

유전자 알고리즘을 적용한 PTS에 의한 새로운 OFDM 시스템 PAR 감소 기법

A New PAR Reduction Scheme in OFDM Systems by PTS Using Genetic Algorithm

김 성 수 · 김 명 제

Sung-Soo Kim · Myoung-Je Kim

요 약

Orthogonal frequency division multiplexing(OFDM) 시스템은 peak-to-average power ratio(PAR) 문제를 가진다. 일반적으로, partial transmit sequence(PTS) 기법을 이용하여 최적의 PAR 감소 성능을 얻기 위해서는 나눈 부분블록의 수와 위상 요소(phase factor)에 관한 모든 탐색을 해야 한다. 나눈 부분블록 수와 위상 요소 수가 많을수록 PAR 감소 성능은 더 개선되지만, 계산량 또한 부분블록 수에 따라 지수적으로 증가하여 송신기의 복잡도와 처리시간 지연을 초래한다. 따라서 전송되는 신호의 PAR을 최적에 가깝게 줄이면서 동시에 계산량도 함께 줄일 수 있는 기법이 요구된다. 본 논문에서는 PTS 기법에서 최적의 PAR 감소 성능을 갖는 위상 요소를 찾기 위해 최적화 문제에 많이 사용되고 있는 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm: GA)을 이용함으로써 PAR 문제를 해결하고, 동시에 계산량도 함께 감소시켜 송신기의 복잡도와 처리시간 지연을 줄이는 기법을 제안하며, 제안된 기법의 PAR 감소 성능과 계산량을 기존의 제안된 방법들과 비교하였다. 또한, 본 논문에서 제안한 기법이 적은 계산량으로도 일반기법에 더 가까운 PAR 감소 성능을 가짐을 보였다.

Abstract

An orthogonal frequency division multiplexing(OFDM) system has the problem of the peak-to-average power ratio(PAR). In general, in order to obtain optimal PAR reduction using the partial transmitted sequence(PTS), the total search for the number of sub-blocks and the rotation factors must be accomplished. As the number of sub-blocks and rotation factors increases, PAR reduction improves, such that complexity increases exponentially and the process delay occurs simultaneously. Therefore a technique that reduces PAR, which is almost close to optimal, and the amount of calculation is desired. In this paper a new method using genetic algorithm(GA), which is widely used to search for a point that is globally optimal in many problems, is proposed to search for a rotation factor that reduces simultaneously both the PAR and the amount of calculation, such that the complexity of calculation and the process time are reduced at the same time. Comparison is performed between the proposed method and the various techniques developed previously. The superiority of proposed method is presented by demonstrating the reduction of complexity while a similar PAR reduction is obtained.

Key words : OFDM, Peak-to-Average Power Ratio, Partial Transmitted Sequence, Genetic Algorithm

I. 서 론

4세대 통신 시스템에서 제공해야 할 여러 서비스를 만족시켜줄 무선 전송 기술로서 최근에 각광 받

충북대학교 전기공학과(Department of Electrical Engineering, Chungbuk National University)

· 논문 번호 : 20050805-085

· 수정완료일자 : 2005년 10월 19일

고 있는 OFDM은 멀티캐리어 변조 방식의 일종으로, 멀티패스 페이딩 및 간단한 등화기 구조, 고속의 데이터 전송 때문에 고속 이동수신 환경에서 우수한 성능을 발휘한다^{[1][2]}. 또한, 상호 직교성을 갖는 복수의 반송파(sub-carrier)를 사용하므로 주파수 이용 효율이 높아지고, 송수신단에서 이러한 복수의 반송파를 변복조하는 과정은 각각 IDFT와 DFT를 수행한 것과 같은 결과가 되어 IFFT와 FFT를 사용하여 고속으로 구현할 수 있다.

다중 반송파를 사용하는 OFDM 시스템은 많은 수의 직교 반송파에 신호를 실어서 보내는데 IFFT를 통과한 출력 신호의 크기가 동일한 위상으로 더해질 경우 순간적으로 매우 높은 전력을 가지게 되어 PAR 문제가 발생한다. 따라서 OFDM 신호의 시간 영역 신호는 PAR이 단일 반송파 방식보다 크게 나타나는 단점이 있다. PAR이 크면 일정한 크기의 단어 길이(word-length)를 갖는 ADC(Analog to Digital Converter)와 DAC(Digital to Analog Converter)에서 큰 양자화 잡음을 발생시켜 신호 품질을 저하시키며 복잡성을 증가시킨다. 또한, 비선형 소자를 통과할 때 증폭기가 포화 영역에서 동작하게 되어 통신 채널에 비선형 왜곡(nonlinear distortion)이 발생하게 되므로 RF 전력 증폭기의 효율을 감소시킨다. 이러한 비선형 왜곡을 줄이기 위해 선형 HPA(High Power Amplifier)를 사용하거나 충분한 back-off를 해야 하지만 가격과 전력효율 측면에서 적절하지 않아 직접적인 해결방안이 되지 않는다^[3].

PAR을 감소시키기 위해 많은 기법이 제안되었는데 그 중에는 신호 왜곡 기법, 부호화 기법, 기본적으로 서로 다른 여러 개의 스크램블링 시퀀스로 각 OFDM 심볼을 혼합하고 그 결과 중 가장 작은 PAR을 갖는 시퀀스를 선택하는 방식이 있다^[4]. 위의 스크램블링 방식에는 선택 사영 방법(selected mapping (SLM))과 부분 전달 수열(partial transmit sequence (PTS))이 있으며, 두 방식의 차이를 살펴보면 SLM 방식은 스크램블링을 모든 반송파에 적용하여 위상을 독립적으로 회전시키는 반면, PTS 방법에서는 스크램블링을 반송파 그룹별로 적용하여 위상을 회전시킨다는 것이다. PTS 기법을 이용하여 최적의 PAR 감소 성능을 얻기 위해서는 나눈 부블록의 수와 위상 요소에 관한 모든 탐색을 해야 한다. 나눈

부블록 수와 사용하는 위상 요소의 수가 많을수록 PAR 감소 성능은 그만큼 더 개선되지만, 송신기에서 처리하는 계산량이 부블록의 수와 요소에 따라 지수적으로 증가하므로 송신기의 높은 복잡도와 처리 시간 지연을 초래한다. 따라서 PAR 감소 성능을 크게 하면서 동시에 복잡성 또한 줄일 수 있는 방법이 요구된다^{[5][6]}.

기존의 PTS 기법들은 송신기의 복잡성과 PAR 감소 두 가지 문제를 동시에 해결할 수 없다. 기존에 연구된 각 알고리즘을 살펴보면, 참고문헌 [5]에서 제안한 방법은 위상 요소를 찾기 위한 탐색의 계산량을 감소시켜 속도가 빠르고 송신기의 복잡도가 감소된 반면, PAR의 감소 성능은 일반 방법(ordinary method)^[6]에 비해 상당히 떨어지는 단점이 있다. 참고문헌 [7]에서는 참고문헌 [5]에서보다 위상 요소 탐색에 대한 계산량이 증가한 경사하강법(gradient descent)을 사용하여 최적에 가까운 해를 찾을 수 있으나, 일반 방법의 약 6%의 탐색 복잡도를 가지고 PAR의 감소 성능은 일반 기법에 비해 0.1%의 PAR에서 약 0.4 dB 정도 떨어진 PAR 감소 성능을 보인다. 따라서, 본 논문에서는 최소의 PAR을 얻을 수 있는 최적의 위상요소를 찾기 위해 여러 최적화 기법 중의 하나인 유전자 알고리즘을 이용함으로써 참고문헌 [7]에서 제안한 기법보다 더 적은 계산량을 가지고 일반 방법의 PAR 감소 성능에 보다 가까운 PAR 저감 효과를 얻을 수 있는 기법을 제안한다. 유전자 알고리즘은 그 적용 분야가 방대한 만큼 기존의 통신 시스템에서도 많이 이용되었는데 본 논문에서는 OFDM 시스템에서 고속 처리를 위한 송신기의 복잡성의 감소와 향상된 PAR 감소 성능을 얻기 위해서 새롭게 적용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 OFDM 시스템의 PAR 감소를 위한 PTS 기법에 대하여 논하고, 3장에서는 유전자 알고리즘을 적용한 새로이 제안된 복잡성을 줄인 PTS 기법을 살펴보고 4장에서는 모의실험을 통해 제안한 기법과 기존의 제안되었던 여러 PTS 기법을 복잡성 및 PAR 저감 성능면에서 비교하고, 부분 검색법(local search)을 적용하면 더 적은 계산량으로 최적에 더 가까운 PAR 감소 성능을 가짐을 보인다. 마지막으로 5장에서는 본 논문의 결론을 맺었다.

II. OFDM 시스템의 PAR 감소를 위한 PTS 기법

N 개의 부반송파로 구성된 기저 대역 OFDM 신호 $x(t)$ 는

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

$X_k = [X_0, X_1, \dots, X_{N-1}]^T$, T 는 OFDM 심볼 주기
OFDM 신호에서 신호의 최대치와 평균치의 비로 정의되는 PAR은

$$PAR = 10 \log_{10} \frac{\text{Max}[|x(t)|^2]}{E[|x(t)|^2]} \quad (\text{dB}) \quad (2)$$

$E[\cdot]$ 는 기대값이다.

IFFT에 입력되는 데이터는 일반적으로 independent identically distribution(i.i.d) 성질을 갖는 랜덤 신호로 간주할 수 있으므로 부반송파의 수 N 이 충분히 크다면 변조된 신호는 중심극한 정리에 의하여 $x(t)$ 의 실수부와 허수부는 모두 평균이 0이고, 분산이 1/2인 Gaussian 확률밀도함수를 갖는 랜덤 신호가 된다. 따라서 실수부와 허수부를 각각 제공하고 더한 후 제공근을 취한 값은 레일레이(Rayleigh) 분포를 가지며 크기 신호를 제공하여 구한 신호의 전력 $|x(t)|^2$ 의 분포는 평균이 0이고 자유도가 2인 chi-square 분포가 된다. 중첩된 부반송파에서 최대 전력을 찾기 위해 샘플링된 값들이 서로 무상관이라 가정하면, PAR이 특정 임계값 PAR_0 를 초과할 확률을 cumulative distribution function(CDF)으로 나타낼 수 있다^[6].

$$\text{Pr}(PAR \leq PAR_0) = (1 - \exp(-PAR_0))^N \quad (3)$$

과도 샘플링을 한 N 개의 부반송파에 대한 분포를 과도 샘플링을 하지 않은 αN 개의 부반송파에 대한 분포로 근사화 할 수 있다고 가정하면,

$$\text{Pr}(PAR \leq PAR_0) = (1 - \exp(-PAR_0))^{\alpha N} \quad (4)$$

OFDM 신호의 PAPR에 대한 complementary cumulative distribution function(CCDF)은 식 (5)와 같다.

$$\text{Pr}(PAR > PAR_0) = 1 - (1 - \exp(-PAR_0))^{\alpha N} \quad (5)$$

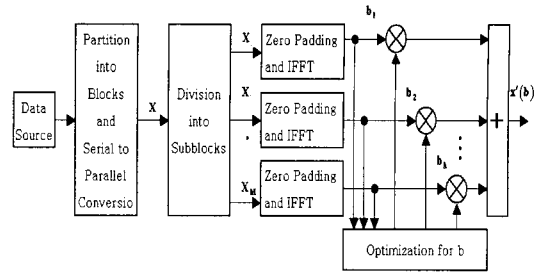


그림 1. PTS OFDM의 블록 다이어그램
Fig. 1. Block diagram of PTS OFDM.

일반적으로 과도 샘플링을 한 OFDM 신호에 대해서 $\alpha=2.8$ 이 적당하다고 알려져 있다.

일반적으로 가장 널리 알려져 있는 일반(ordinary) PTS) 기법은 입력신호를 M 개의 부분블록으로 나누어 PAR 값이 최소가 되도록 최적의 가중치 요소를 곱하여 전송하는 방법으로써 SLM 방법과는 달리 그림 1과 같이 입력 신호를 서로 중복되지 않는 M 개의 부분블록으로 분할하고 부분블록별 IFFT를 수행한 후, 크기가 1이고 위상 차(ϕ^l)가 $2\pi l/W$ ($l=1, 2, \dots, W$) 도인 가중치 요소,

$$b_m = e^{j\phi^m}, \quad m=1, 2, \dots, M,$$

허용한 W 는 위상 factor의 수 (6)

b_m 을 각 부분블록에 곱하고 이러한 부분블록들을 합한 신호의 PAR이 최소가 되도록 b_m 를 조정하여 가장 작은 PAR 값을 갖는 심볼을 전송하는 기법이다^[6].

각 부분블록들은 가장 작은 PAR 값을 갖기 위해 가중치 요소와 곱한다. 주파수 영역의 전송 신호는 아래와 같다.

$$X' = \sum_{m=1}^M b_m \cdot X_m \quad (7)$$

여기서 X_m 는 m 번째 부분블록에 할당된 신호이고, b_m 은 그 부분블록의 가중치 요소이다.

X' 를 IFFT한 신호 x' 는,

$$x' = \text{IFFT} \left\{ \sum_{m=1}^M b_m \cdot X_m \right\} = \sum_{m=1}^M b_m \cdot X_m \quad (8)$$

식 (5)에서와 같이 PAR을 감소하기 위해서는 PAR 감소 성능을 최소로 만들어 주는 적절한 위상 요소(b_m)를 찾아야 한다. 일반적으로 위상 요소의 집

합은 다음과 같다.

$$P = \{e^{j2\pi l/W} \mid l=0, 1, \dots, W-1\},$$

W 는 허용한 위상 요소의 수 (9)

일반적인 PTS 기법은 최적의 위상 요소를 찾기 위해 W^M 만큼의 탐색을 하게 된다. 이러한 일반적인 PTS 기법 외에도 일반적인 PTS 기법의 복잡성을 감소시킨 반복법(iterative flipping algorithm)^[5]과 경사하강법(gradient descent)^[7]이 있다.

III. 유전자 알고리즘을 적용한 새로운 제안된 PTS 기법

3-1 유전자 알고리즘

1970년대 초에 John Holland에 의해 제안된 유전자 알고리즘(genetic algorithm)은 모든 생물은 주어진 환경 속에서 적응함으로써 살아남는다는 다윈의 적자생존의 이론을 기본 개념으로 하고 있다. 특히 유전자 알고리즘 문제의 비선형성과 관계없이 전체적인 최적을 찾아낼 수 있기 때문에 최적화 문제에 널리 쓰이고 있는데 다른 탐색이나 최적화 방법과 다른 점은 직접 원하는 변수 코딩을 이용하며 한 점이 아닌 다점(군) 탐색을 한다는 것이다. 또한 탐색에 각 개체(individual)의 적합도(fitness)를 이용하며, 암묵탐색(blind search)을 하므로, 다른 부가적인 지식을 요구하지 않는다. 결정론적 규칙이 아닌 확률적 연산자를 사용하여 수행되므로 다른 최적화 기법에 비해 광역 해를 구할 가능성이 높으며 다른 여러 탐색 방법에 비하여 효율적이다^{[9]~[11]}. 유전자 알고리즘에서 새로운 개체를 만들어 내기 위한 유전 연산으로는 선택(selection), 우성인자 선택(elitism), 복제(reproduction), 교배(crossover) 및 돌연변이(mutation)를 사용한다. 이러한 연산자들을 반복 시행하면서 평가치가 높은 개체들을 선택해 나가면 세대(generation)가 진행될수록 평가치가 높은 해 집단을 얻을 수 있게 된다. 일정한 세대를 진행시킨 후에 알고리즘을 종료한다.

3-2 제안된 PTS 기법: 유전자 알고리즘의 PTS 에의 적용

유전자 알고리즘은 우리가 찾기 위한 해를 표현

하기 위한 염색체(chromosome)로서 이진 벡터를 사용하여, 0과 1의 문자열(string) 형태로 구성함으로써 마치 염색체에 유전인자가 나열되어 있는 것과 같은 형태를 갖추기 때문에 교배와 돌연변이가 가능하게 되며, 교배 및 돌연변이 등을 할 때 다양한 조합이 가능한 장점이 있다. 본 논문에서 고려하는 위상 요소는 $P=[1, j, -1, -j]$ 이고, 이에 대응하는 염색체를 다음과 같이 구성하였다.

$$\begin{aligned} 1 &\leftrightarrow 00 \\ j &\leftrightarrow 01 \\ -1 &\leftrightarrow 11 \\ -j &\leftrightarrow 10 \end{aligned} \quad (10)$$

또한 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 적용하기 위한 초기 개체군(initial population)을 생성하는 과정으로 탐색 공간에서 무작위로 개체를 생성하였고, 각각의 유전자들이 가지는 적합도는 식 (11)을 사용하여 평가하였다. 본 논문에서는 PAR을 목적함수로 사용하여 적합도로 이용한다. PAR을 최소로 만드는 위상 요소를 구하는 것이 목적이므로 PAR의 역수를 적합도로 사용하여 PAR이 낮을수록 적합도가 커지도록 조정하였다.

$$F(x'(b)) = \frac{1}{10 \log_{10} \frac{\text{Max}|x'(b)|^2}{E[|x'(b)|^2]}} \quad (11)$$

또한 본 논문에서는 새로운 자손을 생성시키는 선택 기법들 중 적합도에 근거한 가중치(weighted)를 이용한 선택 과정인 Roulette wheel selection^[12]과 일점 교배 연산자 및 돌연변이가 연산자도 사용하였다^[9].

위에서 설명한 유전 연산자를 이용하여 다음 세대를 생성하는 과정을 그림 2에 나타내었다.

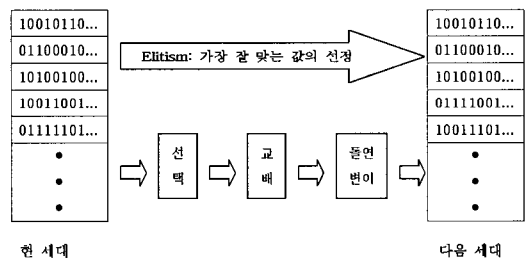


그림 2. 유전자 알고리즘을 이용한 다음 세대를 생성하는 과정
Fig. 2. Process of building a new generation using genetic algorithm.

본 논문에서 사용한 부분 검색 기법은 모든 세대가 종결된 후, 살아남은 개체들 중 최대의 적합도를 가지는 위상 요소 주변을 탐색하여 탐색한 결과가 선택된 개체의 적합도보다 좋을 경우, 새로운 개체로 대체하는 방법이다. 부분 검색 기법을 사용하면 세대가 끝난 후 얻을 수 있는 적합도를 보다 우수하게 할 수 있어, 기존의 방법에 부분 검색 기법을 적용하면 보다 우수한 해를 얻을 수 있다. 이러한 유용한 특성을 이용하기 위하여, 유전자 알고리즘을 적용한 후에 계산량에는 거의 영향이 없는 반복 기법^[5]을 부분 검색에 적용하였다. 앞서 설명한 방법들을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

- 단계 0: 초기 parameters의 선정: 개체들의 수, 세대의 수, 엘리티즘의 수, 교배율, 돌연변이율 등을 설정한다.
- 단계 1: 초기 모집단의 생성 - 개체수 만큼의 각기 다른 개체들을 랜덤하게 생성한다.
- 단계 2: 현재세대수가 최대 세대수 보다 작으면 단계 3으로 이동, 그렇지 않으면 단계 8로 이동한다.
- 단계 3: 각 개체를 위상 요소로 변환한다.
- 단계 4: 적합도 계산 - 각 개체의 적합도를 평가한다.
- 단계 5: 최소의 PAR 선택한다.
- 단계 6: 각 위상 요소를 다시 개체로 변환한다.
- 단계 7: 그림 2의 과정에 따라 새로운 세대를 구성하고 단계 2로 이동한다.
- 단계 8: 부분 검색 기법으로 구하고자 하는 최적점을 탐색한다.

총체적으로, 본 논문에서 제안하는 유전자 알고리즘을 이용한 새로운 PTS 기법의 전체 구성은 그림 3과 같이 순서도로 설명할 수 있다.

본 논문에서 제안한 그림 3의 유전자 알고리즘 순서도는 그림 1에 있는 PTS 기법의 블록 다이어그램의 위상 요소 최적화(optimization) 부분이다.

IV. 시험결과 및 해석

4-1 실험 환경 및 유전자 알고리즘 설계 조건

본 논문에서 사용한 PAR 저감 성능 평가를 위한 시뮬레이션 조건은 다음과 같다. 변조 방식으로는

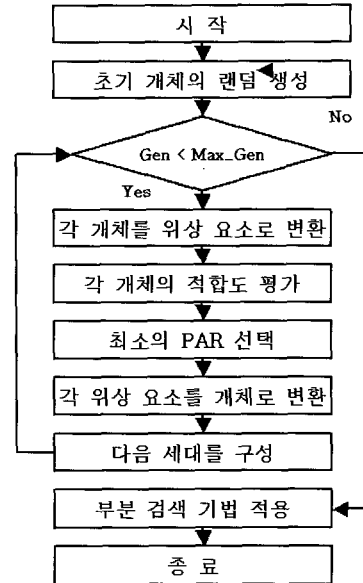


그림 3. 제안된 유전자 알고리즘 순서도(Gen: 현 세대, Max_Gen: 최대 세대)

Fig. 3. Flow chart of the proposed genetic algorithm (Gen: Present generation, Max_Gen: Maximum generation).

QPSK를 사용하고, 전체 부반송파의 수를 $N=64$ 로 하였다. 위상 요소의 수는 넷이며, 사용한 위상은 $P=[1, j, -1, -j]$ 이다. 전체 64개의 반송파를 8개의 부반송파로 이루어진 8개의 부블록으로 나누었고, 4배 과도 샘플링^[8]을 사용했다. PAR complementary cumulative distribution function(CCDF)를 그리기 위해 100,000개의 랜덤한 OFDM 블록을 발생시켰다. 시뮬레이션에 사용한 유전자 알고리즘의 조건은 표 1과 같다.

4-2 실험 결과 및 다른 PTS 기법과 비교

표 1. 유전자 알고리즘 설계 조건

Table 1. Environmental conditions used for genetic algorithm.

세대수 (Generation)	2	교배율 (Crossover)	1.0	부분 검색법 (Local search)	반복기법 ^[5]
개체군수 (Population)	650	돌연변이율 (Mutation)	0.03	부분 검색수	$W \times M = 4 \times 8 = 32$ W : 위상요소수, M : 부블록수

표 2. 최적의 위상 요소 탐색 방법 간의 계산량 비교
Table 2. Comparison of amount of calculation between the optimal phase searching methods.

특성 기법	계산량	성능 비교 (PAR 0.1 % 기준)	매개 변수
일반 (Ordinary)	W^{M-1} $=4^{8-1}$ $=16,384$	5.90 dB	$M=8, W=4$ M : 부분록수 W : 위상수
반복 (Iterative)	$(M-1) \times W$ $= (8-1) \times 4$ $= 28$	7.35 dB	$r=2, l=3$ r : 반경 l : 반복수
경사하강 (Gradient)	$M C_r \times W^l \times 1$ $= 8 C_2 \times 4^2 \times 3$ $= 1,334$	6.30 dB	Popsize: 개체군수
유전자 (Genetic)	$Popsize \times Gen$ $= 650 \times 2$ $= 1,300$	6.20 dB	Gen: 세대수

표 2에서 보면 PAR 감소 성능이 좋을수록 복잡도가 크게 증가하는 반면, Cimini가 제안한 PAR 감소 방법¹⁵⁾은 위상 요소에 대한 탐색 계산량은 줄었지만 성능이 뒤진다. 참고문헌 [9]에서 제안한 경사 하강 (gradient descent) 방법은 성능과 복잡성이 모두 일반 (ordinary)과 반복(iterative) 기법의 성능의 중간 상태를 알 수 있다.

그림 4에는 현재까지 제안된 여러 PTS 기법과 본 논문에서 제안한 PTS 기법의 PAR 성능이 나타내었다. 참고문헌 [9]에서 제안한 경사 하강 방식 (gradient descent)과 유전자 알고리즘을 사용한 방식이 거의 같은 계산량일 때 0.1%의 CCDF에서 각각 약 6.30 dB, 6.20 dB 정도의 PAR을 가진다. 이는 제안된 기법이 최근에 발표된 경사 하강 방식보다 0.1 dB 더 향상된 특성을 가짐을 나타내고 있다.

4.3 부분 검색법(Local Search)을 적용한 GA 결과

일반적으로 유전자 알고리즘을 적용한 경우에 요구되는 계산량이 많다는 문제점을 갖고 있다. 이러한 계산량의 문제점을 해결하기 위하여, 일반적인 유전자 알고리즘을 사용한 경우와 다르게, 앞 절에서 기술한 부분 검색 기법을 PTS에 적용하였다. 이 경우에는 그림 5와 이를 확대하여 나타낸 그림 6에

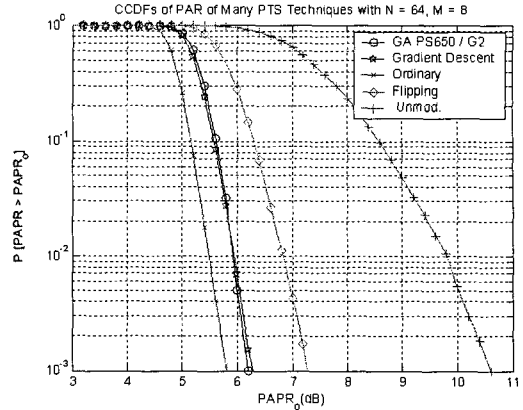


그림 4. 여러 PTS 기법들(GA: 유전자 알고리즘, Gradient descent: 경사 하강법, Ordinary: 일반, Flipping: 반복기법, Unmod.: 무변조)

Fig. 4. Various PTS methods(GA: Genetic Algorithm, Gradient descent, Ordinary method, Flipping method, Unmod.: without modulation).

서 나타나듯이, 시뮬레이션의 결과는 더 적은 계산량을 가지고도 그림 4의 유전자를 적용한 PTS 성능과 유사한 결과를 얻을 수 있음을 나타내고 있다. 그림 6의 결과로부터 부분 검색 기법을 적용하면, 유전자 알고리즘만을 적용했을 때보다 더 나은 성능을 얻을 수 있음을 볼 수 있다. 또한 개체군 수(population size)를 650에서 450으로 200 정도(연산량: $200 \times 2=400$) 감소하여 계산량이 줄어도 부분 검색 기법을 적용하면 거의 같은 성능을 얻을 수가 있다. 따라

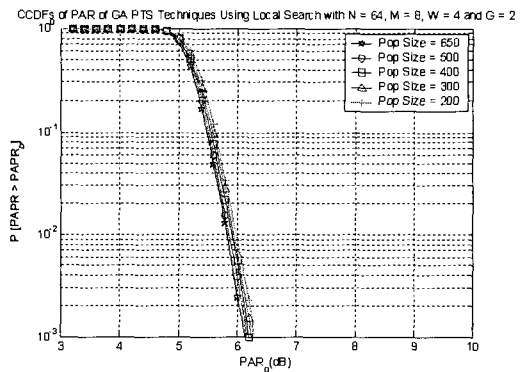


그림 5. 부분 검색법을 이용한 유전자 PTS 기법(Pop size: 개체군수)

Fig. 5. Genetic PTS methods using the partial searching method(Pop size: number of elements of a clustering).

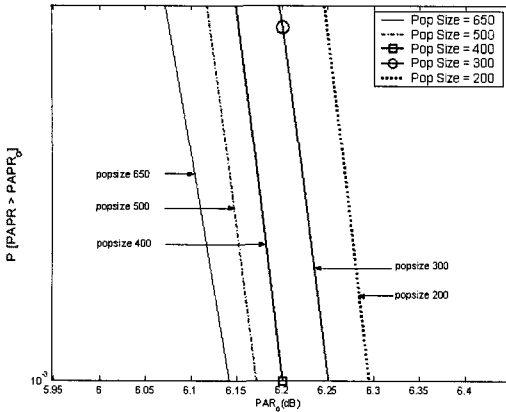


그림 6. 부분 검색법을 이용한 유전자 PTS 기법(그림 5)을 확대한 그림(Pop size: 개체군수)
 Fig. 6. Enlarged description of Fig. 5: genetic pts methods using the partial searching method (Pop size: Number of elements of a clustering).

서 유전자 알고리즘에 부분 검색 기법을 적용하여 함께 사용한다면 더 적은 계산량으로도 최적의 성능에 더 가까운 PAR을 얻을 수 있음을 볼 수 있다. PAR의 값이 6.15와 6.3 dB 사이의 오차를 허용하는 경우는 1,300의 계산량을 400으로 줄일 수 있다는 것을 보여주고 있다.

표 3. 부분 검색법을 적용한 유전자법과 경사 하강법 계산량 비교

Table 3. Calculation amount comparison between genetic and gradient descent algorithms that use the partial searching method.

특성 기법	계산량	성능 비교 (PAR 0.1% 기준)	매개 변수
경사하강 (Gradient)	$M-1 C_r \times W' \times I$ $= 7 C_2 \times 4^2 \times 1$ $= 336$	6.70 dB	$M=8, W=4$ M : 부분복수 W : 위상수 $r=2, I=3$ r : 반경 I : 반복수 Popsizе: 개체군수 Gen: 세대수
유전자 (Genetic)	$(Popsizе \times Gen)$ $+(M-1) \times W$ $= 200 \times 2 + 7 \times 4$ $= 428$	6.30 dB	

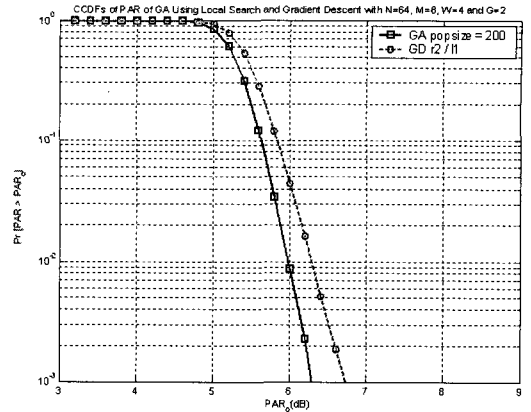


그림 7. 부분 검색법을 이용한 유전자 기법과 경사하강법의 비교(GA: 유전자 알고리즘, GD: 경사하강법, popsize: 개체군수, r: 반경, I: 반복수)
 Fig. 7. Performance comparison between genetic and gradient descent algorithms that use the partial searching method(GA: Genetic Algorithm, GD: Gradient Descent algorithm, pop size=200, r: radius of a cluster, I: the number of iterations).

다음의 실험은 부분 검색법을 적용한 유전자 알고리즘의 경우, 비슷한 계산량을 요구하는 경사 하강법과 비교하여, 상대적으로 우수한 PAR 감소 특성을 갖고 있음을 보이고 있다. 표 3과 그림 7에서 부분 검색법을 적용한 유전자 알고리즘은 비슷한 계산량을 가지는 경사 하강법보다 0.4 dB 더 우수한 PAR 감소 성능의 특성을 실험적 결과로 보여 주고 있다. 이는 비슷한 PAR 감소 성능이 필요한 경우에, 경사하강법을 사용할 시는 부분 검색법을 적용한 유전자 알고리즘보다 더 많은 계산량이 요구되고 있음을 보이는 것이다.

V. 결 론

일반적으로 PTS 기법에서는 위상 요소를 찾는 탐색의 계산량이 많을수록 PAR 감소 성능이 향상되는 반면에, 계산량의 증가로 송신기의 복잡도가 증가하고 처리시간이 지연되는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 계산량과 복잡도 문제를 해결하기 위한 유전자 알고리즘을 적용한 개선된 PTS 기법을 제안하였다.

제안된 방법에서는 최적의 위상 요소를 찾을 때 발생하는 계산량의 문제를 해결하는 방안으로 부분 검색법을 사용한 유전자 알고리즘을 적용하여 계산량을 줄이고자 하였다. 제안된 기법의 우수성은 모의실험의 결과를 통하여 보였으며, 상대적으로 적은 계산량으로도 일반적인 방법(ordinary method)에 경사 하강법보다 더 근접하는 우수한 PAR 감소 성능을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] L. J. Cimini Jr., "Analysis and simulation of a digital mobile channel using orthogonal frequency division multiplexing", *IEEE Trans. on Communications*, vol. com-19, pp. 665-675, Jul. 1985.
- [2] J. A. C. Bingham, "Multicarrier modulation for data transmission: an idea whose time has come", *IEEE Communications Magazine*, vol. 28, no. 5, pp. 5-14, May 1990.
- [3] 유흥균, 유호진, "OFDM 전송방식에서 새로운 효과적 PAPR 감소기법", 충북대학교 논문집, 2002년 8월.
- [4] 조용수, 무선 멀티미디어 통신을 위한 OFDM 기초, 대영사, 2001년.
- [5] L. J. Cimini, Jr., and N. R. Sollenberger, "Peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences", *IEEE Int. Conf. Comm.(ICC 99)*, Vancouver, British Columbia, Canada, Jun. 1999.
- [6] S. H. Muller, J. B. Huber, "OFDM with reduced peak-to-average power ratio by optimum combination of partial transmit sequences", *Electronics Lett.*, vol. 33 no. 5, pp. 368-369, Feb. 1997.
- [7] S. H. Han, J. H. Lee, "PAPR reduction of OFDM signals using a reduced complexity PTS technique", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 11, no. 11, Nov. 2004.
- [8] C. Tellambura, "Computation of the continuous-time PAR of an OFDM signal with BPSK subcarriers", *IEEE Commun. Lett.*, vol. 5, pp. 185-187, May 2001.
- [9] 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.
- [10] M. Srinivas, L. Patnaik, Genetic algorithms: a survey, *IEEE Computer*, 1994.
- [11] L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [12] 김용범, 김병재, 박명규, "유전자 알고리즘에서 선택 기법을 이용한 해의 수렴 과정에 관한 연구", *공업경영학회지*, 20(41), 1997년 2월.

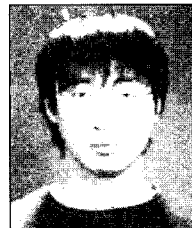
김 성 수



1983년 2월: 충북대학교 전기공학과 (공학사)
 1989년 2월: University of Arkansas-Fayetteville (공학석사)
 1997년 12월: University of Central Florida (공학박사)
 1998년 2월~1999년 3월: 시스템공학연구소/전자통신연구원

1999년 3월~2001년 8월: 우석대학교 전기공학과 조교수
 2001년 9월~현재: 충북대학교 전기공학과 부교수
 [주 관심분야] 신호처리, 통신이론, 정보이론, 인공지능, 해석학

김 명 제



2005년 2월: 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 (공학사)
 2005년 3월~현재: 충북대학교 전기공학과 석사과정
 [주 관심분야] 인공지능, 통계 신호처리, 디지털 통신, OFDM