

논문 2014-51-5-7

M-ary 홀로그래픽 저장 장치의 적응적 문턱값 검출을 위한 진화 연산 기법

(An Evolutionary Algorithm to the Threshold Detection Method for the
M-ary Holographic Data Storage)

김 선 호*, 이 지 은*, 임 성 빈**

(Sunho Kim, Jieun Lee, and Sungbin Im[©])

요 약

본 논문에서는 M-ary 홀로그래픽 데이터 저장장치에 적용 가능한 진화 연산 알고리즘 기반 적응적 문턱치 검출 기법을 제안한다. 전통적으로 유전 알고리즘은 생명체의 유전자 진화과정에 근간하여 최적 혹은 준최적 문제와 데이터 추정을 위해 사용되는 매우 유용한 기법이다. 본 연구에서는 픽셀 어긋남이 심화되는 2차원 홀로그래픽 채널 환경에서 데이터의 검출 성능을 향상시키기 위해서, 각 데이터 검출 영역의 문턱 값(threshold value)을 유전 알고리즘의 인구 집합(population set)의 해로 간주하여 비트 검출 영역을 적응적으로 선택하는 방법을 제안한다. 제안하는 기법의 성능을 평가하기 위해 픽셀 어긋남 현상이 심화된 4-ary 멀티레벨 입력의 홀로그래픽 채널 환경을 고려하고 모의실험을 수행하여 진화 연산의 세대수에 따른 비트오율 성능을 측정한다. 성능평가를 통해 기존의 비트 검출 기법과 비교함으로써 제안 기법의 우수성을 확인하였다.

Abstract

In this paper, we introduce the adaptive threshold detection scheme based on an evolutionary arithmetic algorithm for the M-ary holographic data storage(HDS) system. The genetic algorithm is a particular class of evolutionary arithmetic based on the process of biological evolution, which is a very promising technique for optimization problem and estimation applications. In this study, to improve the detection performance that is degraded by the HDS channel environment and the pixel misalignment, the threshold value was assumed to be a population set of the evolutionary algorithm. The proposed method can find an appropriate population set of bit threshold, which minimizes bit error rate(BER) as increased generation. For performance evaluation, we consider severe misalignment effect in the 4-ary holographic data storage system. Furthermore, we measure the BER performance and compare the proposed methods with the conventional threshold detection scheme, which verifies the superiority of the proposed scheme.

Keywords : M-ary 홀로그래픽 저장 장치, 진화 알고리즘, 유전 알고리즘, 양자 유전 알고리즘.

I. 서 론

멀티미디어 기술의 성장과 사용자 요구의 증가로 인해 대용량 정보 저장 장치를 개발하고 이의 효율성을 향상시키기 위한 다양한 연구가 진행되고 있다. 그 중 차세대 광 저장 장치로 각광받고 있는 홀로그래픽 저장 장치 시스템 (HDSS: Holographic Dart Storage System)은 데이터를 이루는 기본 단위인 픽셀이 2차원

* 학생회원, ** 정회원, 숭실대학교 정보통신공학과
(School of Electronic Engineering, Soongsil University)

© Corresponding Author(E-mail: sbi@ssu.ac.kr)

※ 이 논문은 2011년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임
(No. NRF-2011-0012417)

접수일자: 2014년3월17일, 수정일자: 2014년3월29일
수정완료: 2014년4월30일

공간에 저장되며, CCD (Charge Coupled Detector) 배열을 통해 2차원의 이미지 데이터를 읽어내는 장점을 지닌다^[1]. 연속 기록 방식을 갖는 기존의 마그네틱 저장 장치와 비교하면 2차원 페이지 상에 기록과 판독을 수반하여 페이지 데이터의 처리 속도를 크게 증가시키고 높은 전송 효율을 달성할 수 있다. 또한 홀로그래픽 데이터를 저장할 때 기존의 바이너리 기록 방식 대신 M-ary 방식의 멀티레벨 코드를 이용하면 단일 픽셀에 1비트 이상의 데이터를 저장하는 것이 가능해 동일한 기록 매체 공간에 더 많은 데이터를 저장할 수 있는 장점을 가진다^[2].

홀로그래픽 저장 장치에서는 그 기록 방식의 특성상 인접한 심볼간의 2차원 간섭이나 인접한 페이지간의 간섭 및 장치 구성과 외부의 물리적 영향에 따른 픽셀 정렬오류(pixel misalignment, tilting)등의 문제가 발생하며, 멀티레벨 코드를 사용하여 데이터를 기록하는 경우 이러한 문제가 더욱 심화되는 경향이 있다^[2-3]. 이러한 문제를 해결하고 홀로그래픽 저장장치의 신뢰성을 향상시키기 위해서 최근 변조 기법, 부호화 알고리즘, 채널 코딩, 등화기, 검출 기법 등의 다양한 연구가 활발히 수행되고 있다^[2-6]. 특히 멀티레벨 코드를 사용하는 경우 단일 픽셀에 1비트 이상의 데이터를 저장함에 따라 등화를 위해서 향상된 문턱값 검출(threshold detection) 기법이 필수적으로 요구된다. 본 논문에서는 이러한 문제를 효율적으로 해결하기 위해서 진화 연산 기반의 적응적 문턱값 검출 기법을 제안하였다.

유전 알고리즘은 진화 연산의 한 분야로 이는 일반적으로 최적화 문제의 해결이나 추정 혹은 머신러닝(machine learning) 응용 분야에 널리 사용되어 왔다. 특히 전역 해(global solution)의 검색 능력을 향상시키고 구하는 해(solution)의 다양성을 효율적으로 유지하기 위해 양자 이론에 기반한 유전 알고리즘은 기존 유전 알고리즘의 다양한 장점을 수용하는 매우 적절한 기법이다^[7-8].

본 논문에서는 4-ary 홀로그래픽 데이터 저장장치에 효율적으로 적용이 가능한, CGA (Conventional Genetic Algorithm) 및 QGA (Quantum Genetic Algorithm)에 기반한 적응적 문턱치 검출 방식을 제안하고 모의실험을 통해 픽셀 정렬오류(tilting)와 2차원 ISI (Inter-symbol interference)가 심화되는 채널 환경에서 제안기법의 성능을 평가하였다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 본문의 II장에서는 홀로그래픽 채널 모델과 그 특성을 설명한다. III장에서는 제안하는 적응적 문턱값 검출 기법을 위한 유전 알고리즘과 양자 유전 알고리즘을 살펴보고 IV장에서 실험 결과를 확인하며 마지막으로 결론을 맺는다.

II. 홀로그래픽 채널 환경

1. 홀로그래픽 채널

2차원 홀로그래픽 채널을 모델링하기 위해서는 다양한 응답 함수들이 사용된다. 일반적으로 적용되는 함수들의 모양에 따라 VHSC (volumn holographic storage channel) 혹은 페이지 기반 채널(page-oriented channel) 등으로 구분된다. 홀로그래픽 데이터 저장 시스템의 모델은 그림 1에 나타내었다.

본 논문에서 이차원 홀로그래픽 채널을 생성하기 위한 연속 점 확산 함수(PSF : point spread function)은 다음과 같이 정의된다.

$$h(x, y) = h_x(x)h_y(y) = \exp\left[-(x^2 + y^2)/2\sigma_B^2\right] \quad (1)$$

여기서 x 는 2차원 홀로그래픽 페이지의 x 축을 y 는 페이지의 y 축을 의미하며, 변수 σ_B 는 blur factor이다. σ_B 홀로그래픽 빔이 장치를 통과하며 확산되는 현상으로 인해 각 페이지의 인접 픽셀로부터 영향을 받아 발생하는 홀로그래픽 채널의 퍼짐(blur) 정도를 모델링하기 위한 값이다. 따라서 blur effect가 증가하면 ISI의 영향은 증가한다.

외부의 물리적인 요소나 내부의 장치 문제에서 발생하는 정렬 오류에 의한 영향을 받아 CCD 배열의 배치는 정상적인 배치로부터 변형된다. 이러한 효과를 모델

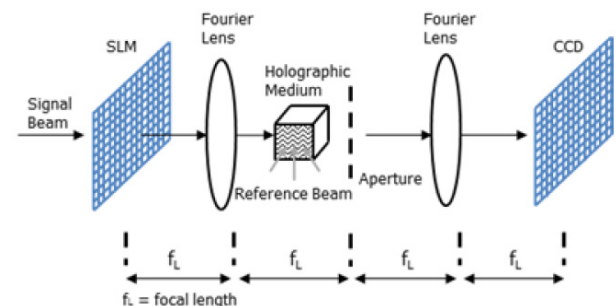


그림 1. 홀로그래픽 저장 매체 시스템
Fig. 1. Holographic Data Storage System.

링하기 위해 연속 점 확산 함수로 표현하면,

$$h(x,y) = \exp\left[-\frac{((x + \Delta x)^2 + (x + \Delta y)^2)}{2\sigma_B^2}\right] \quad (2)$$

와 같다. 여기서 Δx 와 Δy 는 각각 x 축과 y 축에서의 정렬 오류를 나타낸다. 홀로그래픽 저장 장치에서 각 페이지의 2차원 입력 데이터를 $d[p,q]$ 로 정의하면, 채널을 통과한 뒤 CCD 배열을 통해 최종적으로 얻을 수 있는 데이터는 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$r[p,q] = \alpha \cdot d[p,q] \otimes h[p,q] + n[p,q] \quad (3)$$

입력 데이터 페이지 $d[p,q]$ 는 4-ary 멀티레벨로 부호화되어 4-level을 가지는 심볼들로 표현된다. 식 (3)에서 α 는 CCD의 fill factor 값으로, $\alpha \in (0,1]$ 의 값의 범위를 지니며 본 논문에서는 1로 가정하여 사용한다. 기호 \otimes 는 2차원 컨볼루션을 나타내며, $n[p,q]$ 는 가산 백색잡음(AWGN)을 의미한다. $h[p,q]$ 는 이산 점 확산 함수(discrete point spread function)로 다음과 같이 정의 된다.

$$h[p,q] = \int_{p-1/2}^{p+1/2} \int_{q-1/2}^{q+1/2} h(x,y) dx dy \quad (4)$$

식 (4)로부터 얻어진 DCM(discrete channel matrix)은 $\sum_{ij} h[i,j] = 1$ 에 의해 정규화를 거쳐 사용 된다.

III. 진화 알고리즘

1. CGA(Conventional Genetic Algorithm)

유전 알고리즘은 선택(selection), 교배(crossover), 돌연변이(mutation)의 절차들로 구성된다. 선택 과정은 최고의 적합도(fitness)를 얻기 위해 사전 정의된 확률에 따라 수행된다. 교배 과정은 선택 과정을 통해 선택된 부모 세대들 사이의 염색체(chromosome) 재배열(rearrangement)을 통해 자식 세대를 생성하는 것을 의미한다. 돌연변이는 각 세대에서 발생할 수 있는 국부 최대화(local maximum problem) 문제를 피하기 위한 과정으로 독립적으로 각각의 유전자를 변형시킨다. 또한 이러한 일련의 과정이 완료되는 것을 하나의 세대(generation)라 표현한다^[7].

제안된 기법에서 유전 알고리즘을 사용하는 목적은 4-ary 홀로그래픽 저장 시스템에서 비트 검출시 비트오

율을 최소화하는 적절한 비트 검출 영역을 결정하기 위한 인구 집합(population set)을 찾는 것이다. 따라서 제안 기법의 적합도 함수는 minimization {BER calculation}으로 설정한다. 유전 알고리즘을 위한 초기 인구 집합은 $s_{pop} = \{r_1, r_2, r_3, r_4\}$ 로 정의하였다. 인구 집합의 변수 r_i 각각은 4-ary 홀로그래픽 시스템에서 각각 4-ary 비트 결정을 위한 문턱치이며, 최초로 설정되는 초기값은 일반적으로 사용하는 경 판정(hard decision) 방식의 비트 검출 기법에 사용하는 값을 그대로 생성하여 사용한다.

제안하는 기법에서 부모 세대의 선택 규칙은 룰렛 휠(roulette wheel) 방식을 사용하며, r_2 와 r_3 에 r_1 와 r_4 보다 상대적으로 높은 선택 확률을 부여하였다. 이것은 4-ary 멀티레벨 홀로그래픽 시스템에서 비트 영역을 결정하기 위해 상대적으로 더 높은 정확도를 요구하는 두 번째 세 번째 영역의 선택에 있어 정확도를 최대화하기 위한 방안이다.

더 나은 자식 세대를 얻기 위해서 교배 규칙은 균일 분포(uniform distribution) 교배 형식을 채택한다. 국부 최대화 문제를 피하기 위해 돌연변이 확률은 1을 염색체의 이진 길이(binary length) 값으로 나눈 값을 사용한다. 최적의 문턱값들을 얻기 위해서 위에 명시한 과정이 미리 설정한 세대 수에 따라 순차적으로 반복 수행된다. 더 효율적인 결과를 얻기 위하여 제안된 방식은 제한된 세대 수와 초기값의 결정, 그리고 염색체의 고정된 범위 등의 제약 사항들을 포함한다. 추가적으로

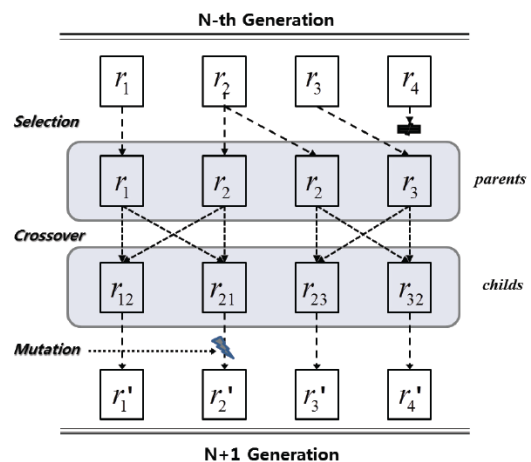


그림 2. 유전 알고리즘의 일반적인 진화 과정
Fig. 2. Generation evolutionary process for the genetic algorithm.

염색체 r_k 의 최소와 최대 범위는 다음의 규칙들에 의해 결정된다.

$$\begin{aligned} range_{\min} &< r_k < range_{\max} \\ range_{\max} &= \sum_0^{length_{data}} \max(data_{output})/length_{data} \\ range_{\min} &= \sum_0^{length_{data}} \min(data_{output})/length_{data} \end{aligned} \quad (5)$$

그림 2는 제안된 방식에서의 세대의 진화 과정을 보여 준다.

2. QGA(Quantum Genetic Algorithm)

최근 진화 연산 기법은 다양한 외부적인 요소가 접목되어 연구가 활발하게 이루어지고 있으며 양자역학이 반영된 양자 유전 알고리즘(QGA)이 그 대표적인 연구 중 하나이다^[8]. QGA는 양자 역학 개념에 기초하였고, 이는 양자 상태(quantum state)에 대한 관점이 반영되어 모든 다음 세대의 값은 확률적으로 표현 된다. QGA에서 양자 비트 부호화는 염색체를 표현하는데 사용된다. 양자비트로 구성된 염색체 인구집합은 효율적인 검색 능력, 빠른 수렴, 그리고 작은 인구 집합 크기의 특성을 갖는다^[8-11]. 각각의 양자 비트(quantum bit, qubit)는 상태 '0', 상태 '1' 혹은 상태 '0'과 '1'이 중첩된 상태(superposition of '0' and '1')를 갖는다. 양자 비트의 상태는 다음과 같이 표현된다.

$$|\phi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (6)$$

α , β 는 현재 상태의 확률의 변동 폭(probability amplitude)을 정하는 복소수이며 다음의 조건을 만족한다.

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (7)$$

각 양자 비트의 상태들은 양자 게이트 갱신기(gate updater)에 의해 바뀐다. 각각의 양자 개체(quantum indivisual)는 m 개의 양자 비트 배열로 정의한다.

$$Q(t) = \{q^t_1, q^t_2, \dots, q^t_n\} \quad (8)$$

여기서 t 는 세대 수를 의미하고, n 은 양자 개체군의 크기를, q 는 각각의 양자개체를 나타낸다. 각 q_m 는 다음과 같이 표현된다.

표 1. QGA 절차

Table 1. Quantum genetic algorithm procedure.

| |
|---|
| begin |
| $t = 0$ |
| 1) initialization $Q(t)$ |
| 2) observation $Q(t)$ and generation $S_{pop.}(t)$ |
| 3) evaluation $S_{pop.}(t)$ and $B(t) \leftarrow S_{pop.}(t)$ |
| 4) while do (condition : t =number of generation) |
| begin |
| $t \leq -t + 1$ |
| 5) observation $Q(t-1)$ generation $S_{pop.}(t)$ |
| evaluation $S_{pop.}(t)$ |
| 6) quantum gate update and update $Q(t)$ |
| 7) $B(t) \leftarrow \{B(t-1) \text{ or } S_{pop.}(t)\}$ |
| end |
| end |

표 2. 양자 회전각의 색인표

Table 2. Lookup table of quantum rotation angle.

| α_i | β_i | $f(s) \leq f(s)$ | $\Delta\theta$ | rotation direction | | | |
|------------|-----------|------------------|----------------|-----------------------|-----------------------|----------------|---------------|
| | | | | $\alpha_i\beta_i > 0$ | $\alpha_i\beta_i < 0$ | $\alpha_i = 0$ | $\beta_i = 0$ |
| 0 | 0 | false | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 0 | true | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | false | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | true | 0.05 | +1 | -1 | -1 | 0 |
| 1 | 0 | false | 0.01 | +1 | -1 | -1 | 0 |
| 1 | 0 | true | 0.025 | -1 | +1 | 0 | -1 |
| 1 | 1 | false | 0.005 | -1 | +1 | 0 | -1 |
| 1 | 1 | true | 0.025 | -1 | +1 | 0 | -1 |

$$q_m^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_m^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_m^t \end{bmatrix} \quad (9)$$

양자 게이트 갱신기, $U(\Delta\theta)$ 는 다음과 같이 주어진다. 여기서 $\Delta\theta$ 는 각 양자비트의 회전각(rotation angle)을 의미한다. 본 논문에서 사용하는 양자 진화 알고리즘의 흐름도를 표 1에 나타내었다.

$$U(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & -\sin(\Delta\theta) \\ \sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) \end{bmatrix} \quad (10)$$

본 논문에서 사용하는 QGA 기법은 다음과 같은 절차를 따른다.

Step 1: 양자 해집합 $Q(t)$ 를 초기화 하기 위해 모든 양자 비트의 값은 $1/\sqrt{2}$ 로 초기화 된다. 이는 모든 가능한 상태들이 동일한 확률로 선형 중첩(superposition)되어 구성되어 있음을 의미한다.

Step 2: 양자 해집합의 상태를 관찰(observation)하여 유전 알고리즘의 초기 해집합 $S_{pop.}(0)$ 을 생성한다.

Step 3: 생성된 해는 설정한 적합도 함수에 따라 평가한다. 평가를 통해 얻어진 최적의 해(solution)를 최적해 집합 $B(t)$ 에 저장한다. QGA의 적합도 함수는 CGA와 동일하게 설정하여 사용하고 최적해 집합 $B(t)$ 의 초기값 $B(0)$ 는 앞의 CGA 기법에서와 같이 경 판정(hard decision) 방식의 비트 검출 기법에 사용하는 값을 그대로 생성하여 사용한다.

Step 4: 하기와 같은 절차는 종료(terminate) 조건을 충족할 때까지 반복된다. 각각의 세대수 100회와 150회로 고정된 횟수의 세대수를 종료조건으로 사용하였다.

Step 5: $S_{pop.}(t)$ 의 해집합은 step 2에서의 $Q(t-1)$ 의 양자비트의 상태를 다중 관측함으로써 얻을 수 있다. 각각의 해는 역시 적합도 함수에 따라 평가된다.

Step 6: $Q(t)$ 에 속한 양자 개체 각각은 식 (10)의 양자 게이트 갱신기에 의해 갱신된다. 양자 게이트 갱신기는 유전 알고리즘의 교배나 돌연변이 연산과 같은 역할을 수행한다. 표 2.에 회전각(rotation angle) $\Delta\theta$ 를 결정하기 위한 테이블을 나타내었다.

Step 7: $B(t-1)$ 과 $S_{pop.}(t)$ 를 비교하여, 더 좋은 값을 $B(t)$ 에 저장한다.

Step 8: 종료조건을 만족할 때 까지 step 4로 이동 반복과정을 수행한다.

IV. 모의실험 및 결과

본 논문에서는 실험을 위한 환경으로 픽셀 어긋남 효과와 2차원 ISI를 우선적으로 고려하였다. 2차원 ISI를 고려하기 위해 blur factor, σ_B 를 0.9로 고정하여 설정하였으며 픽셀 어긋남 효과는 각각 10%와 20%로 두고 모의실험을 수행하였다. 입력 데이터로는 1024x1024의 크기를 갖는 4-ary 홀로그래픽 데이터 페이지를 생성하여 사용한다. 또한 비트 결정을 위한 문턱 값(threshold value)을 찾기 위한 유전 알고리즘의 세대수는 각각 100세대와 150세대로 설정하였다.

그림 3은 픽셀 어긋남 효과에 따른 4-ary 홀로그래픽 데이터 심볼들의 이격 특성을 도시하며, 픽셀 어긋남 정도가 증가함에 따라 데이터 검출 영역이 혼재되어 검출 성능이 하락할 것을 예측할 수 있다.

그림 4에서 진화 연산의 세대수를 100으로 설정한 경

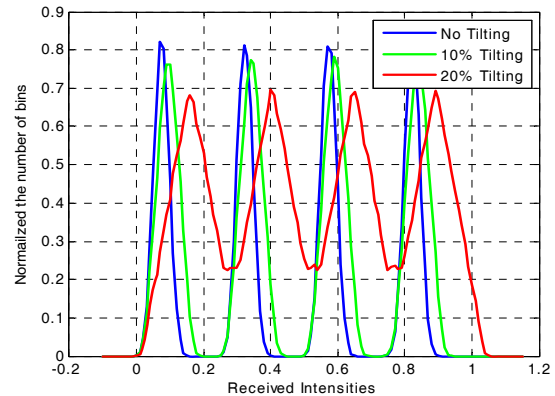


그림 3. 어긋남 정도에 따른 홀로그래픽 데이터 심볼의 이격 특성 구분

Fig. 3. Separation of characteristics of the holographic data symbol.

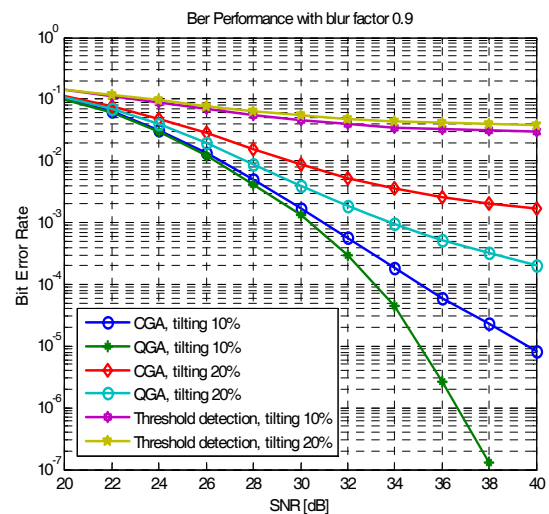


그림 4. 세대수 100인 경우 10%와 20%의 tilting과 0.9의 고정된 블러 계수에서의 비트오율 성능 비교

Fig. 4. Comparison of BER performance under tilting effects of 10% and 20% and fixed blur factor of 0.9 with generation number of 100.

우의 제안하는 기법들과 기존의 문턱치 검출 기법의 비트오율(BER) 성능을 보였다. 일반적으로 픽셀 어긋남 현상이 10%에서 20%로 증가함에 따라 검출 성능이 감소됨을 확인할 수 있다. 제안하는 기법을 사용한 경우에 목표 BER을 10^{-4} 으로 설정하면 10%의 픽셀 어긋남 현상이 존재할 때 QGA를 사용한 경우 CGA와 비교하여 약 2dB의 이득을 보여준다. 20%의 픽셀 어긋남이 삽입되어 매우 좋지 않은 채널 환경에서는 SNR(Signal to Noise Ratio)이 증가함에 따라서 CGA와 QGA를 사용한 경우 비트오율 성능은 각각 10^{-3} 과 10^{-4} 부근에서

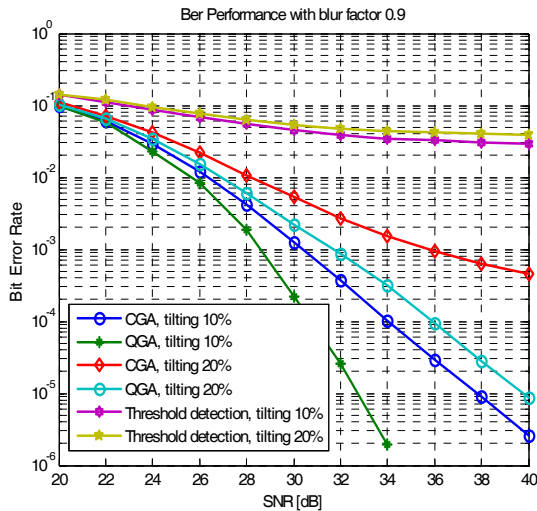


그림 5. 세대수 150인 경우 10%와 20%의 tilting과 0.9의 고정된 블러 계수에서의 비트오율 성능 비교
Fig. 5. Comparison of BER performance under tilting effects of 10% and 20% and fixed blur factor of 0.9 with generation number of 150.

오류 마루(error floor)를 형성한다.

그림 5는 진화 연산의 세대수를 150으로 고정하여 설정하고 동일하게 10%와 20%의 픽셀 어긋남 현상을 삽입한 채널 환경에서의 비트오율 성능을 확인할 수 있다. 진화 연산의 세대수 100인 경우와 동일하게 10^{-4} 의 목표 BER을 설정하고 성능을 비교하면 QGA를 사용하는 경우 10%의 픽셀 어긋남 환경에서 CGA를 사용하였을 때 보다 약 3.3 dB의 이득을 얻을 수 있다. 20%의 픽셀 어긋남 효과를 주었을 때는 최고 SNR을 인가하였을 때 QGA를 사용한 경우에 10^{-6} 의 비트오율 성능을, CGA를 사용하였을 때는 10^{-4} 의 비트오율 성능을 보였다. 따라서 진화 연산의 세대수를 100회로 고정하였을 때 보다 향상된 성능을 보임을 확인할 수 있다.

그림 4와 그림 5를 통해서 실제 데이터 픽셀이 어긋나는 정도에 따라서 앞서 그림 3에서 나타낸 데이터 비트 심볼의 이격 정도를 보고 예측한 성능 하락을 측정된 비트오율의 성능감소로 확인할 수 있다. 또한 기존의 문턱값 검출 기법은 SNR이 증가하는 상황에서도 빠르게 낮은 비트오율 값으로 수렴하여 그 성능의 한계가 뚜렷하게 관찰되나, 본 논문에서 제안하는 CGA와 QGA를 사용한 적응적 문턱값 검출 기법의 경우 실행 속도를 고려하여 일정부분 세대 진화의 횟수를 제한하였음에도 불구하고 최악의 채널 조건 환경에서도 매우 강한 성능을 보임을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 연구에서는 진화 연산 기법을 이용하여 M-ary 홀로그래픽 데이터 저장장치에 적용 가능한 적응적 문턱값 측정 기법을 제안하였다. 제안된 기법의 성능을 평가하기 위하여 2차원 간섭이 심화된 M-ary 홀로그래픽 채널을 고려하였으며, 각각 10%와 20%의 픽셀 어긋남 효과를 삽입하여 홀로그래픽 데이터를 기록할 때 발생할 수 있는 물리적인 간섭 환경을 모델링하여 모의 실험을 수행하였다. 또한 전통적인 진화 연산에 기반한 유전 알고리즘(CGGA)과 양자 유전 알고리즘(QGA)을 사용하여 기존의 문턱값 검출 기법과 비교를 수행하였으며 실험 결과를 통해 제안 기법을 사용하는 경우 진화 연산에 기반한 적응적 문턱값 측정 기법이 멀티레벨의 데이터 심볼을 사용하는 M-ary 홀로그래픽 저장장치와 픽셀 어긋남 현상이 심화된 2차원 홀로그래픽 채널 환경 하에서도 효율적으로 사용될 수 있음을 확인하였다.

REFERENCES

- [1] L. Hesselink, S.S. Orlov, and M.C. Bashaw, "Holographic data storage systems," *Proc. IEEE*, vol. 92, no. 8, pp. 1231-1280, Aug. 2004.
- [2] U. Wachsmann, R. F. H. Fischer, and J.B. Huber, "Multilevel Codes: Theoretical Concepts and Practical Design Rules," *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol.45, pp. 1361-1391, Jul. 1999.
- [3] S. G. Srinivasa, O. Momtahan, A. Karbaschi, S. W. Mclaughlin, A. Adibi, and F. Fekri, "M-ary, Binary, and Space-Volume Multiplexing Trade-offs for Holographic Channel," *GLOBECOM '06. IEEE*, pp.1-5, 2006.
- [4] K. M. Chugg, X. Chen and M. A. Niefelf, "Two-dimensional equalization in coherent and incoherent page oriented optical memory," *J. Opt. Soc. Amer. A*, vol. 16, pp. 549-562, 1999.
- [5] J. Kim, J. Lee, T. Park and S. Im, "Expectation-maximization based adaptive threshold detection algorithm for multi-level holographic data storage," *Jpn. J. Appl. Phys.*, vol.50, no. 9, pp. 09MB01-3, 2011.
- [6] Sunho Kim, and Sungbin Im, "Application of an Iterative 2D Equalizer to Holographic Data Storage Systems," *Journal of IEEK (TC)*, Vol 49, No 7, 2012.

- [7] D. E. Goldberg, *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*, Ed : Addison-Wesley, 1989.
- [8] A. Malossini, E. Blanzieri and T. Calarco, "Quantum Genetic Optimization," *IEEE Trans. on Evolutionary Computation*, vol. 12, pp. 231-241, 2008.
- [9] J. Guo, L. Sun and R. Wang, "An Improved Quantum Genetic Algorithm," *IEEE Conf. on Genetic and Evolutionary Computing*, pp. 14-18, 2009.
- [10] W. Zhang and Y. Qiu, "The research of the feature selection method based on the ECE and quantum genetic algorithm," *IEEE 2010 international conf. on ICACTE*, pp. V6-193-196, 2010.
- [11] S. Zhang and W. Jiang, "A novel quantum genetic algorithm and its application," *IEEE 2012 Eighth International Conf. on Natural Computation (ICNC)*, pp. 613 - 617, 2012.

— 저 자 소 개 —



김 선 호(학생회원)
2007년 숭실대학교
정보통신전자공학부 학사
2009년 숭실대학교
정보통신공학과 석사
2009년~현재 숭실대학교
정보통신공학과 박사과정
재학 중

<주관심분야 : 저장장치시스템, 간섭감소기법, 최적화기법, 채널추정>



임 성 빈(정회원)-교신저자
1986년 서울대학교
전자공학과 학사
1988년 서울대학교
전자공학과 석사
1994년 University of Texas at
Austin 전기 및 컴퓨터
공학과 박사

1995년~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부
교수

<주관심분야 : 비선형 신호처리, 통신 시스템, 디지털 방송 시스템, 저장장치시스템>



이 지 은(학생회원)
2003년 숭실대학교 정보통신전자
공학부 학사
2004년~2007년 GE Ultrasound
Korea
2012년 숭실대학교 정보통신
공학과 석사

2012년~현재 숭실대학교 전자공학과 박사 과정
<주관심분야 : 수중음향 영상처리, 수중음향 신호
처리>