

# 유전자 알고리즘을 적용한 SPW에 의한 새로운 OFDM 시스템 PAPR 감소 기법

## A New SPW Scheme for PAPR Reduction in OFDM Systems by Using Genetic Algorithm

김 성 수 · 김 명 제 · 기 종 해

Sung-Soo Kim · Myoung-Je Kim · Jong-Hae Kee

### 요 약

Orthogonal frequency division multiplexing(OFDM) 시스템을 사용하는 통신 시스템은 다수 부반송파들의 중첩 현상으로 인해 peak-to-average power ratio(PAPR) 문제를 가진다. 본 연구에서는 최근에 발표된 PAPR 감소 기법 중의 하나인 sub-block phase weighting(SPW) 기법을 향상시킨 새로운 유전자 SPW 기법을 제안한다. 기존의 SPW 기법은 selecting mapping(SLM)이나 partial sequence(PTS) 기법과 마찬가지로 부블록과 위상요소의 수가 증가할 수록 더 효과적인 PAPR 감소 성능을 얻을 수 있지만, 부블록 수에 비례하여 반복 탐색 횟수가 지수적으로 증가한다는 단점 때문에 고려하는 부블록 수에 대한 한계성을 가지고 있다. 따라서, 본 논문에서는, 이러한 부블록 수에 대한 제한 문제를 극복하고 더 나은 PAPR 감소 성능을 얻기 위한 방법으로서, 기존의 SPW 기법의 단점을 유전자 알고리즘을 이용하여 제거하는 기법을 제안하였다. 제안된 기법에서는 위상 탐색의 반복 계산량이 초기 조건의 개체군(population)과 세대수(generation)에 따라 정해지고 부블록과 위상요소의 수가 증가하여도 변하지 않는 특성을 이용하였다. 제안된 기법의 우수성을 시뮬레이션과 결과의 분석을 통하여 나타내었다.

### Abstract

An orthogonal frequency division multiplexing(OFDM) system has the problem of peak-to-average power ratio (PAPR) due to the overlapping phenomena of many sub-carriers. In order to improve the performance of PAPR, we propose in this paper a new genetic sub-block phase weighting(GA-SPW) using the SPW technique. Not only the selecting mapping(SLM) and the partial sequence(PTS) but also the previously proposed SPW becomes more effective as the number of sub-blocks and phase elements increases. However, all of them have limitation on the number of sub-blocks since the searching repetition increases exponentially as the number of sub-blocks increases. Therefore, in this research, a new GA SPW is proposed to reduce the amount of calculation by using Genetic algorithm(GA). In the proposed method, the number of calculations involved in the iterative phase searching yields to depend on the number of population and generation not on the number of sub-blocks and phase elements. The superiority of the proposed method is presented in the experimental results and analysis.

Key words : Orthogonal Frequency Division Multiplexing, PAPR, SPW, PTS, SLM, GA

### I. 서 론

4세대 통신 시스템에서 제공해야 할 여러 서비스

를 제공하는 무선 전송 기술로서 최근에 각광 받고 있는 OFDM은 멀티캐리어 변조 방식의 일종이다. 이 기술은 멀티페스 페이딩 및 간단한 등화기 구조,

충북대학교 전기공학과(Dept. of Electrical Engineering, Chungbuk National University)

· 논문 번호 : 20050906-102

· 수정완료일자 : 2005년 10월 24일

고속의 데이터 전송을 하기 때문에 고속 이동수신 환경에서 우수한 성능을 발휘한다<sup>[1][2]</sup>. 또한, 상호 직교성을 갖는 복수의 반송파(sub-carrier)를 사용하므로 주파수 이용효율이 높아지고, 송·수신단에서 이러한 복수의 반송파를 변·복조하는 과정은 각각 IDFT와 DFT를 수행한 것과 같은 결과가 되어 IFFT와 FFT를 사용하여 고속으로 구현할 수 있다.

다중 반송파를 사용하는 OFDM 시스템은 많은 수의 직교 부반송파에 신호를 실어서 보내는데 IFFT를 통과한 출력신호의 크기가 동일한 위상으로 더해질 경우 순간적으로 매우 높은 전력을 가지게 되어 PAPR 문제가 발생한다. 따라서 OFDM 신호의 시간 영역 신호는 PAPR이 단일 반송파 방식보다 크게 나타나는 단점이 있다. PAPR이 크면 일정한 크기의 word-length를 갖는 ADC(Analog to Digital Converter)와 DAC(Digital to Analog Converter)에서 큰 양자화 잡음을 발생시켜 신호 품질을 저하시키며 복잡성을 증가시키고, 비선형 소자를 통과할 때 증폭기가 포화영역에서 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<sup>[3]</sup>.

PAPR을 감소시키기 위한 기법 중에 대표적인 위상회전 방식에는 SLM과 PTS 기법이 있다. 기존의 SLM 기법은 동일한 입력신호에 위상 변화를 주어 여러 개의 통계적으로 독립적인 심볼을 만들고 가장 낮은 PAPR을 갖는 심볼을 전송하는 방법이며, PTS 기법은 OFDM 심볼을 구성하는 전체 데이터 심볼을 중첩되지 않는 부블록으로 나누고 각각의 부블록 별로 IFFT 연산을 한다. IFFT된 신호의 PAPR이 최소가 되도록 하기 위해 각 부블록에 위상요소를 곱하는 기법이다. 위 두 가지 방법은 스펙트럼 왜곡 없이 효과적으로 PAPR을 감소시킬 수 있으나 부블록 수에 맞는 여러 개의 IFFT를 사용하므로 시스템의 복잡도가 크게 증가하는 단점이 있다. 따라서 이러한 단점을 개선한 기법이 SPW 기법이다. SPW 기법은 OFDM 신호 블록을 여러 개의 하부 블록으로 나누

고, 하부 블록 별로 각기 다른 위상요소를 곱한다. 위상요소가 곱해진 부블록 신호를 서로 더하고 IFFT 한 후 가장 낮은 PAPR을 갖는 신호를 전송하는 기법이다<sup>[5]</sup>. 이러한 기법들은 고려하는 블록 수와 위상요소의 수가 많을수록 PAPR 감소 성능이 증가한다.

기존의 SPW 기법은 부블록 수에 따라 여러 개의 IFFT를 사용하는 PTS나 SLM 기법에 비해 하나의 IFFT를 사용하기 때문에 OFDM 시스템의 송신기 복잡도를 낮추고 시스템의 효율을 향상시켰지만, 다른 여러 가지 연구된 기법들과 마찬가지로, 부블록과 위상요소의 수가 증가할수록 부블록과 위상 요소의 수에 비례하여 반복 탐색 횟수가 증가하므로 탐색 계산량이 지수적으로 커진다는 단점 때문에 고려하는 블록 수와 위상 요소의 수에 대한 한계가 존재한다. 따라서 본 논문에서는 하나의 IFFT를 사용하여 OFDM 시스템의 복잡도를 낮추는 SPW 기법을 이용하여 최소의 PAPR을 얻을 수 있는 최적의 위상요소를 찾기 위해 여러 최적화 기법 중의 하나인 유전자 알고리즘을 이용함으로써 일반 PAPR 감소 기법보다 더 적은 탐색 계산량을 가지고 일반적인 SPW 기법의 PAPR 감소 성능에 보다 가까운 PAPR 감소 효과를 얻을 수 있는 새로운 기법을 제안한다. 유전자 알고리즘은 보다 좋은 PAPR 성능을 얻기 위해 부블록과 위상요소의 수를 증가시켜도 위상 탐색의 계산량이 처음에 정한 개체군(population)과 세대(generation)수에 고정되어 더 이상 증가하지 않기 때문에 성능과 복잡도 면에서 우수하다.

논문<sup>[5]</sup>의 SPW 기법은 위상 요소의 반복 탐색을 위해 상보 시퀀스 특성의 위상 요소 조합 기법, 임계치 기법을 혼합한 기법 그리고 플립핑(flipping) 기법을 적용하여 PAPR을 감소하였으나, 본 논문에서 제안하는 GA-SPW 기법은 위상 요소의 반복 탐색에 유전자 알고리즘을 적용하여 PAPR과 계산량을 감소시켰다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 OFDM 시스템의 특성과 OFDM의 개념에 대해 살펴보고, 3장에서는 기존의 PAPR 감소 기법인 SPW에 대해 살펴보았다. 4장에서는 SPW 기법에 유전자 알고리즘을 이용한 제안된 기법을 살펴보고, 5장에서는 모의 실험을 통해 제안된 기법의 우수성을 보이며, 마지막으로 결론을 맺는다.

## II. OFDM 통신 시스템

$N$ 개의 부반송파로 구성된 기저대역 OFDM 신호  $x(t)$ 는

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

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

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

$E[\cdot]$ 는 기대값이다.

IFFT에 입력되는 데이터는 일반적으로 independent and identically distributed(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 확률 밀도 함수를 갖는 랜덤신호가 된다. 따라서 실수부와 허수부를 각각 제곱하고 더한 후 제곱근을 취한 값은 레일레이(Rayleigh) 분포를 가지며 크기 신호를 제곱하여 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, PAPR이 특정 임계값  $PAPR_0$ 를 초과할 확률을 cumulative distribution function(CDF)으로 나타낼 수 있다<sup>[6]</sup>.

$$\Pr(PAPR \leq PAPR_0) = (1 - \exp(-PAPR_0))^N \quad (3)$$

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

$$\Pr(PAPR \leq PAPR_0) = (1 - \exp(-PAPR_0))^{\alpha N} \quad (4)$$

OFDM 신호의 PAPR에 대한 Complementary Cumulative Distribution Function(CCDF)은 다음과 같다.

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

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

## III. SPW 기법

부반송파 수가  $N$ 이라고 하면 입력 데이터 블록은

$$\mathbf{X} = [X_0, X_1, \dots, X_{N-1}]^T \quad (6)$$

로 나타낼 수 있다. 이 데이터 블록을 인접 분할 방법(adjacent subblock partitioning method)을 이용하여  $M$ 개의 부블록으로 나눈다.

$$\mathbf{X}_{(1)} = [X_{1,0}, X_{1,1}, \dots, X_{1,M-1}, 0_{1,M}, \dots, 0_{1,N-1}]^T \\ \vdots$$

$$\mathbf{X}_{(m)} = [0_{m,0}, \dots, 0_{m,N-M-1}, X_{m,N-M}, X_{m,N-M+1}, \dots, X_{m,N-1}]^T \quad (7)$$

$$\sum_{m=1}^M \mathbf{X}_{(m)} = \mathbf{X} \quad (8)$$

각 부블록에 크기가 1이고 위상 차( $\phi^l$ )가  $(l \times 360)/W$ , ( $l=1, 2, \dots, W$ )인 가중치 요소,

$$b_m = e^{j\phi^l}, \quad m = 1, 2, \dots, M, \\ W \text{는 허용한 위상 factor의 수} \quad (9)$$

$b_m$ 를 각 부블록에 곱한다.

$$\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_M] \quad (10)$$

각 부블록들은 가장 작은 PAPR 값을 갖기 위해 가중치 요소  $\mathbf{b}$ 와 곱한다. 주파수 영역의 전송신호는 아래와 같다.

$$\mathbf{X}'(\mathbf{b}) = \sum_{m=1}^M b_m \cdot \mathbf{X}_{(m)} \quad (11)$$

여기서  $\mathbf{X}_{(m)}$ 은  $m$ 번째 부블록에 할당된 신호이고,  $b_m$ 은 그 부블록의 가중치 요소이다.

$\mathbf{X}'(\mathbf{b})$ 를  $L$ 배 과도 샘플링 하기 위해, 데이터 블록  $\mathbf{X}'(\mathbf{b})$ 에  $(L-1)N$ 개의 zero-padding을 한다.  $LN$  점 IFFT한 신호  $x'(b)$ 는,

$$x'(b) = \text{IFFT}\{\mathbf{X}'(\mathbf{b})\} = \text{IFFT}\left\{\sum_{m=1}^M b_m \cdot \mathbf{X}_{(m)}\right\} \\ = \sum_{m=1}^M b_m \cdot x_{(m)} \quad (12)$$

식 (2)의 PAPR을 감소하기 위해서는 PAPR 감소

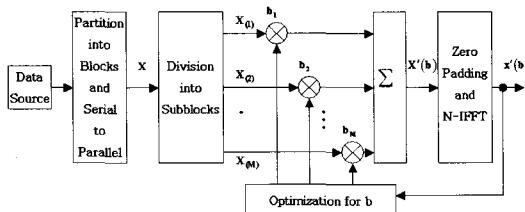


그림 1. SPW OFDM의 블록다이어그램  
Fig. 1. A block diagram for SPW OFDM.

성능을 최소로 만들어 주는 적절한 위상요소를 찾아야 한다. 일반적으로 위상요소의 집합은 다음과 같다.

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

$W$ 는 허용한 위상 요소의 수 (13)

일반적인 SPW 기법은 최적의 위상 요소를 찾기 위해  $W^M$ 만큼의 탐색을 하게 된다.

SPW 기법의 기본 구조는 그림 1과 같다<sup>[5]</sup>. 그림 1에서 볼 수 있듯이 SPW 기법은 하나의 IFFT로 구현할 수 있어 시스템의 복잡도를 낮출 수 있다는 장점을 가지고 있다.

#### IV. 제안된 GA-SPW 기법

##### 4-1 유전자 알고리즘

유전자 알고리즘은 다원의 적자생존의 이론을 기본개념으로 하고 있다. 탐색에 각 개체의 적합도를 이용하며, 암묵탐색을 하므로 다른 부가적인 지식을 요구하지 않는다. 결정론적 규칙이 아닌 확률적 연산자를 사용하여 수행되므로 다른 최적화 기법에 비해 전역 해를 구할 가능성이 높으며 다른 여러 탐색 방법에 비하여 효율적이다<sup>[7]~[9]</sup>. 유전자 알고리즘에서 새로운 개체를 만들어 내기 위한 유전 연산으로는 선택, 우성인자 선택(elitism), 복제, 교배 및 돌연변이를 사용한다. 이러한 연산자들을 반복 시행하면서 평가치가 높은 개체들을 선택해 나가면 세대가 진행될수록 평가치가 높은 해 집단을 얻을 수 있게 된다. 일정한 세대를 진행시킨 후에 알고리즘을 종료한다.

##### 4-2 제안된 SPW 기법: 유전자 알고리즘의 SPW에의 적용

유전자 알고리즘은 우리가 찾기 위한 해를 표현하기 위한 염색체(chromosome)로서 이진벡터를 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 위상요소는  $P=[1, j, -1, -j]$ 이고, 이에 대응하는 염색체를 다음과 같이 구성하였다.

$$\begin{array}{ll} 1 & \leftrightarrow 00 \\ j & \leftrightarrow 01 \\ -1 & \leftrightarrow 11 \\ -j & \leftrightarrow 10 \end{array} \quad (14)$$

또한 본 연구에서는 유전자 알고리즘을 적용하기 위한 초기 개체군을 생성하는 과정으로 탐색 공간에서 무작위로 개체를 생성하였고, 각각의 유전자들이 가지는 적합도는 식 (15)를 사용하여 평가하였다. 본 논문에서는 PAPR을 목적함수로 사용하여 적합도로 이용한다. PAPR을 최소로 만드는 위상 요소를 구하는 것이 목적이므로 PAPR의 역수를 적합도로 사용하여 PAPR이 낮을수록 적합도가 커지도록 조정하였다.

$$F(x'(b)) = \frac{1}{10 \log_{10} \frac{\text{Max}|x'(b)|^2}{E[|x'(b)|^2]}} \quad (15)$$

또한 본 논문에서는 새로운 자손을 생성시키는 선택기법들 중 적합도에 근거한 가중치를 이용한 선택과정인 Roulette wheel selection과 일점 교배 연산자 및 돌연변이 연산자<sup>[10]</sup>도 사용하였다.

위에서 설명한 유전 연산자를 이용하여 다음 세

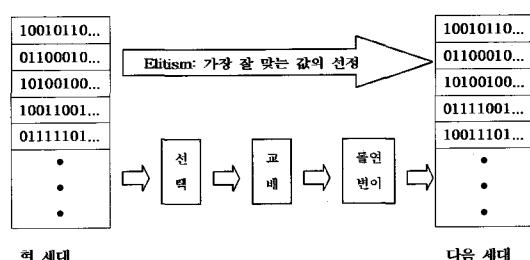


그림 2. 유전자 알고리즘을 이용한 다음 세대를 생성하는 과정

Fig. 2. Process of building a next generation using GA.

대를 생성하는 과정을 그림 2에 나타내었다.

앞서 설명한 방법들을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

단계 0: 초기 parameters의 설정 - 개체들의 수, 세대의 수, 엘리티즘의 수, 교배율, 돌연변이율 등을 설정한다.

단계 1: 초기 모집단의 생성 - 개체수 만큼의 각기 다른 개체들을 랜덤하게 생성한다.

단계 2: 현세대수가 최대세대수보다 작으면 단계 3으로 이동, 그렇지 않으면 단계 7로 이동 한다.

단계 3: 각 개체를 위상 요소로 변환한다.

단계 4: 적합도 계산 - 각 개체의 적합도를 평가한다.

단계 5: 최소의 PAPR을 선택한다.

단계 6: 각 위상 요소를 다시 개체로 변환한다.

단계 7: 그림 2의 과정에 따라 새로운 세대를 구성하고 단계 2로 이동한다.

간단히, 본 논문에서 제안하는 유전자 알고리즘을 이용한 새로운 SPW 기법의 전체 구성은 다음과 같이 순서대로 설명할 수 있다.

본 논문에서 제안한 그림 3의 유전자 알고리즘 순서도는 그림 1에 있는 SPW 기법의 블록 다이어그램

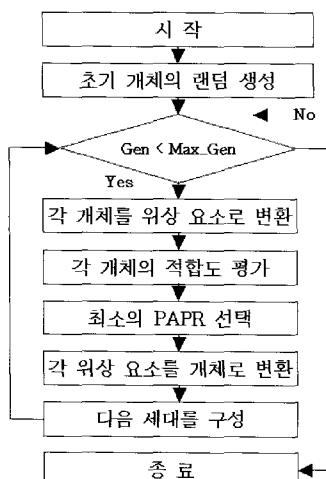


그림 3. 제안된 유전자 알고리즘 순서도(Gen: 현 세대, Max\_Gen: 최대 세대)

Fig. 3. Flow chart of the proposed genetic algorithm (Gen: present generation, Max\_Gen: Maximum number of generation).

표 1. 유전자 알고리즘 설계 조건

Table 1. Simulation parameters for GA.

세대수 (Generation)	2	교배율 (Crossover)	1.0
개체군수 (Population)	500	돌연변이율 (Mutation)	0.01

의 위상 요소 최적화(optimization) 부분에 해당한다.

## V. 시험결과 및 해석

본 논문에서 사용한 PAPR 저감 성능 평가를 위한 시뮬레이션 조건은 다음과 같다. 변조 방식으로는 QPSK을 사용하고, 전체 부반송파의 수를  $N=64$ 로 하였다. 위상 요소의 수는 넷이며, 사용한 위상은  $P = \{1, j, -1, -j\}$ 이다. 전체 64개의 반송파를 각각 8, 4, 2, 1개의 부반송파로 이루어진 8, 16, 32, 64개의 부블록으로 나누었고, 정확한 PAPR 성능을 얻기 위해 4배 과도샘플링<sup>[8]</sup>을 사용했다. PAPR complementary cumulative distribution function(CCDF)을 그리기 위해 100,000개의 랜덤한 OFDM 블록을 발생시켰다. 시뮬레이션에 사용한 유전자 알고리즘의 조건은 표 1에 나타낸 바와 같다.

표 2에 나타난 바와 같이, 부블록 수  $M$ 이 커지게 되면 일반적인 경우에는 부블록 수에 비례하여 지수적으로 위상 탐색의 반복 계산량이 증가하게 되지만, 유전자 알고리즘을 사용하면 부블록 수를 증가시켜도 반복 탐색 계산량이 초기에 정하여준 개체군수와 세대수에 고정되어 위상 탐색의 계산량이 항상

표 2. 부블록 수  $M$ 에 따른 계산량 및 성능 비교

Table 2. Comparison of complexity and performance with respect to sub-block  $M$ .

구분 $M$ (부블 록수)	계산량		성능 (PAR 0.1 % 기준)
	일반 경우 [ $W^M$ ]	유전자 이론을 사용한 경우 [Popsize(개체군수) × Gene(세대수)]	
8	$4^8 (=65536)$	$500 \times 2 (=1,000)$	5.20 dB
16	$4^{16} (=4.2950e+009)$	$500 \times 2 (=1,000)$	4.95 dB
32	$4^{32} (=1.8447e+019)$	$500 \times 2 (=1,000)$	4.78 dB
64	$4^{64} (=3.4028e+038)$	$500 \times 2 (=1,000)$	4.66 dB

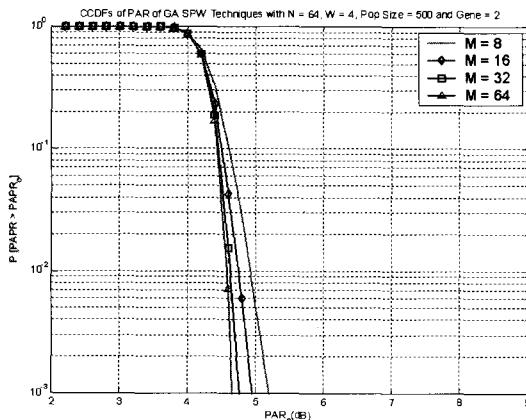


그림 4. GA-SPW 기법(부반송파 수: 64, 부블록 수 ( $M$ ): 8, 16, 32, 64, 개체군수(Pop\_size): 500, 세대수(Gene): 2)을 사용한 경우의 PAPR 값의CCDF.

Fig. 4. CCDFs of PAPR of GA-SPW technique(Number of sub-carriers:  $N=64$ , Number of phase factors:  $W=4$ , Population size: Pop\_size=500, Number of generation: Gene=2).

일정함을 알 수가 있다.

그림 4에서 보면 각 부블록 수에 따른 성능 비교를 PAPR이 0.1 % 기준에서 본 경우에, 부블록 수에 따라 나타냈듯이 부블록 수가 8, 16, 32, 64인 경우에 각각 5.2 dB, 4.95 dB, 4.78 dB, 4.66 dB의 PAPR 감소 현상을 보인다. 부블록 수가 두 배로 증가할 때마다 0.25 dB, 0.17 dB, 0.12 dB의 PAPR 감소를 가진다.

## VI. 결 론

다른 여러 기법과 마찬가지로, SPW 기법도 위상 요소를 찾는 탐색의 계산량이 많을수록 PAPR 감소 성능이 향상되는 반면에, 계산량의 증가로 송신기의 복잡도가 증가하고 처리 시간이 지연되는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 이러한 계산량과 복잡도 문제를 해결하기 위한 유전자 알고리즘을 적용한 개선된 SPW 기법을 제안하였다.

제안된 방법에서는 최적의 위상 요소를 찾을 때 발생하는 탐색의 계산량을 해결하는 방안으로 유전

자 알고리즘을 적용하여 탐색의 계산량을 줄였다. 상대적으로 적은 탐색 계산량으로도 우수한 PAPR 감소 성능을 보이는 제안된 기법의 우수성을 시뮬레이션을 통하여 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] 유홍균, 유희진, "OFDM 전송방식에서 새로운 효과적 PAPR 감소기법", 충북대학교 논문집, 2002년 8월.
- [4] 조용수, 무선 멀티미디어 통신을 위한 OFDM 기초, 대영사, 2001년.
- [5] H. G. Ryu, K. J. Yoon, "A new PAPR reduction scheme: SPW(Subblock Phase Weighting)", *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 48, pp. 81-89, Feb. 2002.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] M. Srinivas, L. Patnaik, "Genetic algorithms: a survey", *IEEE Computer*, 1994.
- [9] L. Davis, *Handbook of Genetic Algorithms*, Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [10] 김용범, 김병재, 박명규, "유전자 알고리즘에서 선택 기법을 이용한 해의 수렴 과정에 관한 연구", 공업경영학회지, 20(41), 1997년 2월.

## 김 성 수

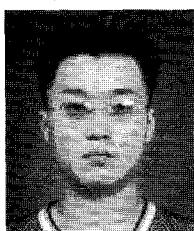


1983년 2월: 충북대학교 전기공학  
과 (공학사)  
1989년 2월: University of Arkansas-  
Fayetteville (M.S.)  
1997년 12월: University of Central  
Florida (Ph.D.)  
1998년 2월~1999년 3월: 시스템공

학연구소/전자통신연구원

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

## 기 종 해



2004년 8월: 충북대학교 전기전자  
컴퓨터공학부 (공학사)  
2004년 9월~현재: 충북대학교 전  
기공학과 석사과정  
[주 관심분야] 생체신호처리, 인공  
지능, 통계 신호처리, OFDM

## 김 명 제



2005년 2월: 충북대학교 전기전자  
컴퓨터공학부 (공학사)  
2005년 3월~현재: 충북대학교 전  
기공학과 석사과정  
[주 관심분야] 무공해 에너지 시스  
템, 인공지능, 통계 신호처리, OF-  
DM