

낮은 계산 복잡도를 갖는 마이크로 유전자 알고리즘 기반의 PTS 기법

정희원 공민한*, 종신회원 송문규*

PTS Technique Based on Micro-Genetic Algorithm with Low Computational Complexity

Min Han Kong* *Regular Member*, Moon Kyou Song* *Lifelong Member*

요약

전송 신호의 높은 PAPR (Peak-to-Average Power Ratio)은 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing)의 주된 문제점중의 하나이다. PTS (Partial Transmit Sequences) 기법은 OFDM 신호의 PAPR의 통계를 개선하는 기법이다. 그러나 PTS 기법에서 위상 가중치의 선택을 위한 계산 복잡도는 서브블록의 수에 따라 지수적으로 증가한다. 본 논문에서는 μ -GA (micro-Genetic Algorithm) 기반의 위상 가중치 탐색 알고리즘을 적용한 낮은 계산 복잡도를 갖는 PTS 기법을 제안한다. 위상 가중치의 탐색은 랜덤하게 생성한 5 개체의 개체군으로부터 시작한다. 이 중에서 적합도가 가장 큰 엘리트와 토너먼트 선택 방법에 의해 나머지 4 개체를 선택하고 교배 연산을 통해 다음 세대를 구성한다. 만일 생성된 세대가 수렴한다면 엘리트를 제외한 나머지 개체를 다시 랜덤하게 생성한다. 일정 세대 이상 PAPR이 개선되지 않거나 사전에 정해진 최대 세대수까지 진행하면 탐색을 종료한다. 제안하는 PTS 기법의 성능을 평가하기 위해 PAPR의 CCDF (Complementary Cumulative Distribution Function)를 이전의 PTS 기법과 비교한다.

Key Words : OFDM, PAPR, PTS, Micro-GA

ABSTRACT

The high peak-to-average power ratio (PAPR) of the transmitted signals is one of major drawbacks of the orthogonal frequency division multiplexing (OFDM). A partial transmit sequences (PTS) technique can improve the PAPR statistics of OFDM signals. However, in a PTS technique, the search complexity to select phase weighting factors increases exponentially with the number of sub-blocks. In this paper, a PTS technique with low computational complexity is presented, which adopts micro-genetic algorithm (μ -GA) as a search algorithm. A search on the phase weighting factors starts with a population of five randomly generated individuals. An elite having the largest fitness value and the other four individuals selected through the tournament selection strategy are determined, and then the next generation members are generated through the crossover operations among those. If the new generation converges, all the four individuals except the elite are randomly generated again. The search terminates when there has been no improvements on the PAPR during the predefined number of generations, or the maximum number of generations has been reached. To evaluate the performance of the proposed PTS technique, the complementary cumulative distribution functions (CCDF) of the PAPR are compared with those of the conventional PTS techniques.

※ 이 논문은 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2007-521-D00322)

* 원광대학교 전기전자및정보공학부 무선통신연구실 ({y2kdoli, mksong}@wku.ac.kr)

논문번호 : KICS2008-01-005, 접수일자 : 2008년 1월 3일, 최종논문접수일자 : 2008년 5월 27일

I. 서 론

OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing)은 고속의 데이터열을 다수의 직교하는 부반송파를 이용하여 저속의 병렬 데이터열로 전송하는 방식이다. OFDM은 대역 효율성이 높고 다중경로 페이딩에 강하여 고속 데이터 전송이 가능하다^[1,2]. 이러한 장점으로 인해 OFDM은 차세대 이동 통신 시스템의 강력한 후보 중 하나로 고려되고 있다. OFDM의 주된 문제점은 독립적으로 변조된 각각의 부반송파가 동위상으로 더해지는 경우 발생하는 전송 신호의 높은 PAPR (Peak-to-Average Power Ratio)이다. 이로 인해서 전력 증폭기 및 ADC, DAC의 효율성이 저하되며, 특히 입력 back-off가 넓은 선형 전력 증폭기를 사용해야 한다. 이러한 PAPR 문제를 해결하기 위해 많은 방법들이 제안되었다.

PTS (Partial Transmit Sequences) 기법[3]은 그 중의 하나로서 OFDM 신호의 PAPR의 통계를 개선하는 기법이다^[4]. PTS 기법에서 정보 블록은 G 개의 서브블록으로 분할된다. 각 서브블록에 IFFT를 취하여 위상 가중치를 곱하고 난 후 이들을 모두 더해서 정보 블록과 동일한 정보를 표현하는 OFDM 신호를 생성한다. 이때 크기가 1인 위상 가중치는 PAPR이 최소가 되도록 선택한다. 그러나 PTS 기법에서 가장 낮은 PAPR을 갖도록 하는 위상 가중치의 철저한 탐색이 요구되므로 계산 복잡도는 서브블록의 수에 따라 지수적으로 증가한다. 이를 해결하기 위해 완전 탐색에 비하여 PAPR 감소 성능은 다소 낮지만, 상대적으로 낮은 계산 복잡도를 갖는 알고리즘이 제안되었다^[4-8]. 문헌 [4]에서는 반복적인 flipping 알고리즘을 제안하였다. 문헌 [5]에서는 PAPR이 문턱값 이하로 감소하면 완전 탐색을 중지하는 방법을 제안하였다. 문헌 [6]에서는 이중 계층 구조를 제안하였으며, 문헌 [7]에서는 기울기 강하 탐색 (gradient descent search)을 이용한 이웃 탐색 알고리즘을 제안하였다. 문헌 [8]에서는 이진 위상 가중치와 전송 비트의 관계를 이용하였으나 위상 가중치가 이진인 경우에만 적용 가능하다.

본 논문에서는 μ -GA (micro-Genetic Algorithm) 기반의 위상 가중치 탐색 알고리즘을 적용한 낮은 계산 복잡도의 PTS 기법을 제안한다. GA는 강한 개체만이 생존하는 원리를 기반으로 하는 인공지능 기술로 넓은 탐색 공간을 갖는 복잡한 문제를 해결하기 위한 최적화 방법이다. 그러나 GA는 많은 후

보혜의 반복적인 평가로 수렴 속도가 느린 것이 문제이며, 이를 해결하기 위해 μ -GA가 제안되었다^[9]. 제안하는 μ -GA 기반의 PTS 기법에서 서브 블록의 수와 선택 가능한 위상 가중치 값에 따라 이진 염색체를 구성하고, μ -GA 알고리즘을 적용한다. μ -GA를 이용한 위상 가중치의 탐색은 랜덤하게 선택한 5 개체의 개체군으로부터 시작한다. 이 중에서 적합도가 가장 큰 엘리트와 토너먼트 선택 방법에 의해 나머지 4 개체를 선택하고 교배 연산을 통해 다음 세대를 구성한다. 새롭게 생성된 세대의 개체사이의 해밍 거리를 비교하여 명목상 수렴 (nominal convergence)을 검사하고, 만일 세대가 수렴하면 엘리트를 제외한 나머지 4 개체를 다시 랜덤하게 생성한다. 일정 세대 이상 PAPR이 개선되지 않거나 사전에 정해진 최대 세대수까지 진행하면 위상 가중치의 탐색을 종료한다.

이후 본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 OFDM 신호의 PAPR을 설명하고, III장에서는 PTS 기법의 원리와 제안하는 μ -GA 기반의 PTS 기법을 설명한다. IV장에서는 시뮬레이션 결과를 보이고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. OFDM 신호의 PAPR

N개의 부반송파를 갖는 OFDM 신호의 기저대역 복소 포락선은 식 (1)과 같다^[2].

$$x(t) = \frac{1}{\sqrt{N}} \sum_{n=1}^N a_n e^{j\omega_n t}, \quad 0 \leq t < NT \quad (1)$$

여기에서 a_n 은 n번째 부반송파의 데이터 심볼이며 ω_n 은 $\omega_n = 2\pi n\Delta f$ 로 정의되는 n번째 부반송파의 각주파수이다. 각 부반송파 사이의 간격은 $\Delta f = 1/NT$ 이고 T는 직렬 데이터 심볼 a_n 의 주기이다. 식 (1)과 같이 정의되는 OFDM 신호의 PAPR은 식 (2)와 같다^[4].

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

여기에서 $\max|x(t)|^2$ 과 $E[|x(t)|^2]$ 는 각각 신호 $x(t)$ 의 최대 순시전력과 평균전력을 의미한다. 대부분의 시스템은 이산시간 신호를 사용하므로 연속시간 신호의 PAPR을 얻기 위해 식 (1)을 L배 오버샘플링할 필요가 있다. 문헌 [10]에서 $L=4$ 이면 연속시간 신호의 PAPR을 충분히 정확하게 얻을 수 있음이 알려

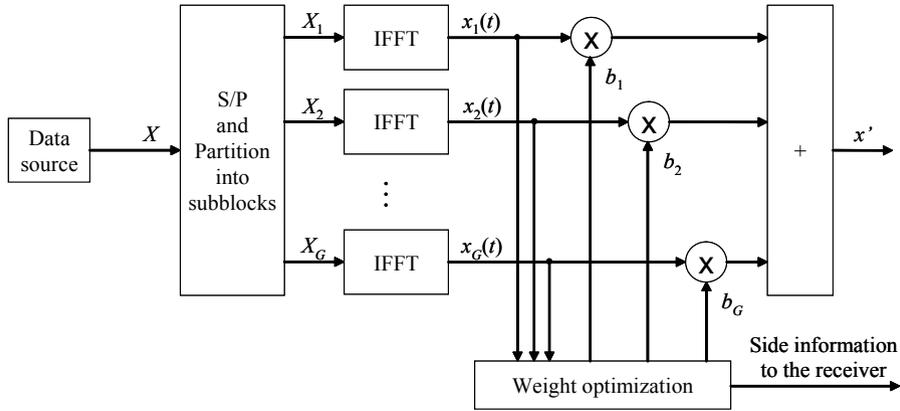


그림 1. PTS 기법의 블록도

저 있고, 이는 $(L-1)N$ 개의 0을 덧붙인 LN 포인트 IFFT에 의해서 구할 수 있다.

III. PTS 기법

3.1 PTS 기법

그림 1은 문헌 [3]에서 제시한 PTS 기법의 블록도를 보인 것이다. PTS 기법에서 정보 블록 X 는 서로 다른 G 개의 서브블록 X_m ($m=0, 1, \dots, G$)으로 분할되고, 동일한 정보를 포함하고 낮은 PAPR을 갖는 수정된 블록 X' 을 갖도록 다음과 같이 조합된다.

$$X' = \sum_{m=1}^G b_m X_m \quad (3)$$

여기에서 $b_m = e^{j\phi_m}$ 은 각 서브블록의 데이터 X_m 의 위상을 회전시키기 위한 위상 가중치이다. 일반적으로 위상 가중치의 크기는 1이고, 성능 손실 없이 하나의 위상 가중치 값을 고정할 수 있다. 즉, $b_1=1$ 과 같이 설정한다. X_m 에 IFFT를 취하면 부분 전송 시퀀스 x_m 을 얻을 수 있으며 X' 의 시간영역 신호 x' 은 다음과 같다.

$$x' = \sum_{m=1}^G b_m x_m \quad (4)$$

위상 가중치 b_m 은 x' 의 PAPR이 최소가 되도록 선택한다. 계산 복잡도를 줄이기 위해 선택 가능한 위상 가중치 값은 제한되며, 다음과 같다.

$$P = \{e^{j2\pi l/W}\}, \quad l = 0, 1, \dots, W-1 \quad (5)$$

여기에서 W 는 선택 가능한 위상 가중치 값의 수이다. 따라서 PAPR이 최소가 되도록 하는 위상 가중치를 찾기 위해 $W^{(G-1)}$ 번의 탐색이 필요하며, 계산 복잡도는 서브블록의 수 G 에 따라 지수적으로 증가한다.

3.2 μ -GA 기반의 PTS

GA는 경쟁 환경에서 강한 개체만이 생존하는 원리를 기반으로 하는 인공 지능 기술이다. 통계 (stochastic) 알고리즘으로서 GA는 넓은 탐색 공간을 갖는 복잡한 문제를 해결하기 위한 강인하고 강력한 최적화 방법이다. 그러나 GA의 주된 문제는 많은 후보해의 반복적인 평가로 인한 계산 시간이다. μ -GA는 GA의 느린 수렴 속도를 극복하기 위해 제안되었다^[9].

μ -GA에서 각 세대의 개체 수는 5이다. 첫 번째 세대의 개체는 위상 가중치의 원소가 모두 1인 경우를 포함하며 랜덤하게 생성한다. 각 개체의 염색체의 길이는 서브블록의 수 G 와 선택 가능한 위상 가중치의 값 W 에 의존한다. PTS 기법에서 성능 감소 없이 한 서브블록의 위상 가중치는 고정할 수 있다. 각 개체의 염색체는 이진 비트 열로 표현되므로 각 서브블록마다 $\log_2 W$ 개의 비트가 필요하다. 따라서 염색체의 길이는 $(G-1)\log_2 W$ 비트이다. $W=4$ 인 경우 즉, $P=\{\pm 1, \pm j\}$ 인 경우 이에 대응하는 염색체의 구성 규칙은 식 (6)과 같다.

$$\begin{aligned} 1 &\leftrightarrow 00 \\ j &\leftrightarrow 01 \\ -1 &\leftrightarrow 11 \\ -j &\leftrightarrow 10 \end{aligned} \quad (6)$$

예를 들어, 서브블록의 수 $G=8$ 이고 $W=4$ 인 경우 염

색체의 길이는 14이고 순차적으로 2 비트씩 2 번째에서 8 번째 서브블록의 위상을 나타낸다.

각 세대를 구성하는 5개체는 식 (7)로 정의된 적합도를 평가한다. 적합도 함수는 PAPR의 역수로 정의하여 PAPR이 작을수록 적합도가 커지도록 하였다.

$$fitness = \frac{1}{PAPR} = \frac{1}{\max|x(t)|^2/E[|x(t)|^2]} \quad (7)$$

이 중에서 적합도가 가장 높은 엘리트는 다음 세대를 위해 복사되고 나머지 4개체는 토너먼트 선택 방법에 의해 결정된다. 토너먼트 선택 방법에서 엘리트를 포함한 5개체는 2개체씩 랜덤하게 그룹지어지고 더 높은 적합도를 갖는 개체가 다음 세대의 생성을 위해 선택된다. 엘리트와 토너먼트 선택 방법에서 선택된 4개체는 랜덤하게 선택되어 교배 연산을 통해 다음 세대를 구성한다. 교배 연산은 한 쌍의 개체들이 염색체를 교환하는 과정으로 특정 부분은 염색체 A에서 그리고 나머지 부분은 염색체 B에서 염색체를 취하여 새로운 염색체를 구성한다. 예를 들면, 염색체 A=101011 1011, B=111000 0110 그리고 랜덤하게 선택된 교배 점이 6번째 비트와 7번째 비트사이라면 두 개의 새로운 개체 O₁=101011 0110, O₂=111000 1011가 생성된다.

새롭게 생성된 세대의 개체사이의 해밍 거리를 이용하여 새로 생성된 세대의 명목상 수렴을 검사한다. 개체 사이의 해밍 거리가 0인 개체들이 일정 수 이상인 경우 명목상 수렴하였다고 판단한다. 만일 생성된 세대가 수렴한다면 이전 세대의 엘리트를 제외한 4개체를 랜덤하게 생성한다. μ-GA에서 교배율(crossover rate)과 돌연변이율(mutation rate)은 각각 1과 0이다. 돌연변이는 탐색의 다양성을 위해서 이전 염색체의 임의의 비트를 반전하는 연산이다. 그러나 μ-GA에서 세대의 수렴 이후 새로운 개체는 랜덤하게 생성되어 다양성이 충분하므로 돌연변이 연산이 적용되지 않는다. 국부 최소점에 조기 수렴하여 일정 세대 이상 PAPR이 개선되지 않거나 사전에 정해진 최대 세대수(GEN_{MAX})까지 진행하면 탐색을 종료한다. 이를 단계별로 정리하면 다음과 같다.

- 단계 1: 랜덤하게 5 개체를 생성하여 초기 세대를 생성하고 $i = 1$ 로 설정한다.
- 단계 2: 5 개체에 대한 적합도를 평가하여 적합도

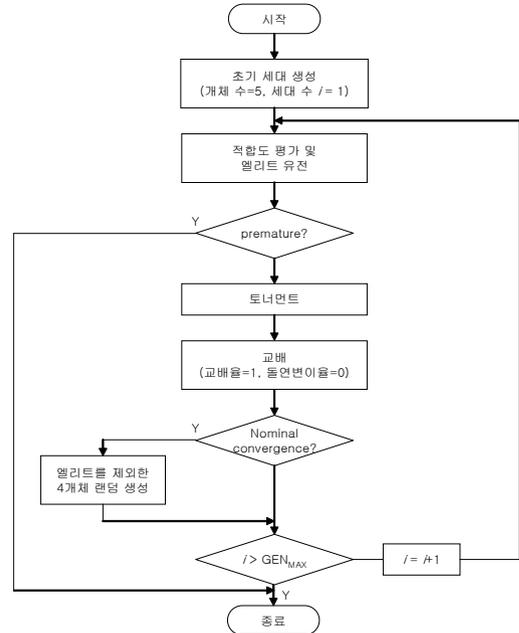


그림 2. μ-GA 기반의 PTS 기법의 탐색 흐름도

가 가장 높은 엘리트를 선택한다. 선택한 엘리트는 다음 세대를 위해 복사한다.

- 단계 3: 일정 세대이상 PAPR이 개선되지 않으면 탐색을 종료하고, 그렇지 않으면 다음 단계를 진행한다.
- 단계 4: 다음 세대의 생성을 위해 토너먼트 선택 방법으로 나머지 4 개체를 선택한다.
- 단계 5: 5개체 중에서 랜덤하게 2개체씩 선택하여 교배한다. 이때 교배율과 돌연변이율은 각각 1과 0이다.
- 단계 6: 생성된 세대의 수렴을 검사하고, 수렴한다면 엘리트를 제외한 4 개체를 랜덤하게 생성한다.
- 단계 7: $i > GEN_{MAX}$ 보다 크면 탐색을 종료하고, 그렇지 않으면 $i=i+1$ 로 설정하고 단계 2로 돌아간다.

그림 2는 μ-GA 기반의 PTS 기법에 대한 흐름도를 보인 것이다.

μ-GA 기반의 탐색에서 엘리트에 대한 PAPR은 이전 세대에서 계산되었으므로 첫 번째 세대를 제외하면 각 세대마다 4번의 PAPR을 계산한다. 따라서 탐색 과정에서 국부 최소점으로 조기 수렴하지 않고 사전에 정해진 세대수까지 진행하는 경우 PAPR 계산 횟수는 $4 \times GEN_{MAX} + 1$ 이다.

IV. 시뮬레이션 결과

μ -GA 기반의 PTS 기법의 PAPR 감소 성능을 평가하기 위해 PAPR의 CCDF를 고찰한다. PAPR의 CCDF는 다음과 같이 정의된다^[8].

$$CCDF = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} r_i \quad (8)$$

where, $r_i = \begin{cases} 1, & PAPR_i > PAPR_0 \\ 0, & \text{others} \end{cases}$

여기에서 N_s 는 시뮬레이션을 위해 생성한 OFDM 심볼의 수를 의미하고 본 논문에서는 100,000으로 하였다. 부반송파의 수는 $N=256$ 이고 각 부반송파의 변조는 QPSK를 가정하였다. 위상 가중치의 선택 가능한 값은 $\{\pm 1, \pm j\}$ 즉, $W=4$ 이다. 연속시간 신호의 PAPR을 얻기 위해 오버샘플링 계수는 $L=4$ 로 하였다.

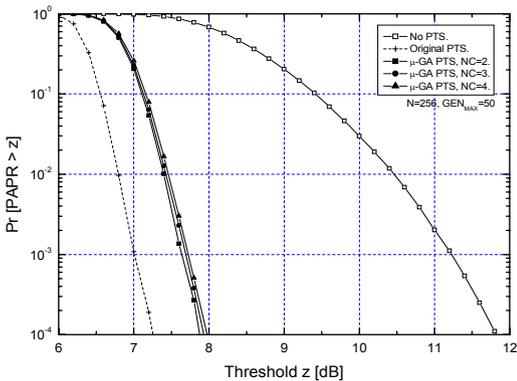


그림 3. 수렴 조건에 따른 PAPR의 CCDF ($GEN_{MAX}=50$, $NC=2, 3, 4$)

그림 3은 명목상 수렴 조건에 따른 PAPR의 CCDF를 비교한 것이다. 그림 3에서 'No PTS'는 PTS를 적용하지 않은 경우를 의미하며, 'Original PTS'는 문헌 [3]에서 제안한 최초의 PTS 기법을 적용한 경우를 의미한다. ' μ -GA PTS'는 본 논문에서 제안한 PTS 기법을 적용한 경우를 의미한다. ' μ -GA PTS'에서 NC는 명목상 수렴 조건을 나타내며, $NC=2$ 인 경우 5개의 개체 중 2개 이상의 개체가 같은 경우 수렴한 것으로 판정함을 의미한다. 교배 방식은 1점 교배를 수행하였다. 그 이유는 그림 3에 제시한 모든 경우에 대하여 1점 교배와 2점 교배 방식을 시뮬레이션 하였으나 PAPR의 CCDF가

동일하여 1점 교배 방식을 사용한 경우만을 제시하였다. 또한 ' μ -GA PTS'에 대한 최대 PAPR 감소 효과를 확인하기 위하여 국부 최소점에 수렴 여부는 검사하지 않으며, 세대수 $GEN_{MAX}=50$ 이다.

'No PTS'와 'Original PTS'의 0.1% PAPR은 각각 11.23dB, 7.01dB이며 ' μ -GA PTS'의 0.1% PAPR은 수렴 조건에 따라 각각 7.63dB, 7.69dB, 7.73dB이다. ' μ -GA PTS'에서 수렴하는 경우 엘리트를 제외한 4개의 개체를 랜덤하게 생성하여 새로운 세대를 구성한다. 따라서 탐색 다양성이 증가하므로 국부 최소점으로 조기 수렴을 방지할 수 있어 PAPR 감소 효과가 커짐을 확인할 수 있다. PAPR 계산 횟수는 'Original PTS'의 경우 $W^{(G-1)}=16,384$ 이며, ' μ -GA PTS'에서는 $4 \times GEN_{MAX} + 1 = 201$ 이다.

그림 4는 세대수에 따른 PAPR의 CCDF를 비교한 것이다. 그림 4에서 수렴 조건은 모두 $NC=2$ 이며, 1점 교배 방식을 사용하였다. 또한 최대 PAPR 감소 효과를 확인하기 위하여 국부 최소점에 수렴 여부는 검사하지 않는다. 그림 4에서 알 수 있듯이 세대수의 증가는 탐색 횟수의 증가를 의미하므로 PAPR 개선 효과가 더 뛰어남을 알 수 있다.

표 1. 탐색 종료 조건에 따른 세대수의 통계

항목 세대수	평균 세대수	최대 세대수	최소 세대수	표준 편차	0.1% PAPR
50세대 (lim.=40%)	35.120	50	21	9.745	7.76dB
100세대 (lim.=40%)	69.577	100	41	19.460	7.58dB
150세대 (lim.=40%)	103.648	150	61	29.125	7.52dB

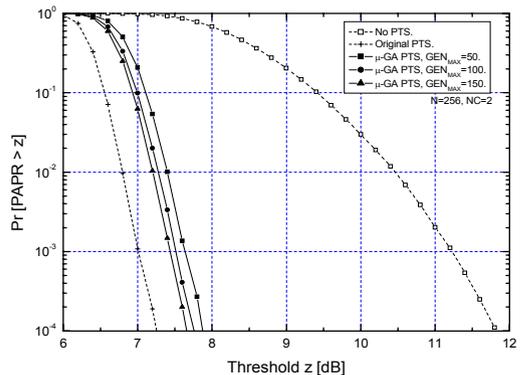


그림 4. 세대 수에 따른 PAPR의 CCDF ($NC=2$, $GEN_{MAX}=50, 100, 150$)

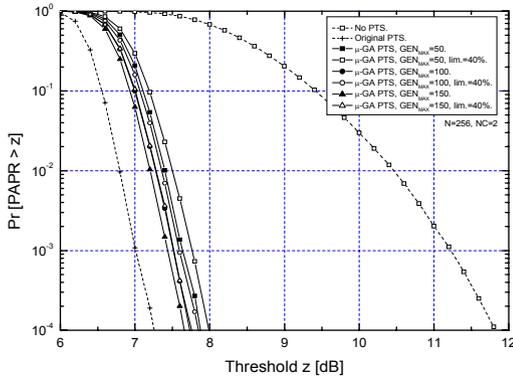


그림 5. 탐색 종료 조건에 따른 PAPR의 CCDF

GEN_{MAX}=50, 100, 150인 경우 0.1% PAPR은 각각 7.63dB, 7.51dB, 7.44dB임을 알 수 있다. PAPR 계산 횟수는 세대수에 따라 각각 201(=4×50+1), 401(=4×100+1), 601(=4×150+1)이다.

그림 5는 일정 세대이상 PAPR이 개선되지 않는 경우 탐색을 종료하는 경우에 대한 PAPR의 CCDF를 보인 것이다. 그림 5에서 수렴 조건은 모두 NC=2이며, 1점 교배 방식을 사용하였다. 또한 사전에 정해진 세대수의 40%의 세대동안 PAPR의 개선이 없으면 탐색을 중단하였으며, 'lim.=40%'으로 표기하였다. 표 1은 탐색 중단에 따른 세대수의 통계를 보인 것이다. GEN_{MAX}=50, 100, 150 모두 0.1dB 내외의 0.1% PAPR이 증가하는 반면 평균적으로 70%의 세대동안만 탐색을 수행한다. 이와 같이 조기 수렴 여부의 판단 조건의 변화를 통하여 계산 복잡도와 PAPR 감소 사이의 절충이 가능하다.

그림 6은 제안한 PTS 기법과 비이진 위상 가중치에 적용이 가능하고 탐색 알고리즘을 제안한 문헌 [7]의 기법과의 PAPR의 CCDF 비교 결과를 보인 것이다. 그림 6에서 'Modified PTS'는 문헌 [7]에서 제안한 PTS 기법을 적용한 경우를 의미한다. 'Modified PTS'에서 이웃의 기준이 되는 반경은 r=2이고 반복 횟수는 l=3으로 하였으며, 보다 큰 값은 PAPR 개선 효과가 미비해지고 수렴하기 때문이다⁷⁾. 표 2는 'Original PTS', 'Modified PTS' 그리고 GEN_{MAX}=150인 경우의 'μ-PTS'의 계산 복잡도와 0.1% PAPR을 보인 것이다. 계산 횟수의 비율은 'Original PTS'를 기준으로 계산된 것이다. 그림 6과 표 2에서 알 수 있듯이 'μ-PTS'는 'Modified PTS'와 비교하여 보다 낮은 계산 복잡도를 가지고, 유사한 PAPR 감소 레벨을 보임을 알 수 있다.

표 2. 기존의 기법과의 비교

기법	항목	PAPR 계산 횟수	0.1% PAPR
'Original PTS'		16,384 (100%)	7.01dB
		1,008 (6.15%)	7.46dB
'μ-PTS'		601 (3.68%)	7.44dB
		417 (2.55%)	7.52dB

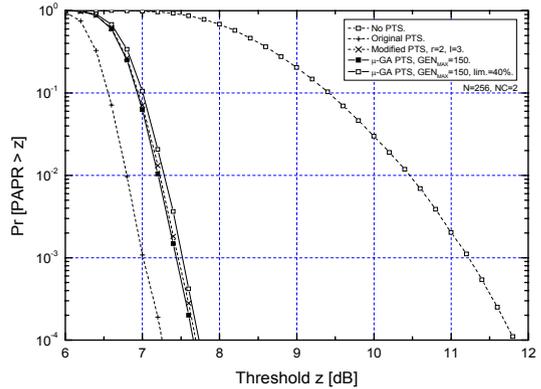


그림 6. 제안한 기법과 기존 기법과의 PAPR의 CCDF 비교

V. 결론

본 논문에서는 OFDM 신호의 PAPR 감소를 위해 낮은 계산 복잡도를 갖는 PTS 기법을 제안하였다. 제안하는 PTS 기법에서는 위상 가중치의 탐색을 위해 μ-GA를 적용하였다. 제안하는 PTS 기법은 문헌 [3]의 PTS 기법보다 매우 낮은 복잡도를 가지고 근접한 PAPR 감소 레벨을 보이며, 문헌 [7]의 기법보다 낮은 복잡도를 가지고 유사한 PAPR 감소 레벨을 보임을 확인하였다. 또한 조기 수렴 판단 조건의 변화를 통하여 계산 복잡도와 PAPR 감소 사이의 절충이 가능하다. 제안한 PTS 기법은 최초의 PTS 기법에 비하여 작은 성능 저하를 가지고 많은 복잡도를 낮출 수 있는 대안으로 사용할 수 있을 것이다.

참고 문헌

- [1] R. Van Nee and R. Prasad, *OFDM for Wireless Multimedia Communications*, Boston, MA: Artech House, 2000.
- [2] J. Heiskala and J. Terry, *OFDM Wireless LANs: A Theoretical and Practical Guide*,

Sams, 2002.

[3] S. H. Müller and J. B. Huber, "OFDM with Reduced Peak-to-Average Power Ratio by Optimum Combination of Partial Transmit Sequences," *Electronic Letters*, Vol.33, No.5, Feb. 1997, pp.368-69.

[4] Leonard J. Cimini, Jr. and Nelson R. Sollenberger, "Peak-to-average power ratio reduction of an OFDM signal using partial transmit sequences," *IEEE Communications Letters*, Vol.4, No.3, pp.86-88, Mar. 2000.

[5] A. D. S. Jayalath and C. Tellambura, "Adaptive PTS Approach for Reduction of Peak-to-Average Power Ratio of OFDM Signal," *Electronic Letters*, Vol.36, No.14, pp.1226-28. July 2000.

[6] Wong Sai Ho, A. S. Madhukumar, and Francois Chin, "Peak-to-average power reduction using partial transmit sequences: a suboptimal approach based on dual layered phase sequencing," *IEEE Transactions on Broadcasting*, Vol.49, No.2, pp.225-231, Jun. 2003.

[7] Seung Hee Han and Jae Hong Lee, "PAPR reduction of OFDM signals using a reduced complexity PTS technique," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol.11, No.11, pp.887-890, Nov. 2004.

[8] L. Yang, R. S. Chen, and K. K. Soo, "PAPR reduction of an OFDM signal by use of PTS with low computational complexity," *IEEE Transactions on Broadcasting*, Vol.52, No.1, pp.83-86, Mar. 2006.

[9] K. Krishnakumar, "Micro-genetic algorithms for stationary and non-stationary function optimization", *SPIE 1196, Intelligent Control and Adaptive Systems*, pp.289-296, 1989.

[10] C. Tellambura, "Computation of the Continuous-Time PAR of an OFDM Signal with BPSK Subcarriers," *IEEE Communications Letters*, Vol.5, No.5, pp.185-187, May 2001.

공민한 (Min Han Kong)

정회원



2001년 2월 원광대학교 전기공학부 졸업

2003년 2월 원광대학교 제어계측공학과 공학석사

2007년 8월 원광대학교 제어계측공학과 공학박사

2004년 4월~현재 원광대학교 전

기전자 및 정보공학부 강의교수

<관심분야> OFDM, 디지털 통신시스템 설계, 채널 부호화

송문규 (Moon Kyou Song)

종신회원



1988년 2월 고려대학교 전자공학과 졸업

1990년 2월 고려대학교 전자공학과 공학석사

1994년 2월 고려대학교 전자공학과 공학박사

1994년 3월~현재 원광대학교 전

기전자및정보공학부 교수

1999년 9월~2000년 8월 캐나다 빅토리아 대학교 전기 및 컴퓨터공학과 방문교수

2006년 2월~2007년 2월 미국 스탠퍼드 대학교 전기공학과 방문교수

<관심분야> 무선통신, 디지털 통신시스템 설계, 채널 부호화