

논문 2009-46TC-5-4

Metaheuristic 알고리즘을 적용한 위상회전 기법에 의한 PAPR 감소에 관한 연구

(A Study on the PAPR Reduction Using Phase Rotation Method
Applying Metaheuristic Algorithm)

유선용*, 박비호*, 김완태*, 조성준**

(Sunyong Yoo, Beeho Park, Wantae Kim, and Sungjoon Cho)

요약

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 다수의 부반송파들이 동위상으로 중첩되면서 신호의 진폭이 증가하여 PAPR (Peak-to-Average Power Ratio)이 증가하는 문제가 발생한다. PAPR 문제를 해결하기 위해 제안된 위상회전 기법은 OFDM 신호에 위상 가중치를 곱하여 신호의 비선형 왜곡 없이 PAPR을 감소시킬 수 있지만, 위상 가중치를 탐색하는 과정에서 계산의 복잡도가 부블록 수에 따라 지수적으로 증가하는 단점이 있다. 따라서 위상회전 기법의 위상 탐색 과정에 계산의 복잡도를 감소시키면서 효율적으로 위상 가중치를 구할 수 있는 기술의 연구가 필요하다. 본 논문에서는 최적해를 구하기 위하여 사용되는 Metaheuristic 알고리즘을 위상탐색 과정에 적용하기 위한 모델링 과정을 제시하고 PTS 기법에 최적화함으로써 PAPR을 감소시키는 구조를 제안한다. 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 효율을 시뮬레이션을 통해 분석했다.

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). Phase rotation method can reduce the PAPR without nonlinear distortion by multiplying phase weighting factors. But computational complexity of searching phase weighting factors is increased exponentially with the number of subblocks and considered phase factor. Therefore, a new method, which can reduce computational complexity and detect phase weighting factors efficiently, should be developed. In this paper, a modeling process is introduced, which apply metaheuristic algorithm in phase rotation method and optimize in PTS (Particle Swarm Optimization) scheme. Proposed algorithm can solve the computational complexity and guarantee to reduce PAPR. We analyzed the efficiency of the PAPR reduction through a simulation when we applied the proposed method to telecommunication systems.

Keywords : OFDM, PAPR, Metaheuristic, PTS, SLM

I. 서론

최근 무선 통신 환경에서 다양한 멀티미디어 서비스

에 대한 수요가 증가함에 따라 대용량 고속전송이 가능한 시스템에 대한 연구가 활발히 진행 중에 있다. 그 중 OFDM 시스템은 다수의 직교 부반송파를 사용하여 정보를 전송하는 기법으로 단위 시간당 많은 양의 데이터를 전송할 수 있는 장점을 가지며, 주파수 선택적 페이딩이나 협대역 간섭에 효율적이다. 뿐만 아니라 송·수신단에서 IFFT (Inverse Fast Fourier Transform)와

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

접수일자: 2009년2월10일, 수정완료일: 2009년4월17일

FFT를 사용하여 다수의 부반송파를 통한 데이터 전송을 간단하게 구현할 수 있다^[1]. 그러나 OFDM 변조 과정에서 다수의 부반송파가 동위상으로 겹쳐지면서 최대 부반송파 수에 비례하여 PAPR이 증가하는 문제가 발생한다. PAPR 문제는 시스템 내의 A/DC (Analog to Digital Converter)와 D/AC (Digital to Analog Converter)의 복잡도를 증가시키고, RF 전력 증폭기의 효율을 감소시키는 문제를 야기한다^[1~2].

따라서 PAPR을 감소시키기 위한 여러 가지 방법들이 제안되었으며^[2], 위상회전 기법은 대역 내 왜곡이나 대역 외 스펙트럼 방출 없이 효율적으로 PAPR을 감소시킬 수 있다. 대표적인 위상회전 기법인 PTS 기법은 OFDM 심볼을 구성하는 전체 데이터 심볼을 중첩되지 않는 부블록으로 나누고 각각의 부블록별로 IFFT 연산을 한 후 PAPR이 최소가 되도록 하기 위해 각 부블록에 위상회전 요소를 곱하여 PAPR을 감소시킨다^[3]. 부블록에 위상회전 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 위상회전 요소를 모두 탐색하는 완전 탐색의 경우 PAPR 감소 성능이 가장 뛰어나지만 부블록과 위상회전 요소의 수에 비례하여 반복 탐색 횟수가 지수적으로 증가하는 단점을 가지고 있다.

따라서 위상회전 기법의 위상 탐색 과정에 계산의 복잡도를 감소시키면서 효율적으로 위상 가중치를 구할 수 있는 기술의 연구가 필요하다. Metaheuristic 알고리즘은 선형, 혹은 비선형 문제의 최적해를 구하기 위하여 사용되며, 모든 변수와 조건을 검토하기 힘든 경우 이상적인 최적해에 가까운 값을 찾을 수 있다^[4]. 하지만 비선형 문제를 모델링하여 적용하는 과정이 어려우며, 잘못된 모델링은 성능을 저하시키기도 한다.

본 논문에서는 다양한 Metaheuristic 알고리즘을 위상탐색 과정에 적용하기 위한 모델링 과정을 제시하고, 위상회전 기법에 적용하였을 때의 성능을 분석한다. 각각의 Metaheuristic 알고리즘은 최적해를 탐색하는 과정에서 고려하는 변수와 탐색 과정이 상이하며, 문제에 적합하도록 적절히 변형하여야 하는 어려움이 있다. 특히 위상회전 기법은 복잡한 비선형 문제에 속하기 때문에 각 위상 요소의 통계적인 특성을 분석하여야 하며, 적절하게 Metaheuristic 알고리즘을 모델링하여 위상회

전 기법에 적용함으로써 적은 수의 매개 변수로 목적함수의 호출을 줄이면서 최적해를 구할 수 있다.

본 논문의 구성은 II장에서 OFDM 시스템의 특성과 개념에 대해 살펴보고, III장에서는 기존의 PAPR 감소 기법인 PTS에 대해 살펴본다. IV장에서는 Metaheuristic 알고리즘을 위상회전 기법에 적용하기 위한 과정을 제안한다. 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 다음과 같다.

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

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 레일리 (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, 5].

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

위 수식으로부터 OFDM 심볼의 PAPR이 특정 임계 값 $PAPR_0$ 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 평균전력을 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 다음과 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 (Partial Transmit Sequence) 기법은 부반송파들을 여러 개의 부분블록으로 서로 중복되지 않게 나누

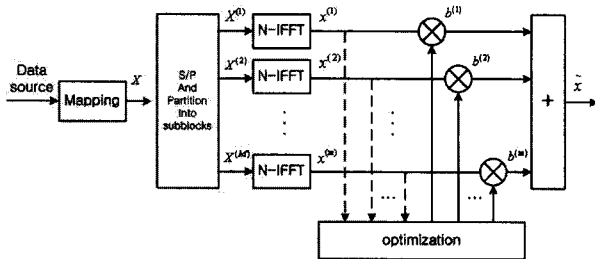


그림 1. PTS 기법의 블록도
Fig. 1. Block diagram of PTS scheme.

고, 부분블록별로 IFFT를 수행한 후 위상 가중치 요소를 곱하여 PAPR 값을 감소시키는 기법이다^[3, 6].

SLM (Selective Mapping) 기법이 위상 가중치를 모든 부반송파에 독립적으로 적용하여 회전시키는 반면, PTS 기법은 부분블록별로 적용하여 위상을 회전시키기 때문에 부분블록의 크기에 따라 위상탐색 과정을 줄일 수 있는 장점이 있다.

위 그림은 PTS 기법의 블록도이다. 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.

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

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

여기서 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 한다. 위의 방식은 부분블록을 adjacent 방식으로 나눈 것이며 이 밖에 interleaved 방식, pseudo-random 방식 등이 있다.

PAPR을 감소시키기 위하여 부분블록에 위상 가중치 요소를 곱한 주파수 영역의 전송 신호 \hat{X} 는 다음과 같다.

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

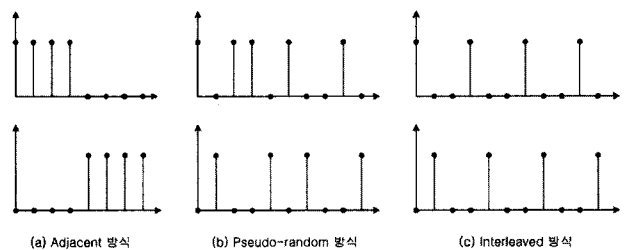


그림 2. 부분블록 분할 방식
Fig. 2. Subblock Partition Method.

여기서 $b^{(m)}$ 은 위상 가중치 요소로써 $b^{(m)} = \exp(j\varphi^{(m)})$ 로 표현된다. $\varphi^{(m)}$ 은 가중치 요소의 위상회전 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 개수이다. 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^[7]. 식 (9)에서의 \hat{X} 를 IFFT한 신호 \hat{x} 는 다음과 같다.

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

위 수식에서 시간 영역 부분의 OFDM 신호 $x^{(m)} = IFFT\{X^{(m)}\}$ 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 곱해져 가장 낮은 PAPR을 갖는 심볼은 다음과 같다.

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

여기서 \tilde{x} 는 최소의 PAPR 값을 갖는다.

IV. Metaheuristic 알고리즘을 적용한 위상회전 기법

1. Metaheuristic 알고리즘

최근 선형, 혹은 비선형 문제의 최적해를 구하기 위하여 다양한 알고리즘이 제안되었다. 하지만 특정 문제에 대하여 고려되는 경우의 수가 많고 복잡하여 최적해를 구할 수 없는 경우도 있다. 이런 경우에는 최적해를 구하기보다 제한된 정보와 시간 제약을 고려하여 최적해에 가까운 값을 찾는 것이 중요하다^[4].

Heuristic 알고리즘은 모든 변수와 조건을 검토할 수 없는 경우에 가장 이상적인 방법을 구하는 것이 아니라 현실적으로 만족할 만한 수준의 해답을 찾는 것이다. 즉, 어떤 문제가 있을 때 그 문제를 해결할 수 있는 방법이 없거나 경우의 수가 너무 많아서 현실적으로 불가능 할 때, 혹은 문제를 풀기 위한 정보가 완전히 주어지지 않을 때, 확립된 절차에 따라 답을 구할 수 없을 정도로 문제가 명확하게 정의되지 않았을 때 heuristic 알고리즘을 사용한다. Heuristic 알고리즘의 기본적인 최적해 탐색 과정의 개념은 경험이나 직관, 시행착오를 거치면서 문제에 대한 정보를 획득하여 효율적인 해를 찾아내는 것이다. 하지만 heuristic 알고리즘을 적용할 경우 문제마다 각기 다른 특성에 맞추어 개발을 하여야 하는 어려움이 있다. 또한 최적해 탐색 과정에서 초기 해로 시작하여 현재해보다 개선된 해를 선택하는 과정을 반복하게 되는데, 이 과정에서 전역 최적해가 아닌 지역 최적해로 수렴할 가능성이 높다. 따라서 특정 문제가 갖는 정보에 크게 구속되지 않고 다양한 문제에 적용이 가능한 Metaheuristic 알고리즘이 개발되었다. Metaheuristic 알고리즘에는 Simulated Annealing, Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization 등이 있으며 각기 독립적으로 여러 분야에 적용될 수 있을 뿐만 아니라, 각 알고리즘의 단점을 상호 보완하면서 장점을 결합하여 함께 적용될 수 있다.

2. 시스템 모형 및 목적함수

위상회전 기법에 Metaheuristic 알고리즘을 적용하기 위해서는 위상탐색 과정을 일반화된 형태로 정의할 수 있어야 한다. 하지만 위상회전 기법에서의 위상탐색 과정은 비선형 문제에 해당하며, 목적함수의 변수에 해당하는 값이 굉장히 많은 경우를 가지면서 확립된 절차가 없기 때문에 시스템 모형과 목적함수를 명확히 규정하는 것이 중요하다.

먼저 해집합은 최적의 위상 가중치가 된다. 이때의 목적함수는 PAPR을 감소시키기 위한 반복 수행에 해당하므로 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$f = \frac{1}{10 \log_{10} \frac{\max |x(b)|^2}{E[|x(b)|^2]}} \quad (14)$$

위상탐색 과정은 PAPR이 최소가 될 때의 위상값을 찾는 문제이기 때문에, f 의 값을 PAPR의 역수를 취하여 PAPR 값이 작아질수록 목적함수의 값이 커지는 형태로 설정한다. 다음으로 고려되는 위상 요소를 한정된 유한 공간에 정의할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 고려되는 위상 요소를 $P=[1, j, -1, -j]$ 로 한정하였으며, 2차원 벡터 공간에 존재한다고 가정하였다. 이때 Simulated Annealing과 Genetic Algorithm은 제한된 이동, 혹은 결합을 하여 새로운 해를 찾아내기 때문에 위상 요소는 2차원 해밍 공간 (Hamming Space)이 되며, Particle Swarm Optimization 기법의 경우는 속도에 따른 이동이 자유롭기 때문에 2차원 유클리디안 공간 (Euclidean Space)이 된다. 여기서 OFDM 심볼은 N 개의 부반송파가 중첩되어 구성되기 때문에 이러한 2차원 벡터 공간이 N 개가 존재한다고 생각할 수 있다. 따라서 N 개의 2차원 벡터 공간을 3차원 공간으로 다음 그림 3과 같이 나타낼 수 있다.

본 논문에서 설명한 Metaheuristic 알고리즘을 위상 탐색 과정에 적용하기 위하여 추가적으로 고려할 사항을 다음과 같이 분석하였다.

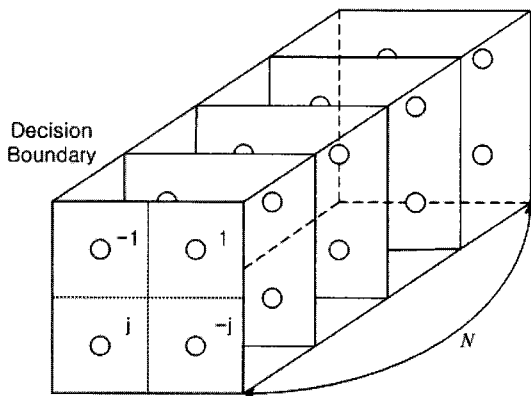


그림 3. 위상 탐색 과정에서 3차원 벡터 공간
Fig. 3. 3-Dimensional Vector Space among Detecting Phase Weighting Process.

(1) Simulated Annealing

Simulated Annealing은 후보해를 바꾸어 가면서 목적함수를 개선해가는 방법으로서, 지역 최적해에서 벗어나기 위해 지역 탐색 방법에 수락과 종료기준 및 무

작위 검색을 부가한다^[4,8]. 지역 탐색 방법은 항상 현재 해보다 나은 해만을 찾아가기에 지역 최적해에 빨리 수렴해 가지만, 일단 지역 최적해에 수렴이 된 이후에는 근처에 있는 다른 지역 최적해들로 이동해 갈 수가 없다. 이러한 단점을 극복하기 위해서 Simulated Annealing은 “uphill move”라는 개념을 도입하여 목적함수를 증진시키지 못하는 비개선해에 대해서도 교체 확률 함수 하에 받아들인다. 비개선해를 다음해로 받아들이는 교체 확률 함수는 다음과 같다.

$$\exp((C(x) - C(y))/kT) > rand(0,1) \quad (15)$$

위 수식에서 rand는 0과 1사이의 난수를 발생시키는 함수이며, $C(x)$ 는 현재해 x 를 목적함수에 적용하여 산출한 값, $C(y)$ 는 변형된 해를 목적함수에 적용하여 산출한 값이며 T 는 해의 수렴을 위한 실수값이고, k 는 수렴 속도를 결정하는 값이다. 위 수식에서 볼 수 있듯이 비개선해의 경우에도 교체 확률 함수를 만족할 경우 다음 해로 받아들이기도 하며, 신규해를 갱신하는 그래프는 다음과 같다.

그림 4에서 최소해를 구하는 경우는 동일하게 $C(x)-C(y)$ 로 설정하고, 최대해를 구하는 경우는 $C(y)-C(x)$ 로 결정한다. Simulated Annealing은 외부루프와 내부루프로 나누어 수행된다. 먼저 초기값들을 설정한 후 외부루프에서 임의로 T 값을 고정시키고 내부루프에서 적절한 방법으로 현재의 해와 근접한 새로운 해를 만들어서 새로운 해의 목적함수의 값이 현재해의 값보다 작으면 무조건 새로운 해를 현재해로 받아들이고, 그렇지 않을 경우에는 교체 확률 함수를 바탕으로 적절한 확률로 새로운 비개선해를 현재해로 받아들이는

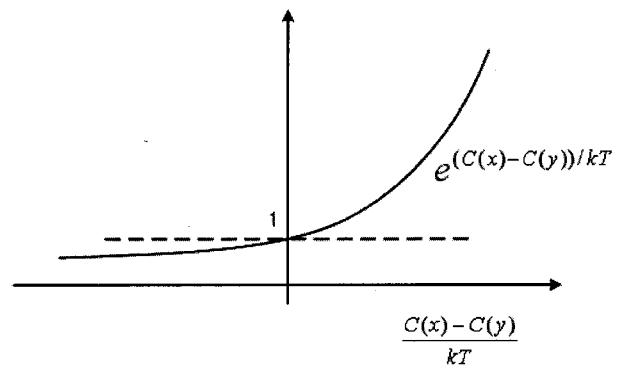


그림 4. Simulated Annealing 알고리즘의 신규해 교체 확률 함수
Fig. 4. Acceptance Probability Function of Simulated Annealing Algorithm.

과정을 임의의 횟수만큼 반복한다. 위의 과정을 수행한 후 외부루프에서 T 값을 낮추고 내부루프 횟수를 적절히 수정하고 내부루프의 과정을 반복하게 된다. 여기서 T 를 낮추는 것은 개선되지 않은 이웃해로의 이동 확률이 감소하는 것을 의미한다. 하지만 T 를 많이 낮추면 해가 지역 최적해에 빠져버릴 수 있기 때문에 수렴 속도를 고려하여 낮추어야 한다. T 값이 기준값보다 작거나 반복 수행의 결과가 개선되지 않을 때 탐색을 중지한다^[9].

Simulated Annealing을 활용하여 위상탐색을 하기 위해서는 다음 조건을 고려하여야 한다. 먼저 초기해를 설정하기 위해서 현재의 PAPR 값을 선택하고, 인접한 이웃해를 설정하여야 한다. 이때 인접한 이웃해로의 이동은 위상 요소를 무작위로 이동할 것인지, 혹은 일정한 규칙으로 교환해 나갈 것인지 설정하여야 한다. 본 논문에서는 PTS 기법에 Simulated Annealing을 적용할 경우 이웃해의 선택을 다음과 같이 결정한다.

$$b_n^m = b_{n-1}^m \cdot r^m \tag{16}$$

위 수식에서 b_n^m 은 Simulated Annealing을 이용하여 n 번 반복 수행하였을 때, m 번째 부분록의 위상회전 요소를 의미한다. r^m 은 m 번째 위상회전 요소에 곱한 값으로 다음과 같다.

$$r^m = \begin{cases} 1, & 0 \leq g < 0.25 \\ -1, & 0.25 \leq g < 0.5 \\ j, & 0.5 \leq g < 0.75 \\ -j, & 0.75 \leq g < 1 \end{cases} \tag{17}$$

위 수식에서 g 는 0과 1사이의 uniformly distributed 한 임의의 값을 가진다. 다음으로 알고리즘의 수렴 속도를 결정하는 T 값을 다음과 같이 제안한다.

$$T = \alpha \cdot Z_c \tag{18}$$

$$\alpha = \beta(Z_n - Z_c) \tag{19}$$

여기서 Z_c 는 목적함수의 현재해를 의미하며, 보통의 경우 $Z_n - Z_c$ 는 점차 작아지는 형태로 수렴하기 때문에 초기에는 수렴속도를 높이기 위해 T 를 높은 값으로 설정한 후 점차 감소시켜 수렴속도를 조절할 수 있다.

(2) Genetic Algorithm

Genetic Algorithm은 생물의 진화과정을 모방한 확률적 탐색기법으로 세대를 거듭해 갈수록 환경에 적응

도가 높은 개체가 많아진다는 유전과 진화의 기본적인 원리를 바탕으로 최적해의 탐색을 수행한다. Genetic Algorithm을 이용하여 문제에 대한 해를 찾는 과정은 크게 세 가지 작업으로 분류된다^[10~11]. 첫 번째는 풀고자 하는 문제의 가능한 해집단을 염색체 (chromosome)의 형태로 표현하는 것이며, 두 번째는 각 염색체가 문제를 해결하는데 얼마나 좋은지를 측정하기 위한 평가 함수인 적합도 함수 (fitness function)를 결정하는 것이다. 마지막으로 유전 연산자 (genetic operator)를 설정하는 것이다. 유전 연산자는 선택 (selection) 또는 재생산 (reproduction), 교배 (crossover), 그리고 돌연변이 (mutation)의 세 가지 동작으로 구성된다. 선택은 두 개의 염색체를 선택하는 역할을 하며 개체집단내의 모든 염색체의 합과 각 염색체의 적합도의 상대적 값, 즉 선택될 확률을 구하는 것이다. 교배는 선택된 두 염색체의 인자값을 서로 맞바꾸어 새로운 염색체를 생성한다. 이때 무작위로 선택된 교배 위치와 개수에 따라 교배 알고리즘이 달라진다. 마지막으로 돌연변이는 염색체내의 인자를 무작위로 선택하고, 그 값을 임의로 바꾸어 새로운 염색체를 만드는 기능을 한다. 이것은 개체 집단의 특성을 다양하게 변화시켜 국부적인 최소 상태를 벗어날 수 있게 한다. 이를 바탕으로 기본적인 Genetic Algorithm의 순서도를 나타내면 다음과 같다.

먼저 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해를 PAPR을 감소시키는 위상회전 기법에서 위상 요소라 가정하고, 고려되는 위상 요소의 수가 $P=[1, j, -1, -j]$ 라 할 때, 이에 대응하는 각 염색체는 $1 \rightarrow 00, j \rightarrow 01, -1 \rightarrow 11, -j \rightarrow 10$

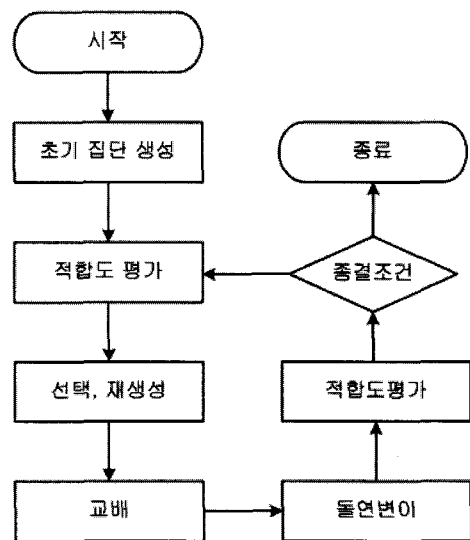


그림 5. Genetic Algorithm의 블록도
Fig. 5. Block Diagram of Genetic Algorithm.

과 같이 설정할 수 있다^[11]. 모집단 (population)의 크기는 50개로 설정하며, 50개의 임의의 위상회전 요소를 생성한다. 이 중 PAPR이 낮은 10개의 위상회전 요소와 PAPR이 큰 3개의 위상회전 요소를 선택하여 13개의 부모를 선별한다. 부모에서 자식으로의 형질 전달하기 위하여 동일 교배 (uniform crossover)를 수행한다. 동일 교배는 부모간의 형질이 일치하는 경우에는 자식에게 그대로 넘겨주고, 다른 경우에는 임의의 확률로 자식에게 형질을 넘겨주는 것이다. 즉 부모가 010101...의 유전자와 100100...의 유전자를 가지고 있으면, 자식은 xx010x...의 유전자를 가지게 된다. 여기서 x는 0, 혹은 1의 임의의 값을 가지게 된다. 마지막으로 자식에서 돌연변이가 발생할 확률은 0.2로 한다.

(3) Particle Swarm Optimization

Particle Swarm Optimization 알고리즘은 군집생활을 하는 무리가 먹이를 찾아 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^[12-13]. Particle Swarm Optimization 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.

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 Particle Swarm Optimization 기법을 적용하면 다음과 같다.

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1r_1(\overline{pbest}_i^k - \overline{x}_i^k) + c_2r_2(\overline{gbest}_i^k - \overline{x}_i^k) \quad (20)$$

$$\overline{x}_i^{k+1} = \overline{x}_i^k + v_i^{k+1} \quad (21)$$

위 수식에서 v 는 개체의 속도를 나타내며 이는 현재 속도 v_i^k 와 $pbest$ 의 방향, $gbest$ 의 방향을 합하여 새로운 방향을 결정한다. \overline{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 있으

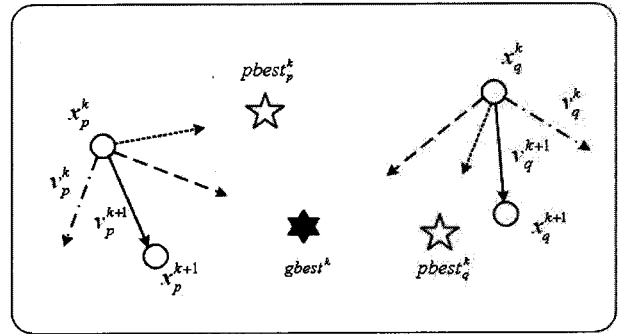


그림 6. Particle Swarm Optimization 알고리즘의 위치 탐색 개념
Fig. 6. Concepts of a searching point by Particle Swarm Optimization algorithm.

며, 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^[13]. 그러므로 초기에는 수행 시간을 단축시키기 위하여 weight를 크게 주었다가 시간이 지남에 따라서 weight를 줄여주는 inertia weight를 사용하였으며 다음과 같다.

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{i_{max}} \cdot i \quad (22)$$

본 논문에서는 식 (22)의 w_{max} 는 0.9로 하고 w_{min} 은 0.4로 설정하였다.

그림 6은 Particle Swarm Optimization 알고리즘을 적용하였을 때 입자의 위치가 현재 속도 v 와 w , $pbest$ 와 $gbest$, c_j 값에 따라 어떻게 변화되는지를 보여준다.

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

Particle Swarm Optimization 알고리즘은 개발 초기부터 변수 구속 방법의 부재가 큰 문제점 중 하나로 다루어졌으며, 이를 보완하기 위해 여러 방법들이 개발되어 왔다. 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.

$$x_i^{k+1} = \begin{cases} 0, & \text{if } \text{sign}(\overline{x_i^{k+1}}) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (23)$$

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.

$$\Pr\{\overline{x_i^{k+1}} \text{ is reallocate}\} = r \cdot e^{-\left(\frac{x_{\max} - \overline{x_i^{k+1}}}{kT}\right)} \quad (24)$$

위 수식은 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 대하여 경계값 내의 임의의 수로 분배해줄 확률을 낮춰줌으로써 연산 초기에는 지역 최적해에 빠질 확률을 낮춰주고 연산이 많이 반복될수록 최적화 값에 근접할 수 있도록 한다. 위의 수식을 만족할 경우 재배정되는 변수의 값은 범위 안의 값에 균일 분포의 확률을 가지고 지정된다.

V. 시뮬레이션 결과

본 논문에서 제안한 기법의 성능 평가를 위한 시뮬레이션 조건은 다음과 같다. 변조 방식으로 QPSK를 사용하고, 전체 부반송파의 수를 $N=128$ 로 하였다. PTS 기법에 사용된 위상회전 요소의 수는 $P = \{\pm 1, \pm j\}$ 로 총 4개를 사용하였고, 부블록의 수는 성능 비교를 위하여 8개로 설정하였다.

그림 7은 Simulated Annealing 알고리즘을 위상 탐색 과정에 적용하였을 경우에 CCDF 성능이다. 이때 부반송파의 개수를 128개, 부블록의 개수를 8개로 공통적으로 설정하였다. Simulated Annealing 알고리즘의 반복횟수를 증가시키기에 따라 PAPR 감소 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있으며, 100번 반복 수행하였을 경우 6.6 dB 가량 PAPR이 감소한다. 또한 b와 c를 비교함으로써 기존의 단순 탐색과 비교하여 0.35 dB 가량 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

그림 8은 Genetic Algorithm을 적용하였을 경우와

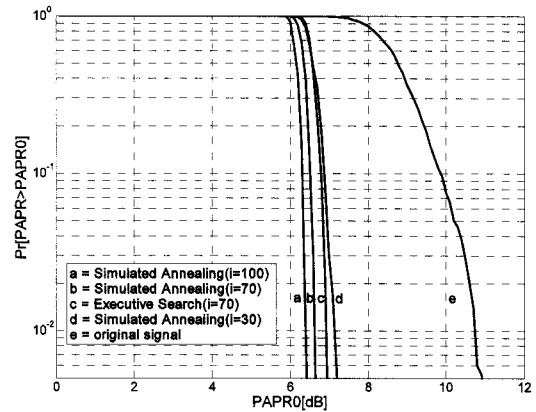


그림 7. 반복횟수에 따른 Simulated Annealing의 CCDF 성능 분석

Fig. 7. CCDF Performance of Simulated Annealing according to Iteration Number.

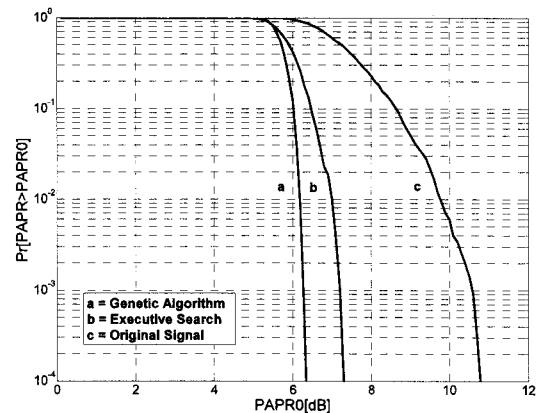


그림 8. Genetic Algorithm과 기존 알고리즘의 CCDF 성능 분석

Fig. 8. CCDF Performance between Genetic Algorithm and Executive Search.

단순히 순서대로 위상요소를 바꾸어 주면서 PTS 기법을 수행하였을 경우의 CCDF 성능을 비교한 그림이다. 이때 부블록의 수를 8개로 설정하였고, Genetic Algorithm의 모집단의 수를 10개, 부모를 6개, 반복 횟수를 10회, 자식의 생성은 동일 교배 방식을 사용하고 0.2의 확률로 돌연변이를 허용하였다. 이로부터 Genetic Algorithm이 단순히 순서대로 위상요소를 바꾸어 주는 방식보다 PAPR 10^{-4} 기준으로 0.9 dB 가량 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

그림 9는 Particle Swarm Optimization 알고리즘을 적용하였을 경우와 단순히 순서대로 위상요소를 바꾸어 주면서 PTS 기법을 수행하였을 경우의 CCDF 성능을 비교한 그림이다. 이때 부블록의 수를 8개로 설정하였

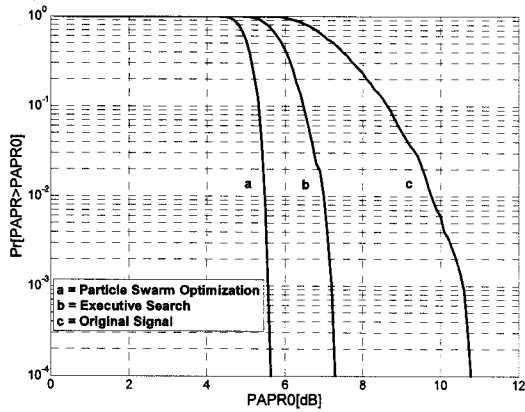


그림 9. Particle Swarm Optimization과 기존 알고리즘의 CCDF 성능 분석

Fig. 9. CCDF Performance between Particle Swarm Optimization and Executive Search.

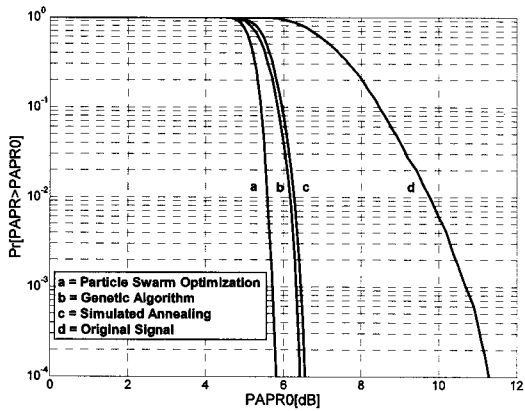


그림 10. 다양한 Metaheuristic 알고리즘을 PTS 기법에 적용하였을 경우 CCDF 성능 비교

Fig. 10. CCDF Performance Comparison Applying various Metaheuristic Algorithm.

고, Particle Swarm Optimization 알고리즘의 개체 수를 10개, 반복 횟수를 10번, c_1 과 c_2 를 2로 설정하였으며 단순히 순서를 바꾸어주는 방식은 100번을 수행하였다. 이로부터 Particle Swarm Optimization 알고리즘이 단순히 순서대로 위상요소를 바꾸어 주는 방식보다 PAPR 10^{-4} 기준으로 1.6 dB 가량 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다.

그림 10은 서로 다른 Metaheuristic 알고리즘을 적용한 경우에 CCDF 성능을 비교한 것이다. 이때 부반송파의 개수를 128개, 부분록의 개수를 8개로 공통적으로 설정하였다. Particle Swarm Optimization 알고리즘의 개체 수를 10개, 반복 횟수를 10번, c_1 과 c_2 를 2로 설정하였고, Simulated Annealing 알고리즘의 반복 횟수는

Particle Swarm Optimization 알고리즘과 동일하게 수행하도록 하기 위하여 100번으로 설정하였다. 다음으로 Genetic Algorithm은 모집단의 수를 10개, 부모를 6개, 반복 횟수를 10회, 자식의 생성은 동일 교배 방식을 사용하고 0.2의 확률로 돌연변이를 허용하였다. 이 결과 Particle Swarm Optimization 알고리즘의 성능이 가장 뛰어나며, Genetic Algorithm과 비교하여 PAPR 10^{-4} 기준으로 약 0.4 dB, Simulated Annealing 알고리즘과 비교하여 약 0.6 dB 가량 성능이 향상하는 것을 확인할 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 OFDM 신호에서 발생하는 PAPR 문제를 해결하기 위해 PTS 기법을 적용하고, 이때 낮은 PAPR을 갖도록 하는 최적의 위상회전 요소를 찾는 과정에서 지수적으로 증가하는 탐색 계산량을 해결하기 위해 다양한 Metaheuristic 알고리즘을 적용하기 위한 모델링 과정을 제안하였다.

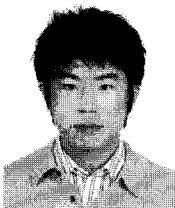
각각의 Metaheuristic 알고리즘을 위상 탐색 과정에 최적화 한 후 적절한 반복 횟수와 변수 조절을 통하여 위상 탐색 과정을 수행함으로써 5 dB 이상의 PAPR을 감소시킬 수 있었다. 또한 적은 수의 매개 변수들로 목적함수의 호출을 적게 하면서 최적의 위상 요소를 찾을 수 있었다. 이 과정에서 지역 최적해에 빠지는 것을 방지하기 위하여 새로운 알고리즘을 추가하였으며, 개체들이 경계값을 넘는 것을 방지하기 위해 변수 구속 방법을 제안하여 변수를 구속함으로써 성능을 향상시켰다. 시뮬레이션을 통하여 각각의 Metaheuristic 알고리즘을 적용하였을 때 Particle Swarm Optimization이 5.8 dB 정도로 가장 크게 PAPR을 감소시킬 수 있음을 알 수 있으며, Genetic Algorithm과 Simulated Annealing이 각각 5.2 dB, 5.0 dB 가량 PAPR을 감소시키는 것을 확인함으로써 Metaheuristic 알고리즘의 우수성을 확인하였다.

참고 문헌

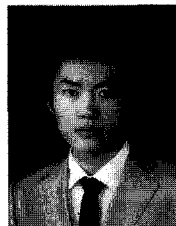
[1] R. Van Nee and R. Prasad, OFDM for Wireless Multimedia Communications, Boston, MA: Artech House, 2000.
 [2] S. H. Han, J. H. Lee, "An overview of peak-to-average power ratio reduction techniques for

- multicarrier transmission," IEEE Wireless Communications, vol. 12, no. 2, pp. 56-65, April 2005.
- [3] L. J. Climini, Jr. and N. R. Sollenberger, "Peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences," in Proc. IEEE ICC'99, pp. 511-515, June 1999.
- [4] F. Glover and G. A. Kochenberger, Handbook on Metaheuristics, Boston, MA:Artech House, 2003.
- [5] 김완태, 유선용, 조성준, "MG-PSO 알고리즘을 적용한 PTS 기법에 의한 OFDM 신호의 PAPR 감소", 대한전자공학회논문지 제46권 TC편 제1호, 1-9쪽, 2009년 1월
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, Jr. and M. P. Vecchi, "Optimization by simulated annealing," Science, vol. 220, no. 4598, pp. 671-680, May 1983.
- [9] G. Drago, A. Manella, M. Nervi, M. Repetto and G. Secondo, "A combined strategy for optimization in non linear magnetic problems using simulated annealing and search techniques," IEEE Trans. Mag., vol. 28, no. 2, Mar. 1992.
- [10] 김성수, 김명재, 기종해, "유전자 알고리즘을 적용한 SPW에 의한 새로운 OFDM 시스템 PAPR 감소 기법", 한국전자공학회논문지 제16권 제11호, 1131-1137쪽, 2006년 11월
- [11] K. S. Tang, K. F. Man and Q. He, "Genetic Algorithms and their applications," IEEE Signal Processing Magazine, vol. 13, pp. 22-37, Nov. 1996.
- [12] J. Kennedy and R. Eberhart, "Particle swarm optimization," in Proc. of IEEE International Conf. on Neural Networks, vol. 4, pp. 1942-2948, 1995.
- [13] 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.

저 자 소 개



유 선 용(학생회원)
 2004년 한국항공대학교
 정보통신공학과 학사
 2007년~현재 한국항공대학교
 정보통신공학과
 석사과정 재학중
 <주관심분야 : WiBro, WPAN, 무선통신>



박 비 호(학생회원)
 2002년 주성대학
 한국교육개발원 학사
 2007년 9월~현재 한국항공대학교
 정보통신공학과
 석사과정 재학중
 <주관심분야 : WiBro, Femtocell, 이동통신>



김 완 태(학생회원)
 2005년 한국항공대학교
 정보통신공학과 석사
 2005년 1월~ 2007년 2월
 (주)모드멘 CDMA 단말기
 개발
 2007년~현재 한국항공대학교
 정보통신공학과 박사과정
 재학중
 <주관심분야 : WLAN, WiBro, Femtocell, 무선통신, 이동통신>



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>