을 혼합한 MG-PSO 알고리즘을 제안한다. 변형된 Greedy 알고리즘은 부분 블록의 PAPR을 기준으로, 큰 PAPR을 가질수록 위상 회전 요소를 더욱 많이 고려함으로써 PAPR을 감소시키는 위상 가중치를 구하기 위한 탐색 시간을 크게 단축시킬 수 있다. 하지만 다른 최적화 알고리즘보다 좋은 해를 도출하지 못하기 때문에 PSO 알

고리즘의 성능을 높이기 위한 초기 위상 요소의 설정을 위해 변형된 Greedy 알고리즘에서 구한 위상 요소를 사용한다. PSO 알고리즘은 군집(swarm)을 이루는 각 개체(particle)의 행동을 전 세대부터 내려오는 경험에 의한 정보와 군집 내 개체가 찾아내는 새로운 정보를 활용하여 조절함으로써 큰 검색 공간에서 최적화에 가까운 해를 효율적으로 찾을 수 있다^[4~5]. 즉, PTS 기법에서 위상 탐색 과정을 개체로 보고, 반복적으로 수행되는 시간에 따라 개체의 집합인 군집을 세대별로 나누어 각 세대에서 구한 최적의 해에 해당하는 위상 가중치에 관한 정보를 다음 세대에서 활용한다. 그리고 전 세대의 정보와 현 세대에서 각 개체들이 구한 정보를 바탕으로 다음 개체들이 이동하여 최적의 위상 요소를 찾는 것이다. 두 가지 최적화 기법을 조합한 MG-PSO 알고리즘은 적은 매개변수들을 가지고 탐색이 가능하므로 최적화 과정을 조절하기 쉽고, 목적함수 호출을 적게 하면서 최적의 해를 찾기 때문에 성능과 복잡도 면에서 우수하다.

본 논문의 구성은 II장에서 OFDM 시스템의 특성과 개념에 대해 살펴보고, III장에서는 기존의 PAPR 감소 기법인 PTS에 대해 살펴본다. IV장에서는 MG-PSO 알고리즘에 관해 분석하고 PTS 기법에 적용한다. V장에서는 시뮬레이션 결과를 통해 제안한 기법의 성능을 분석하고 마지막으로 결론을 맺는다.

II. OFDM 통신 시스템

OFDM 시스템은 독립적으로 변조된 많은 부반송파들로 구성되며, 부반송파의 개수가 N 개인 OFDM 시스템의 n 번째 기저대역 복소수 신호는 다음과 같다.

$$x_n = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{k=0}^{N-1} X_k e^{j2\pi nk/N} \quad (1)$$

위 수식에서 k 는 부반송파의 순서, n 은 심볼의 순서를 나타내며, X_k 는 k 번째 부반송파에 입력되는 QPSK 변조 데이터이다. OFDM 심볼당 N 개를 샘플링 하는 Nyquist sampling rate는 continuous-time OFDM 신호의 최대치를 놓칠 수 있으므로 PAPR을 정확히 측정할 수 없게 된다. 따라서 PAPR을 정확하게 측정하기 위해 신호에 zero padding을 하여 과도 샘플링(oversampling)을 수행하며, N 개의 부반송파로 구성된 기저대역 OFDM 신호 x_n 은,

$$x_n = \frac{1}{\sqrt{mN}} \sum_{k=0}^{mN-1} X'_k e^{j2\pi nk/mN} \quad (2)$$

와 같다. 여기서 X'_k 는 QPSK 변조 데이터에 과도 샘플링을 수행한 데이터이며, 실수부와 허수부로 간단히 정리하면 일반적으로 i.i.d(independent and identically distributed) 성질을 갖는 불규칙한 신호로 볼 수 있다. QPSK 변조에서 신호의 구성은 $X_k \in \{\pm 1, \pm j\}$ 가 되고, N 이 충분히 크면 중심극한 정리(Central Limit Theorem)에 의해 $Re\{x_n\}$ 과 $Im\{x_n\}$ 의 분포는 Gaussian 확률 밀도함수를 갖는 불규칙한 신호가 된다. 따라서 $|x_n|$ 은 레일레이(Rayleigh) 분포를 따르고, $|x_n|^2$ 은 평균이 0이고 자유도(degree of freedom)가 2인 중심 chi-square 분포가 되며 전력의 확률밀도함수는 다음과 같다^[1].

$$F(|x_n|^2) = 1 - e^{-|x_n|^2} \quad (3)$$

위 수식으로부터 OFDM 심볼의 PAPR이 특정 임계값 $PAPR_0$ 를 초과할 확률을 유도할 수 있다. 먼저 OFDM 심볼 크기의 최대치와 평균치의 비로 정의되는 PAPR은 다음과 같다.

$$PAPR(x) = \frac{\max(|x_n|^2)}{E[|x|^2]} \quad (4)$$

식 (4)에서 $\max(|x_n|^2)$ 은 N 개의 표본 가운데 전력이 가장 큰 것을 나타내며, $E[|x|^2]$ 은 OFDM 심볼 x 의 평균 전력을 의미한다. 위의 수식을 바탕으로 중첩된 부반송파에서 최대 전력을 찾기 위해 상호 무상관인 N 개의 샘플링 된 값들을 이용하여 $PAPR(x)$ 가 문턱 값 $PAPR_0$ 보다 작을 확률을 CDF(Cumulative Distribution Function)로 나타낼 수 있다.

$$\Pr(PAPR \leq PAPR_0) = (1 - \exp(-PAPR_0))^{\alpha N} \quad (5)$$

α 는 과도 샘플링을 한 N 개의 부반송파에 대한 분포를 과도 샘플링을 하지 않은 αN 개의 부반송파에 대한 분포로 근사화 할 수 있도록 하기 위한 값이다. 따라서 OFDM 신호의 PAPR에 대한 CCDF(Complementary Cumulative Distribution Function)는 식 (6)과 같다.

$$\Pr(PAPR > PAPR_0) = 1 - (1 - \exp(-PAPR_0))^{\alpha N} \quad (6)$$

일반적으로 과도 샘플링을 한 OFDM 신호에 대해서

$\alpha = 2.8$ 이 적당하다고 알려져 있다^[1].

III. PTS 기법

PTS 기법은 부반송파들을 여러 개의 부분블록으로 서로 중복되지 않게 나누고, 부분블록별로 IFFT를 수행한 후 위상 가중치 요소를 곱하여 PAPR 값을 감소시키는 기법이다^[6]. 그림 1은 PTS 기법의 블록도이며 OFDM 심볼을 구성하는 N 개의 부반송파를 M 개의 부분블록으로 나누고, PAPR 값이 최소가 되도록 최적의 위상 가중치 요소를 선택하여 가장 낮은 PAPR 값을 갖는 심볼을 전송하는 기법이다.

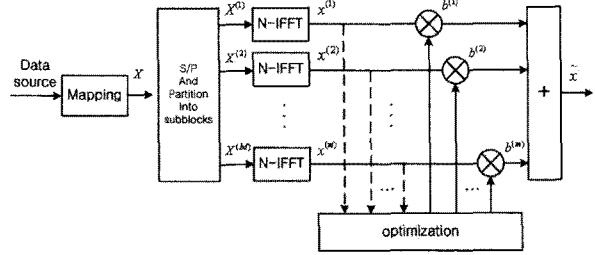


그림 1. PTS 기법의 블록도
Fig. 1. Block diagram of PTS scheme.

PTS 기법에서 부반송파의 수가 N 개일 때, 입력 신호를 M 개의 부분블록으로 나누면 분할된 블록 벡터는,

$$X^{(m)} = [X_1^{(m)} X_2^{(m)} \dots X_N^{(m)}]^T \quad (7)$$

로 나타낼 수 있다. m 은 부분블록의 인덱스를 나타내며, $[]^T$ 는 전치행렬을 나타낸다. 이때 m 번째 부분블록의 μ 번째 원소 $X_\mu^{(m)}$ 은 OFDM 신호의 직교성을 유지하기 위하여 N 개의 크기에 IFFT 연산을 수행하게 되며 다음과 같이 구성된다.

$$X_\mu^{(m)} = \begin{cases} X_\mu, & \mu = \frac{(m-1)N}{M} + 1, \dots, \frac{mN}{M} \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

위 수식에서 N/M 은 정수가 되어야 하며, PAPR을 감소시키기 위하여 부분블록에 위상 가중치 요소를 곱한 주파수 영역의 전송 신호 \hat{X} 는,

$$\hat{X} = \sum_{m=1}^M b^{(m)} \cdot X^{(m)} \quad (9)$$

와 같다. 여기서 $b^{(m)}$ 은 위상 가중치 요소로써

$b^{(m)} = \exp(j\varphi^{(m)})$ 로 표현된다. $\varphi^{(m)}$ 은 가중치 요소의 위상 회전 요소이며 연속적인 값을 가지지만, 계산의 복잡도를 줄이기 위해 선택 가능한 위상 가중치 값을 제한하면 다음과 같다.

$$P = \{e^{j2\pi l/W}, l = 0, 1, \dots, W-1\} \quad (10)$$

위 수식에서 W 는 선택 가능한 위상 가중치 값의 수이다. 따라서 PAPR이 최소가 되도록 하는 위상 가중치 벡터를 찾기 위해서는 $W^{(M-1)}$ 번의 탐색이 필요하며, 계산 복잡도는 부분블록의 개수인 M 에 따라 지수적으로 증가한다. 식 (9)에서의 \hat{X} 를 IFFT한 신호 \hat{x} 는,

$$\hat{x} = \text{IFFT} \left\{ \sum_{m=1}^M b^{(m)} \cdot X^{(m)} \right\} = \sum_{m=1}^M b^{(m)} \cdot x^{(m)} \quad (11)$$

와 같다. 시간 영역 부분의 OFDM 신호 $x^{(m)} = \text{IFFT}\{X^{(m)}\}$ 을 부분 데이터 블록 $X^{(m)}$ 의 부분 전송열(Partial Transmit Sequence)이라고 하며, 부분블록에 적절한 위상 가중치 요소를 곱하여 변조 신호의 PAPR을 감소시킬 수 있다. PAPR을 최소화하는 위상 가중치 요소를 찾기 위해 PTS 기법에서는 부분블록 개수의 조합으로 발생하는 모든 경우의 수를 고려하여 최적의 PAPR이 되는 위상 가중치 요소를 구한다.

이상적인 최적의 위상 가중치 요소는 다음과 같이 나타낸다.

$$[\tilde{b}^{(1)}, \dots, \tilde{b}^{(M)}] = \arg \min_{[b^{(1)}, \dots, b^{(M)}]} \left(\max_{0 \leq k \leq N} \sum_{m=1}^M b^{(m)} X_k^{(m)} \right) \quad (12)$$

따라서 최적의 위상 가중치 요소가 곱해져서 가장 낮은 PAPR을 갖는 심볼은,

$$\tilde{x} = \sum_{m=1}^M \tilde{b}^{(m)} \cdot x^{(m)} \quad (13)$$

와 같다. 여기서 \tilde{x} 는 최소의 PAPR 값을 갖는다.

IV. 제안하는 MG-PSO 기법

1. 초기값을 구하기 위한 변형된 Greedy 알고리즘

Greedy 알고리즘은 PTS 기법에서 위상 회전 요소를 선택할 때 이전 혹은 다음 부분블록의 상태에 관계하지 않고, 현재의 PAPR 값이 가장 작은 경우의 위상만을

선택하는 방법이다^[7]. 본 논문에서 제안하는 변형된 Greedy 알고리즘은 각 부분블록의 PAPR 크기를 기준으로 고려해야 할 위상 회전 요소의 개수를 가변적으로 조절할 수 있도록 하였으며,

$$w^{(m)} = \vartheta \left\{ \frac{\text{PAPR}(x^{(m)})}{\max(\text{PAPR}(x))} \cdot W \right\} \quad (14)$$

와 같다. 여기서 ϑ 는 연산된 값을 가까운 정수로 변환하는 기능을 수행하며, 부분블록 전체의 최대 PAPR 대비 m 번째 부분블록의 PAPR 비를 기준으로 고려되는 위상 회전 요소의 개수 W 를 곱하여 줌으로써 부분블록의 PAPR 크기에 따라 고려되는 위상 회전 요소의 개수를 가변적으로 조절할 수 있게 하였다. 변형된 Greedy 알고리즘은 다음과 같이 크게 5가지 과정을 거치며 수행된다.

단계 0 : 초기 파라미터의 선정 - 각 부분블록의 서브캐리어의 위상을 변화시키지 않고 원래의 데이터 값의 부분블록의 PAPR을 측정하고 반복 횟수를 측정하는 변수 t 를 1로 설정한다.

단계 1 : 위상 회전 요소의 제한 - PTS 기법의 부분블록에 고려되는 위상 회전 요소의 개수를 식 (14)를 이용하여 제한한다.

단계 2 : 적합도 평가 - 예를 들어 M 개의 부분블록의 위상 회전 요소의 개수 $w^{(m)}$ 에 대하여 IFFT 이후에 최적의 PAPR 값을 구하였을 경우, $b(t)$ 의 위상 회전 요소를 PSO 알고리즘을 수행하기 위한 초기값으로 설정한 후 알고리즘을 종료하고, 그렇지 않으면 단계 3을 실행한다.

단계 3 : 위상 회전 요소를 변경하여 IFFT를 수행하고, 이때 PAPR 값이 이전의 값보다 작으면 $b(t)$ 의 값을 현재 위상 회전 요소로 변경한다.

단계 4 : 변수 t 를 $t+1$ 로 증가시켜주고 단계 2로 돌아간다.

변형된 Greedy 알고리즘의 경우 중간 과정에서 위상 회전 요소의 교환이 전혀 이루어지지 않기 때문에 해를 구하는 시간이 빠른 장점이 있고 계산이 간단하기 때문에 PSO 알고리즘의 초기 전역 최적점 값에 해당하는 위상 회전 요소로 사용한다.

2. PSO 알고리즘

PSO 알고리즘은 군집생활을 하는 무리가 먹이를 찾

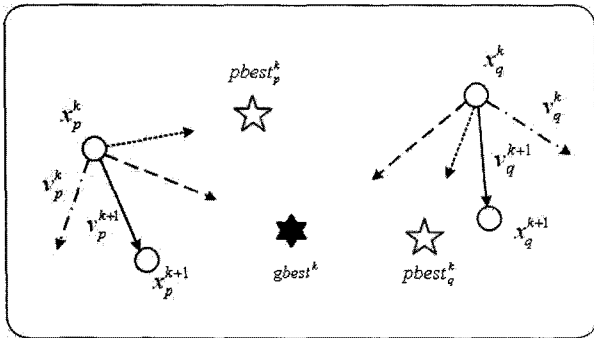


그림 2. PSO 알고리즘의 위치 탐색 개념
Fig. 2. Concepts of a searching point by PSO algorithm.

이 이동하는 과정에서 전 세대부터 내려오는 경험에 의한 정보와, 군집 내 구성원들이 이동 중 찾아내는 새로운 정보를 활용하는 방법이다. 이를 최적화 문제에 적용시켜보면 전자는 현 세대까지의 최적점, 후자는 현 세대 내 군집에서의 최적점이라 할 수 있다. PSO 알고리즘은 바로 현 세대 최적점(Present best)과 전역 최적점(Global best)의 정보를 이용해 군집(swarm)내 개체(particle)들을 이동시켜 최적점을 찾아내는 것이다^[8-9].

본 논문의 목적은 PAPR을 최소로 하기 위한 것이기 때문에 목적함수가 $f=PAPR(x)$ 이 되고, 목적함수의 값은 x 의 원소 x_i^k 의 조합에 의해서 결정되며 PSO 기법을 적용하면 다음과 같다.

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(pbest_i^k - \bar{x}_i^k) + c_2r_2(gbest_i^k - \bar{x}_i^k) \quad (15)$$

$$\bar{x}_i^{k+1} = \bar{x}_i^k + v_i^{k+1} \quad (16)$$

위 수식에서 v 는 개체의 속도를 나타내며 이는 현재 속도 v_i^k 와 $pbest$ 의 방향, $gbest$ 의 방향을 합하여 새로운 방향을 결정한다. \bar{x} 는 입자의 위치, r_1, r_2 는 범위가 $[0, 1]$ 인 균일 분포(uniformly distributed)하는 임의값, i 는 반복 횟수, $pbest$ 는 현 세대 최적점, $gbest$ 는 전역 최적점을 나타낸다. c_j 의 값은 $pbest$ 와 $gbest$ 를 어느 정도의 가중치를 두고 활용할 것인가를 나타내며 보통 2로 설정한다. w 는 위상 탐색의 속도를 조절할 수 있으며, w 를 크게 하면 전역적인 탐색을 하게 되어 수행 시간이 빨라지지만, 너무 크게 하면 지역 최적해(local minima)에 빠질 확률이 커지게 된다. 반대로 w 를 작게 하면 국부적인 탐색을 수행하여 더욱 좋은 해를 찾을 수 있지만, 너무 작게 설정하면 탐색 속도가 느려지게

되어 수행 시간이 지연되는 문제가 발생한다. 그러므로 초기에는 수행 시간을 단축시키기 위하여 w 를 크게 주었다가 시간이 지남에 따라서 w 를 줄여주는 inertia weight를 사용하였으며 다음과 같다^[10].

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{i_{max}} \cdot i \quad (17)$$

본 논문에서는 식 (17)의 w_{max} 는 0.9로 하고 w_{min} 은 0.4로 설정하였다. 그림 2는 PSO 알고리즘을 적용하였을 때 입자의 위치가 현재 속도 v 와 w , $pbest$ 와 $gbest$, c_j 값에 따라 어떻게 변화되는지를 보여준다.

PSO 기법은 기존 최적화 알고리즘과는 다르게 매우 적은 수의 매개변수들을 가지기 때문에 최적화 과정을 조절하기가 쉽고, 목적함수 호출을 적게 하면서 최적점에 수렴한다.

3. PSO 알고리즘의 변수 구속 방법

PSO 알고리즘은 개발 초기부터 변수 구속 방법의 부재가 큰 문제점 중 하나로 다루어 졌으며, 이를 보완하기 위해 여러 방법들이 개발되어 왔다^[11]. 본 논문에서는 개체의 위치값이 변수 구속 조건을 초과할 경우 경계값으로 대체되는 변수 구속 방법을 기반으로 하였다. PTS 기법에서 사용되는 위상회전 요소의 수가 2개일 경우 각 요소를 유한한 공간 $S=\{0, 1\}$ 으로 표현할 수 있으며 다음과 같다.

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{sign}(\bar{x}_i^{k+1}) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

하지만 여러 지역해를 포함한 함수의 최적화에서 세대가 진행됨에 따라 모든 값들이 경계값으로 몰리면서 알고리즘이 최적해로 수렴하는 것을 방해하는 역기능을 초래하기도 한다. 이를 해결하기 위해 일정 확률로 경계값을 넘어가는 개체를 다음 함수를 적용함으로써 구속하였다.

$$\Pr\{\bar{x}_i^{k+1} \text{ is reallocate}\} = r \cdot e^{-\left(\frac{x_{max} - \bar{x}_i^{k+1}}{kT}\right)} \quad (19)$$

식 (19)는 경계값을 넘어가는 값에 대하여 임의의 확률로 변수의 값을 재분배 할지에 관한 확률을 나타낸 것이다. r 은 $[0, 1]$ 사이의 값을 가지는 임의의 수이며, x_{max} 는 경계값, k 는 수렴 상수, T 는 반복 횟수를 나타낸다. 이는 연산이 반복될수록 경계값을 초과하는 값에

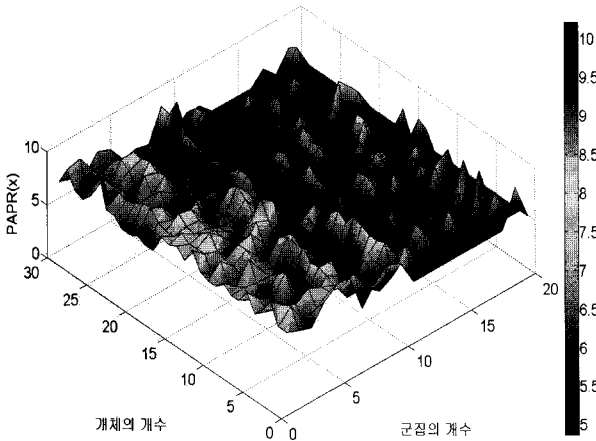


그림 4. MG-PSO 알고리즘을 적용하였을 때의 군집과 개체의 수에 따른 PAPR 감소 성능
 Fig. 4. The PAPR reduction performance of MG-PSO for particle and swarm.

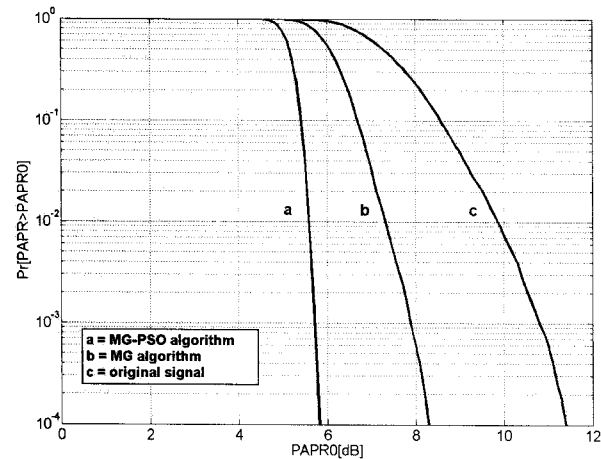


그림 5. 제안하는 기법의 PAPR 감소 성능
 Fig. 5. PAPR performance of proposed method.

그림 5는 제안하는 MG-PSO 알고리즘을 적용하였을 때의 CCDF 이다. 부분블록의 수를 8개, 개체의 수를 10개, 반복 횟수를 10번, c_1 과 c_2 를 2로 설정하였을 때 변형된 Greedy 알고리즘을 적용하면 PAPR 10^{-4} 기준으로 8.2 dB 정도 감소하고 MG-PSO 알고리즘을 적용하면 5.8 dB까지 떨어지는 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 부분블록의 수를 8개로 하고, 개체의 수를 10개, 반복 횟수를 10번으로 고정시키고 c_1, c_2 를 변경시켜 가면서 MG-PSO 알고리즘을 적용하였을 때의 CCDF 이다. a는 c_1, c_2 를 모두 2로 하였을 때이고 b는 c_1 을 2, c_2 를 0으로 한 경우, c는 c_1 을 0, c_2 를 2로 한 경우이다. b의 경우에 전역 최적해($gbest$)의 값과 상관없이 현재의 위치와 방향, 현 세대 최적해($pbest$)만을

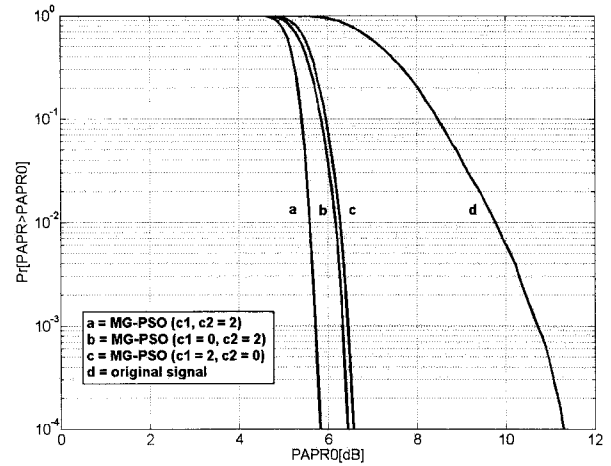


그림 6 c_1, c_2 값에 따른 PAPR의 CCDF
 Fig. 6. CCDF of PAPR according to c_1 and c_2 .

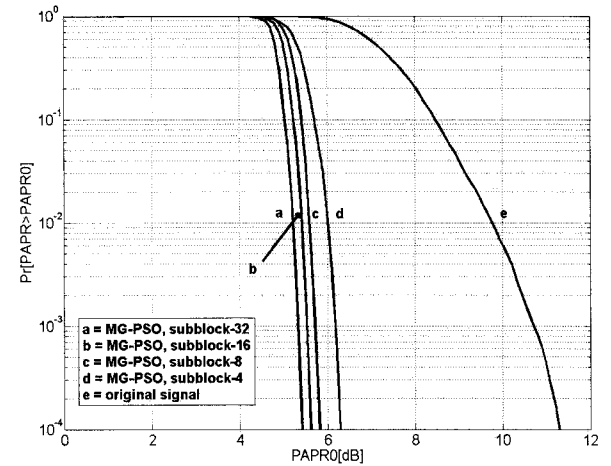


그림 7. 부분블록 개수에 따른 PAPR의 CCDF
 Fig. 7. CCDF of PAPR according to number of subblocks.

활용한 경우로 a보다 0.7 dB 만큼 성능이 떨어지는 것을 알 수 있다. c의 경우 현 세대 최적해의 값과 상관없이 현재의 위치와 방향, 전 세대 최적해만을 활용한 것으로 a보다 0.8 dB 만큼 성능이 떨어진다.

그림 7은 부분블록의 개수를 128개로 하고 부분블록의 개수를 10개, 반복 횟수를 10번, c_1 과 c_2 를 2로 고정시켰을 때 부분블록의 개수에 따른 CCDF 성능을 나타낸 것이다. 그림 7의 결과로부터 개체와 반복횟수를 최적점에 도달할 수 있도록 설정하고 알고리즘을 수행하였을 때 부분블록의 개수가 증가함에 따라 PAPR 감소 성능이 좋아지는 것을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 OFDM 신호에서 발생하는 PAPR 문제를 해결하기 위해 PTS 기법을 적용하고, 이때 낮은 PAPR을 갖도록 하는 최적의 위상 회전 요소를 찾는 과정에서 지수적으로 증가하는 탐색 계산량을 해결하기 위해 MG-PSO 알고리즘을 적용한 구조를 제안하였다.

MG-PSO 알고리즘은 초기 위상 회전 요소를 찾기 위해 변형된 Greedy 알고리즘을 수행함으로써 4 dB 가량 PAPR을 감소시킬 수 있었으며, 이때의 위상 요소를 PSO 알고리즘의 성능을 향상시키기 위한 전 세대 최적해에 해당하는 위상 요소의 초기값으로 설정하였다. 다음으로 PSO 알고리즘을 적용함으로써 적은 수의 매개 변수들로 목적함수의 호출을 적게 하면서 최적의 위상 요소를 찾을 수 있었다. 이 과정에서 개체들이 경계값을 넘는 것을 방지하기 위해 새로운 변수 구속 방법을 제안하여 변수를 구속함으로써 수렴 과정에서 지역 최적해에 빠지는 것을 방지하여 성능을 향상시켰다. 시뮬레이션을 통하여 제안한 MG-PSO 알고리즘을 적용하였을 때 5.8 dB 정도 PAPR을 감소시킬 수 있음을 알 수 있으며, 가중치 파라미터의 변화에 따른 PAPR 감소 성능과 부블록의 개수에 따른 PAPR 감소 성능을 확인함으로써 제안하는 알고리즘의 우수성을 확인하였다.

참 고 문 헌

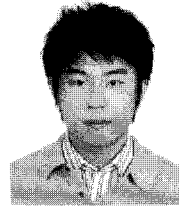
- [1] R. Van Nee and R. Prasad, *OFDM for Wireless Multimedia Communications*, Boston, MA:Artech House, 2000.
- [2] L. J. Climini, Jr. and N. R. Sollenberger, "Peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences," Proc. IEEE ICC'99, pp. 511-515, June 1999.
- [3] L. Yang, R. S. Chen and K. K. Soo, "PAPR reduction of an OFDM signal by use of PTS with low computational complexity," IEEE Trans. on broadcasting, vol. 52, no. 1, pp. 83-86, Mar. 2006.
- [4] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in Proc. of IEEE International Conf. on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-2948, 1995.
- [5] V. Minzu and L. Beldiman, "Some aspects concerning the implementation of a parallel hybrid metaheuristic," in Proc. of the 6th IEEE International Symposium on Assembly and Task Planning, pp. 224-229, July 2005.
- [6] S. H. Muller and J. B. Huber, "OFDM with reduced peak-to-average power ratio by optimum combination of partial transmit sequences," Electron. Lett., vol. 33, no. 5, pp. 368-369, Feb. 1997.
- [7] B. G. Salomon and H. Ur, "Sparse approximation with a high resolution greedy algorithm," in Proc. of IEEE International Conf. on Electronics, Circuits and Systems, pp. 330-333, Dec. 2004.
- [8] S. Naka, T. Genji, T. Yuna and Y. Fukuyama, "A hybrid particle swarm optimization for distribution state estimation," IEEE Trans. on Power Systems, vol. 18, pp. 60-68, Feb. 2003.
- [9] Y. Shi and R. Eberhart, "A modified particle swarm optimizer," in Proc. of IEEE International Conf. on Evolutionary Computation, vol. 18, pp. 69-73, May 1998.
- [10] R. C. Eberhart and Y. Shi, "Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization," Proc. of the 2000 congress on Evolutionary Computation, vol. 1, pp. 84-88, July 2000.
- [11] F. Van Den Bergh and A. P. Engelbrecht, "A cooperative approach to particle swarm optimization," IEEE Trans. on Evolutionary Computation, vol. 8, pp. 225-239, June 2004.

저 자 소 개



김 완 태(학생회원)
 2005년 한국항공대학교
 정보통신공학과 석사
 2005년 1월~2007년 2월
 (주)모드덴 CDMA
 단말기 개발
 2007년~현재 한국항공대학교
 정보통신공학과
 박사과정 재학중

<주관심분야 : WLAN, WiBro, Femtocell, 무선통신, 이동통신>



유 선 응(학생회원)
 2004년 한국항공대학교
 정보통신공학과 학사
 2007년~현재 한국항공대학교
 정보통신공학과
 석사과정 재학 중

<주관심분야 : WiBro, WPAN, 무선통신>



조 성 준(정회원)
 1969년 한국항공대학교
 항공통신공학과 학사
 1975년 한양대학교
 전자통신공학전공 석사
 1981년 오사카 대학교
 통신공학전공 박사

1972년~현재 한국항공대학교 항공전자 및
 정보통신공학부 교수

<주관심분야 : 무선통신, 이동통신, 환경전자공학, 이동무선인터넷>