

적응형 필터와 상관기의 시간 동기 획득 성능 비교

정희원 류탁기*, 종신회원 홍대식**

A Timing Synchronization Performance Comparison between Adaptive Filter and Correlator

Takki Yu* *Regular Member*, Daesik Hong** *Lifelong Member*

요 약

본 논문에서는 DS/SS (Direct Sequence Spread System) 시스템에서 상관기를 이용한 시간 동기 획득 기법과 LMS (Least Mean Square) 알고리즘 기반 적응형 필터를 이용한 기법과의 동기 획득 성능을 비교한다. 두 가지 기법에 대해 동기 획득 과정에 이용되는 테스트 변수를 통계적으로 수식 분석하고 이를 기반으로 동기 검파 확률과 오보 확률을 유도한다. 수식 분석한 결과를 이용하여 시간 동기 획득 성능을 비교 분석하며, 모의 실험을 통해 성능 분석 결과를 검증하고 심화 분석한다. 수식 분석과 모의 실험 결과를 통해 상관기를 이용한 시간 동기 획득 기법이 대부분의 동기 획득 환경에서 LMS 기반 적응형 필터 기법에 비해 우수한 성능을 가짐을 보인다.

Key Words : Timing Synchronization, Adaptive Filter, Correlator

ABSTRACT

In this paper, we compare the timing synchronization performance of the adaptive filter to that of the correlator in direct sequence spread spectrum (DS/SS) systems. The test variables used in the code synchronization are statistically analyzed for both schemes, and then the obtained results are used in calculating the detection and false alarm probabilities. Based on the derived probabilities, the synchronization performance is compared and the simulation is followed. Analysis and simulation results show that the correlator outperforms the adaptive filter under most synchronization environments.

1. 서 론

DS/SS 시스템에서 기지국과 단말의 통신을 위해서는 단말의 시간 동기 획득이 가장 중요한 과정 중의 하나이다. 일반적으로 DS/SS 시스템에서 단말이 기지국 전송 신호에 대한 시간 동기를 획득하는 과정은 크게 두 가지로 진행되는데, 첫 번째는 한 칩 구간 이내로 동기를 초기에 획득하는 과정이고 두 번째는 더욱 미세하게 정확히 동기를 획득하는 과정이다. 본 논문에서는 첫 번째 과정에 대한 주제를 고려한다.

대부분의 시간 동기 획득 기법은 주로 PN (pseudo-

noise) 신호의 상관 특성을 이용하는 방식으로 연구되어 왔다¹⁻⁴⁾. 그러나 시간 동기 획득 기법의 새로운 방식으로 적응형 필터를 이용하는 방식이 최근 제안되었다^{5,6)}. 이 기법은 적응형 필터의 적응 특성 및 수렴 후의 필터 탭 웨이트의 특성을 이용하여 시간 동기 획득을 수행하는 방식이다. 적응형 필터 기법에 대해 개선된 테스트 방법 및 실제적인 넌코히런트 (noncoherent) 환경에서 적용할 수 있는 방법이 제안되었고^{7,8)}, 적응형 필터 기법에 역전파 (back-propagation) 알고리즘 구조를 적용하여 다이버시티 효과를 얻을 수 있는 일반화된 구조가 제안되었다⁹⁾.

※ 이 논문은 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. [NRF-2009-352-D00206]

* STAR Lab., Stanford University (takki.yu@gmail.com), ** 연세대학교 전기전자공학과

논문번호 : KICS2009-12-634, 접수일자 : 2009년 12월 30일, 최종논문접수일자 : 2010년 7월 14일

또한 [10]에서는 실제적인 동작 환경에서 필터의 파라미터를 설정할 수 있는 방법이 제안되었고, 서브 필터 구조를 이용한 개선된 적응 알고리즘이 [11]에서 제시되었다. 하지만, 적응형 필터를 이용한 기법과 상관 특성을 이용한 기법 간의 상세한 성능 분석을 수행한 연구 결과가 아직 제시된 바 없다.

본 논문의 목적은 두 가지 시간 동기 획득 기법, 즉 상관 특성 기반 동기 획득 기법 (본 논문에서 CAS (Correlation-based Acquisition Scheme)라고 명명)과 적응형 필터 기반 동기 획득 기법 (본 논문에서 AAS (Adaptive Acquisition Scheme)라고 명명)의 성능 분석을 수행하는 것이다. 이를 위해 CAS 알고리즘과 AAS 알고리즘 각각에 대하여 동기 획득 과정에서 사용되는 테스트 변수를 통계적으로 수식 분석한다. 분석된 결과는 두 가지 기법에 대한 검과 확률 및 오보 확률을 분석하는데 사용되고, 이를 통해 두 가지 기법의 동기 획득 성능을 비교 분석하며 모의 실험을 통해 결과를 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 신호 모델링 및 CAS 기법과 AAS 기법에 대한 개요를 설명하고 3장에서는 두 가지 기법의 테스트 변수에 대한 통계적 분석을 수행한다. 4장에서는 검과 확률 및 오보 확률에 대한 분석 및 모의 실험을 통해 두 가지 기법에 대한 동기 획득 성능을 비교한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 맺는다.

II. 신호 모델링 및 CAS/AAS 개요

2.1 신호 모델링

본 논문에서는 정적 채널 환경에서 반송파 복원이 끝난 후의 코히런트 (coherent) 동기 획득 환경을 고려한다. 반송파 복원이 완료된 후 수신 신호 $r(i)$ 는 다음과 같이 간단하게 표현 가능하다.

$$r(i) = c(i + \tau_d) + n(i) \quad (1)$$

여기서 i 는 이산(discrete) 시간 인덱스, $c(i + \tau_d)$ 는 +1 또는 -1의 값을 갖는 PN 신호, τ_d 는 PN 신호의 길이를 L 이라고 했을 때 0부터 $L-1$ 까지의 값을 갖는 임의의 이산 시간 지연 오프셋, $n(i)$ 는 σ_n^2 의 분산 값과 0의 평균 값을 갖는 가우시안 잡음이다. 본 논문에서 고려하는 동기 획득 기법의 목표는 수신 신호 $r(i)$ 로부터 시간 지연 오프셋 τ_d 를 추정해서 수신

신호와 시간 동기를 획득하는 것이다. 본 논문에서 칩 (chip) 당 SNR (Signal-to-Noise power Ratio)을 SNR_c 로 표기하고 이 값은 $\frac{1}{\sigma_n^2}$ 과 같다. AAS 기법

과 CAS 기법의 공정한 성능 비교를 위해서는 동일한 수의 입력 신호 샘플을 사용하는 가정이 필요하며, 또한 동일한 검색 능력에 대한 가정이 필요하다. 따라서, 본 논문에서는 AAS 기법과 CAS 기법 모두에 대해 (1)과 같이 표현되는 수신 칩 샘플의 동일한 개수로서 N 개를 가정하며, 또한 동일한 검색 범위 M 칩을 전제하여 CAS 기법에 대해서는 M 개의 상관기를 가정하고 AAS 기법에 대해서는 M 개의 탭을 갖는 적응형 필터를 가정한다.

2.2 CAS와 AAS 알고리즘 개요

2.2.1 CAS 알고리즘 개요^[1,2]

CAS 기법은 수신 신호와 내부 기준 PN 신호와의 상관 값을 계산하여 피크 값을 검출함으로써 동기 획득 과정을 수행한다. 이를 위하여 CAS 알고리즘은 한번에 M 칩의 검색 능력을 가정하는 경우 M 개의 상관기를 이용한다. CAS 알고리즘에서 테스트 변수는 각 상관기의 출력 값으로서 N 개의 입력 샘플을 이용하는 경우 다음과 같이 표현 가능하다.

$$\lambda_{CAS}(j) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} r(i)c(i + \tau_t + j) \quad (2)$$

여기서 j 는 0부터 $M-1$ 의 값을 갖는 정수이고, τ_t 는 내부 PN 신호가 갖는 테스트 오프셋 값으로서 M 개의 상관기를 통해 얻을 수 있는 현재 검색 구간은 τ_t 에서 $\tau_t + M - 1$ 까지 이다. 만약 수신 신호의 실제 시간 지연 오프셋 값과 내부 PN 신호의 테스트 오프셋 값의 차이인 $(\tau_d - \tau_t)$ 값이 상관기의 개수인 M 보다 작을 경우 (이 경우를 가설 1 (Hypothesis 1, H_1)이라고 지칭한다.), 상관기 인덱스 $j = \tau_d - \tau_t$ 를 갖는 상관기의 출력 값이 피크 값을 나타내고 나머지 상관기 출력 값은 거의 0에 가까운 값을 나타낸다. 이는 PN 신호의 자기 상관 특성으로 인해 얻어지는 결과이다. 반면에, $(\tau_d - \tau_t)$ 값이 상관기의 개수인 M 보다 작을 경우 (이 경우를 가설 0 (Hypothesis 0, H_0)라고 지칭한다.), 모든 상관기의 출력 값은 0에 가까운 값을 나타낸다.

CAS 알고리즘에서는 현재 검색하는 구간이 가설 $1(H_1)$ 에 해당하는지 또는 가설 $0(H_0)$ 에 해당하는지 판단하여야 한다. 이를 통해 피크 값 검출을 통해 현재의 검색 구간 중에서 시간 지연 오프셋을 추정할지 아니면 τ_t 를 다시 설정하여 다음 검색 구간을 검사할 것인가를 결정한다. H_1 또는 H_0 인지를 결정하는 과정은 M개의 테스트 변수 중에서 가장 큰 값을 선택하여 미리 정의된 임계 치와 비교함으로써 수행된다. 가장 큰 값을 갖는 테스트 변수가 임계치보다 크면 H_1 으로 판단하고, 가장 큰 출력 값에 해당하는 상관기의 오프셋 값 ($\tau_t + j_{max}$)을 수신 신호의 시간 지연 오프셋으로 추정한다. 만약 가장 큰 상관 값이 임계치보다 작아서 H_0 로 판단하면, 테스트 오프셋인 τ_t 에 M을 더하여 새로운 검색 구간에 대해 앞의 과정을 반복한다.

2.2.2 AAS 알고리즘 개요^[5,8]

AAS 알고리즘은 M 칩의 검색 구간을 검사하기 위해 M 탭을 갖는 적응형 필터를 이용한다. 동기 획득에 이용할 수 있는 입력 샘플 N개를 가정하면, N 샘플 구간 동안 적응형 필터는 LMS (Least Mean Square) 알고리즘을 이용하여 다음과 같이 필터 탭 웨이트를 적응시킨다.

$$w_j(i+1) = w_j(i) + \mu r(i+j)e(i),$$

$$\begin{cases} e(i) = d(i) - y(i) \\ d(i) = c(i + \tau_t) \\ y(i) = \sum_{j=0}^{M-1} w_j(i)r(i+j) \end{cases} \quad (3)$$

여기서 j는 0부터 M-1의 값을 갖는 정수, $w_j(i)$ 는 이산 시간 i에서의 j번째 탭 웨이트 값, μ 는 LMS 적응 알고리즘의 스텝 크기, $d(i)$ 는 LMS 적응 알고리즘에서의 기대 신호로서 현재 검색 구간에 해당하는 테스트 오프셋 τ_t 를 갖는 PN 신호이다. N 샘플 구간 동안 적응이 끝난 후 얻어지는 M개의 탭 웨이트가 AAS 알고리즘에서 테스트 변수로서 사용되면 다음과 같이 표현 가능하다.

$$\lambda_{AAS}(j) = w_j(N) \quad \text{for } j = 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (4)$$

만약 필터가 충분히 적응되었다고 가정하면, 안정

상태에서의 탭 웨이트 값은 CAS 알고리즘에서의 상관 값과 비슷한 특성을 갖는다. 현재의 검색 구간이 H_1 상태인 경우, 즉 $(\tau_d - \tau_t)$ 값이 필터 탭 개수인 M보다 작을 경우, 적응형 필터의 MSE (Mean Square Error)는 수렴하고, $j = \tau_d - \tau_t$ 에 해당하는 인덱스의 필터 탭 웨이트 값이 피크 값을 나타내며, 나머지 탭 웨이트는 거의 0에 가까운 값을 갖는다. 반면에, 현재의 검색 구간이 H_0 상태인 경우, 적응 시간 동안 필터의 MSE는 수렴하지 못하고, 모든 탭 웨이트 값이 거의 0에 가까운 값을 갖는다. 현재의 검색 구간이 H_1 상태인지 H_0 상태인지 판단하는 가설 검증 방법은 필터의 구간 평균된 제곱 에러 값을 기준으로 하는 방법과 최대 탭 웨이트 값을 기준으로 하는 방법이 있다. 본 논문에서는 최대 탭 웨이트 값을 기준으로 하는 웨이트 테스트를 고려하며, 그 이유는 실제적인 동작 환경에서 웨이트 테스트가 평균 제곱 에러 값을 기준으로 하는 방법에 비해서 향상된 구분 능력을 보이기 때문이다^[7,8]. 가설 검증 테스트에서 현재 검색 구간이 H_1 상태로 판단되면, 최대 웨이트 값을 갖는 필터 탭의 인덱스를 이용하여 수신 신호의 시간 지연 오프셋을 추정한다. 반면에, H_0 상태로 판단하면, 테스트 오프셋인 τ_t 에 M을 더하여 새로운 검색 구간에 대해 앞의 과정을 반복한다.

III. 테스트 변수의 통계적 수식 분석

시간 동기 획득 성능은 일반적으로 평균 동기 획득 시간 성능을 통해 평가되며, 평균 동기 획득 시간 성능은 동기 획득 과정에 사용되는 테스트 변수의 통계적 특성으로부터 유도된다. 따라서, 본 절에서는 CAS와 AAS 두 가지 기법에 대한 테스트 변수의 통계적 수식 분석을 수행한다.

3.1 CAS 알고리즘 분석

CAS 알고리즘에서의 테스트 변수는 수식 (2)로부터 다음과 같이 유도 가능하다.

$$\lambda_{CAS}(j) = \begin{cases} 1 + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} n(i)c(i + \tau_t + j) \\ \text{for } j = \tau_d - \tau_t \text{ in } H_1 \\ \rho(\tau_d, \tau_t + j) + \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} n(i)c(i + \tau_t + j) \\ \text{for } j \neq \tau_d - \tau_t \text{ in } H_1, \forall j \text{ in } H_0 \end{cases} \quad (5)$$

여기서 $\rho(\tau_d, \tau_t + j)$ 는 $c(i + \tau_d)$ 와 $c(i + \tau_t + j)$ 의 N 샘플 구간 동안의 정규화된 상관 값이며, 이에 대한 평균과 분산은 다음과 같이 유도 가능하다^[12].

$$\begin{aligned} \text{Mean}[\rho(\tau_d, \tau_t + j)] &= -\frac{1}{L} \\ \text{Var}[\rho(\tau_d, \tau_t + j)] &= \left(\frac{1}{N} - \frac{1}{L}\right)\left(1 + \frac{1}{L}\right) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서 L 은 PN 코드의 길이이다. 수식 (5)로부터 CAS 알고리즘의 테스트 변수는 H_1 환경의 $j = \tau_d - \tau_t$ 인 경우 가우시안 랜덤 변수의 합으로 구성되는데, 가우시안 랜덤 변수의 합 또한 가우시안 랜덤 변수가 됨이 널리 알려져 있다. 따라서 H_1 환경의 $j = \tau_d - \tau_t$ 인 경우, CAS 알고리즘의 테스트 변수는 다음과 같은 평균과 분산을 갖는 가우시안 랜덤 변수이다.

$$\begin{aligned} \text{Mean}[\lambda_{CAS}(j)] &= 1 \\ \text{Var}[\lambda_{CAS}(j)] &= \frac{\sigma_n^2}{N} \text{ for } j = \tau_d - \tau_t \in H_1 \end{aligned} \quad (7)$$

수식 (5)의 나머지 경우에서도 테스트 변수를 중앙 제한 법칙 (central limit theorem - CLT)에 의해 가우시안 랜덤 변수로 근사화할 수 있는데, 이는 $\rho(\tau_d, \tau_t + j)$ 의 값이 나머지 N 개의 가우시안 랜덤 변수의 합보다 상대적으로 작고 확률 밀도 함수 (probability density function - PDF)가 비교적 완만한 형태를 갖기 때문이다^[12,13]. 따라서, 이 경우에도 가우시안 랜덤 변수로 분석할 수 있고 평균과 분산은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{Mean}[\lambda_{CAS}(j)] &= -\frac{1}{L} \\ \text{Var}[\lambda_{CAS}(j)] &= \frac{1}{N}\left(\sigma_n^2 + \epsilon - \frac{\epsilon}{L}\right) \end{aligned} \quad (8)$$

for $j \neq \tau_d - \tau_t \in H_1, \forall j \in H_0$

표 1. CAS 기법과 AAS 기법의 테스트 변수 $\lambda(j)$ 에 대한 PDF 비교 ($G(x, y)$ 는 평균 x , 분산 y 를 갖는 가우시안 PDF를 의미함)

	H_1		H_0
CAS	$j = \tau_d - \tau_t$	$\forall j \neq \tau_d - \tau_t$	$\forall j$
AAS	$G\left(1, \frac{\sigma_n^2}{N}\left(\frac{L}{L+1}\right)^2\right)$	$G\left(0, \frac{\sigma_n^2 + \epsilon}{N}\left(\frac{L}{L+1}\right)^2\right)$	
	$G\left(1, \frac{\alpha\sigma_n^2}{2N}\right)$	$G\left(0, \frac{\alpha\sigma_n^2}{2N}\right)$	$G\left(0, \frac{\alpha(1+\sigma_n^2)}{2N}\right)$

여기서 ϵ 은 $\left(1 - \frac{N}{L}\right)$ 을 나타내는데 0과 1 사이 범위의 값을 갖는다. 일반적으로 PN 코드의 길이 L 은 매우 큰 정수이므로 수식 (8)의 분산 값에서 세 번째 항은 무시 가능하다. 본 논문에서는 수식 분석의 편의를 위하여 테스트 변수가 H_0 환경에서는 평균 0, H_1 환경에서는 평균 1의 값을 갖도록 각각 정규화하여 분석한다. CAS 알고리즘에 대한 정규화된 테스트 변수에 대한 확률 밀도 함수는 표 1에서 정리한 바와 같이 유도할 수 있다. 입력 샘플 개수 N 이 증가하면 분산이 감소하는 것을 알 수 있으며, 분산의 감소는 오프셋 검출 능력이 향상됨을 의미한다.

3.2 AAS 알고리즘 분석

AAS 알고리즘의 경우 테스트 변수는 필터 적응 완료 후의 탭 웨이트이다. 본 논문에서 고려하는 LMS 알고리즘을 적용할 경우 충분한 적응 기간 후의 탭 웨이트는 가우시안 랜덤 변수로 모델링 가능하다^[14]. 만약 N 샘플 구간 동안 필터가 완전히 적응되었다고 가정할 경우 AAS 알고리즘의 테스트 변수는 가우시안 랜덤 변수로 분석할 수 있고, 평균과 분산은 다음과 같이 유도 가능하다^[14].

$$\begin{aligned} \text{Mean}[w_j(N)] &= \frac{1}{1 + \sigma_n^2} \delta[j - (\tau_d - \tau_t)] \\ \text{Var}[w_j(N)] &= \begin{cases} \frac{\mu}{2} \frac{\sigma_n^2}{1 + \sigma_n^2} & \text{in } H_1 \\ \frac{\mu}{2} & \text{in } H_0 \end{cases} \end{aligned} \quad (9)$$

여기서 $\delta[x]$ 는 x 가 0일 때에만 1의 값을 갖고 나머지 경우에는 0의 값을 갖는 델타 함수이다. 수식 (9)로부터 스텝 크기 μ 가 감소하면 테스트 변수의 분산이 감소하는 것을 알 수 있으며 분산의 감소는 오프셋 검출 능력이 향상됨을 의미한다. 하지만 적응형 필터

가 주어진 입력 샘플 N 개 구간 내에서 충분히 적응하여 위와 같은 통계 특성을 갖기 위해서는 적정 수준의 스텝 크기 증가가 불가피하다. 일반적으로 적응형 필터의 수렴 시간은 수신 신호의 전력에 반비례하는 것으로 알려져 있다¹⁵⁾. 즉, 수신 신호의 전력이 작을수록 필터의 수렴 시간은 길어진다. 따라서 이를 고려하여 주어진 N 샘플 시간 구간동안 동일한 수준의 수렴을 보장하기 위해서, 적응형 필터의 스텝 크기는 수신 신호의 전력에 반비례하게 설정할 수 있다 ($\mu \propto \frac{1}{N(1+\sigma_n^2)}$). 여기서, 얼마나 반비례하게 설정하는가를 조절하는 디자인 변수 α 를 도입하여 스텝 크기를 다음과 같이 설정할 수 있다.

$$\mu = \frac{\alpha}{N(1+\sigma_n^2)} \quad (10)$$

여기서 α 는 충분한 필터 수렴 효과와 테스트 변수의 분산 감소 효과 사이의 트레이드 오프 관계에 의해 결정되는 디자인 변수이다. 즉, α 를 증가시키면 스텝 크기를 증가시켜 필터가 빨리 수렴하도록 하여 N 샘플 구간내에 완전 적응을 보장할 수 있지만, 큰 스텝 크기로 인해 수렴 후 필터 탭 웨이트의 분산이 커져서 테스트 변수의 정확성이 낮아지는 단점이 있다. 반대로 α 를 감소시키면 스텝 크기를 감소시켜, 수렴 후 필터 탭 웨이트의 분산이 낮아져 테스트 변수의 정확성이 향상되지만, 스텝 크기의 감소로 인해 필터의 수렴 속도가 느려져 N 샘플 구간 내에 필터가 완전 적응 상태에 이르지 못할 수 있다. 따라서, AAS 알고리즘의 테스트 변수 특성 및 신뢰도는 α 값에 따라 달라지게 되며, 다음 절의 AAS 알고리즘의 성능 분석에 있어서도 α 값에 대한 분석이 매우 중요하다.

AAS 알고리즘의 테스트 변수 분석에 있어서, 수식 (10)을 수식 (9)에 적용하고 CAS 알고리즘과의 효과적인 비교를 위해 테스트 변수를 $\frac{1}{1+\sigma_n^2}$ 로 정규화 한다. 정규화된 AAS 알고리즘의 테스트 변수에 대한 확률 분포는 표 1과 같이 나타낼 수 있다. CAS 알고리즘과 마찬가지로 AAS 알고리즘에서도 입력 샘플 개수 N 이 증가하면 테스트 변수의 분산이 감소하는 것을 알 수 있으며, 분산의 감소는 오프셋 검출 능력이 향상됨을 의미한다.

IV. 시간 동기 획득 성능 분석

4.1 성능 분석 방법 개요

시간 동기 획득 성능은 일반적으로 평균 동기 획득 시간으로 평가되는데, 평균 동기 획득 시간은 H_1 환경에서의 검파 확률 P_D 및 H_1 환경에서의 오보 확률 P_{F_1} , H_0 환경에서의 오보 확률 P_{F_0} 의 함수로 구성된 다^{3,5)}. 세 가지 확률 중에서 P_D 와 P_{F_0} 의 성능에 미치는 효과가 P_{F_1} 보다 훨씬 크게 작용한다^{15,8)}. 이런 이유로, 시간 동기 획득 성능을 평가하는데 있어서 P_D 와 P_{F_0} 두 가지 확률을 기준으로 분석하는 것으로도 충분하다.

검파 확률과 오보 확률은 테스트 변수의 통계 분석을 통해 유도 가능하다. 본 논문에서는 CAS 알고리즘과 AAS 알고리즘 모두 테스트 변수가 가우시안 랜덤 변수가 됨을 앞에서 보였다. 그리고 앞 절에서 유도된 두 가지 기법의 정규화된 테스트 변수는 동일한 평균값을 갖기 때문에 그들의 통계적인 특성은 오직 분산 값에 의해 결정된다. 즉, 두 기법의 분산을 비교함으로써 검파 확률과 오보 확률의 성능 비교가 가능하다. 주어진 동기 획득 환경 (L, M, N, σ_n^2)에서, 테스트 변수의 분산을 비교하는데 있어서 가장 중요한 파라미터는 앞 절에서 언급한 바와 같이 AAS 알고리즘의 α 이다. 따라서, 본 논문에서는 AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 더 좋은 성능을 갖는 α 값의 조건에 대해 P_D 와 P_{F_0} 측면에서 분석하고, 유도된 α 값의 조건이 실제적인 동기 획득 환경에서 필터의 완전 적응을 보장하는지에 대해 분석함으로써 CAS 알고리즘과 AAS 알고리즘의 동기 획득 성능을 비교한다.

4.2 검파 확률(P_D)과 오보 확률(P_{F_0}) 성능 비교

본 절에서는 검파 확률과 오보 확률에 대해 CAS 알고리즘과 AAS 알고리즘을 비교함으로써, AAS 알고리즘이 더 우수한 성능을 갖게 되는 α 의 조건을 유도한다. 본 절의 성능 비교에서 AAS 알고리즘의 성능 분석은 완전 적응 상태를 가정한 앞 절의 테스트 변수 분석 결과에 기반하여 수행되며, 완전 수렴을 보장할 수 있는 실제적인 α 값의 범위에 대해서는 다음 절에서 살펴봄으로써 최종적인 성능을 비교한다.

먼저 H_0 환경에서의 오보 확률인 P_{F_0} 를 분석한다. CAS 알고리즘 및 AAS 알고리즘 공통적으로 P_{F_0} 는 다음과 같이 유도할 수 있다⁸⁾.

$$P_{Fo} = 1 - \left\{ 1 - Q\left(\frac{\eta}{\sigma_{H_0}}\right) \right\}^M \quad (11)$$

여기서 $\sigma_{H_0}^2$ 은 H_0 환경에서의 테스트 변수의 분산, η 는 현재의 검색 구간이 H_0 상태인지 H_1 상태인지를 판단하는데 사용되는 임계 치이다. 위의 수식은 $\sigma_{H_0}^2$ 가 감소할수록 오보 확률 성능이 향상됨을 보여준다. 즉, 테스트 변수의 분산인 $\sigma_{H_0}^2$ 값이 작은 기법이 더 좋은 오보 확률 성능을 갖게 된다. 따라서, 표 1과 같이 유도된 AAS 알고리즘과 CAS 알고리즘의 $\sigma_{H_0}^2$ 값을 비교함으로써, AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 우수한 P_{Fo} 성능을 보이는 조건을 다음과 같이 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \sigma_{H_0|AAS}^2 &< \sigma_{H_0|CAS}^2 \\ \Leftrightarrow \alpha &< \frac{2(\sigma_n^2 + \epsilon)}{1 + \sigma_n^2} \left(\frac{L}{L+1}\right)^2 = \alpha_1 \end{aligned} \quad (12)$$

위의 수식의 의미는 α 가 α_1 보다 작은 경우 AAS 기법이 CAS 기법에 비해 우수한 오보 확률 성능을 보임을 나타내는 것이다.

두 번째로, H_1 상태에서의 검파 확률을 비교해 본다. AAS 알고리즘 및 CAS 알고리즘 공통적으로 검파 확률은 다음과 같이 나타낼 수 있다⁸⁾.

$$P_D = \int_{\eta}^{\infty} \left[1 - Q\left(\frac{y}{\sigma_{H_1}}\right) \right]^{M-1} f_{\lambda_j|H_1}(y) dy \quad (13)$$

여기서 $\sigma_{H_1}^2$ 는 H_1 상태에서 $j \neq \tau_d - \tau_i$ 인 경우에 대한 테스트 변수의 분산, $f_{\lambda_j|H_1}$ 은 H_1 상태에서 피크 인덱스 $j = \tau_d - \tau_i$ 인 경우에 대한 테스트 변수의 확률 밀도 함수이다. 위 수식에서 적분 인자는 두 가지 항의 곱으로 표현된다. 첫 번째 항은 $\sigma_{H_1}^2$ 이 감소함에 따라 증가하는 값이다. 그리고 두 번째 항에 대해서는, 확률 밀도 함수인 $f_{\lambda_j|H_1}$ 의 분산을 $\sigma_{pH_1}^2$ 라고 표현했을 때, 분산이 감소함에 따라 확률 밀도 함수는 평균값에 더욱 집중되어 좁아지는 형태를 나타내며, 이 경우 적분 구간 내 확률 밀도 함수 $f_{\lambda_j|H_1}$ 의 면적이 증가하게 된다. 따라서, 검파 확률은 두 가지 분산 값인 $\sigma_{H_1}^2$ 과

$\sigma_{pH_1}^2$ 이 감소함에 따라 증가하게 된다. 즉, 테스트 변수의 분산인 $\sigma_{H_1}^2$ 과 $\sigma_{pH_1}^2$ 값이 작은 기법이 더 좋은 검파 확률 성능을 갖게 된다. 이러한 분석에 근거하여, AAS 알고리즘과 CAS 알고리즘에 대하여 $\sigma_{H_1}^2$ 과 $\sigma_{pH_1}^2$ 의 비교를 통해 AAS 기법이 CAS 기법에 비해 우수한 검파 확률 성능을 갖는 조건을 유도할 수 있다. 표 1의 결과로부터 이러한 조건을 다음과 같이 정리할 수 있다.

$$\alpha < \alpha_2$$

$$\text{where } 2\left(\frac{L}{L+1}\right)^2 \leq \alpha_2 \leq \frac{2(\sigma_n^2 + \epsilon)}{\sigma_n^2} \left(\frac{L}{L+1}\right)^2 \quad (14)$$

여기서, α_2 의 하한 경계 값은 $\sigma_{pH_1}^2$ 의 비교 $\left(\sigma_{pH_1|AAS}^2 < \sigma_{pH_1|CAS}^2 \Leftrightarrow \alpha < 2\left(\frac{L}{L+1}\right)^2\right)$ 로부터 유도된 값이고 상한 경계 값은 $\sigma_{H_1}^2$ 의 비교 $\left(\sigma_{H_1|AAS}^2 < \sigma_{H_1|CAS}^2 \Leftrightarrow \alpha < \frac{2(\sigma_n^2 + \epsilon)}{\sigma_n^2} \left(\frac{L}{L+1}\right)^2\right)$ 로부터 유도된 값이다. 수식 (14)에서 M 이 작은 경우 α_2 는 하한 경계 값으로 근접해 지는데, 이는 검파 확률에 미치는 영향이 $\sigma_{pH_1}^2$ 이 $\sigma_{H_1}^2$ 보다 더욱 커지기 때문이다. 이러한 현상은 검파 확률 수식 (13)의 첫 번째 항이 Q 함수의 (M-1)제곱 승이기 때문에 M이 작은 경우 $\sigma_{H_1}^2$ 값의 변화에 따른 첫 번째 항 전체 값의 변화가 작기 때문이다. 하지만, M이 커지는 경우 첫 번째 항의 값 변화가 $\sigma_{H_1}^2$ 값에 따라 점점 커지게 되고 전체 검파 확률에 미치는 영향이 커지게 되어, M이 증가함에 따라 α_2 는 상한 경계 값으로 근접해 진다.

유도된 결과 수식 (12), (14)로부터, α 값의 범위를 다음과 같이 구분하여 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{range (1): } &\alpha < \alpha_1 \\ \text{where } &\alpha_1 = \frac{2(\sigma_n^2 + \epsilon)}{1 + \sigma_n^2} \left(\frac{L}{L+1}\right)^2 \\ \text{range (2): } &\alpha_1 < \alpha < \alpha_2 \\ \text{range (3): } &\alpha > \alpha_2 \\ \text{where } &2\left(\frac{L}{L+1}\right)^2 \leq \alpha_2 \leq \frac{2(\sigma_n^2 + \epsilon)}{\sigma_n^2} \left(\frac{L}{L+1}\right)^2 \end{aligned} \quad (15)$$

α 값이 range (1)인 경우에는 AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 검파 확률 및 오보 확률 성능 모두 뛰어나며, range (3)의 경우 반대로 CAS 알고리즘이 두 가지 성능이 모두 뛰어나다. 따라서, range (1)에서는 AAS 알고리즘, range (3)에서는 CAS 알고리즘이 뛰어난 동기 획득 성능을 갖는다. α 값이 range (2)인 경우에는 AAS 알고리즘이 검파 확률 성능에서만 CAS 알고리즘에 비해 우위를 갖는다. 그러므로 range (2)의 범위에서는 CAS 알고리즘과 AAS 알고리즘의 동기 획득 성능 우위가 오보 캐널리티 시간 등의 시스템 동작 환경에 의해 달라진다. 수식 (15)에서 주목해야 할 부분은 α_1 이 2.0보다 작은 값이라는 것과 L 이 매우 큰 값이라고 가정했을 때 α_2 의 하한 경계 값이 거의 2.0에 가깝다는 것이다.

그림 1은 검파 확률 P_D 와 오보 확률 P_{F_e} 를 α 값에 대해 나타낸 것으로서, $L=127, M=2, N=64, \eta=0.6, SNR_c=-6dB, -9dB$ 인 환경이다. 결과에서 왼쪽 Y 축은 오보 확률 P_{F_e} 에 대한 스케일을 나타내고, 오른쪽 Y 축은 검파 확률 P_D 에 대한 스케일을 나타낸다. 결과 그림으로부터 AAS 알고리즘의 검파 확률 및 오보 확률 성능은 α 값에 의해 달라짐을 알 수 있는데, 수식 (15)와 같이 유도한 바와 같이 α 값의 범위를 구분할 수 있다. 결과에서 $M=2$ 인 경우에 두 가지 채널 환경 모두에 대하여 α_2 값이 거의 2.0임을 알 수 있다. α_1 의 경우에는 $SNR_c=-6dB$ 인 환경에서는 약

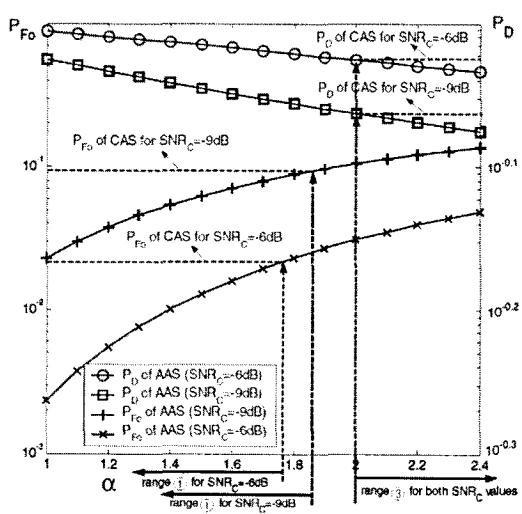


그림 1. α 값 변화에 따른 검파 확률 (P_D) 및 H_0 환경의 오보 확률 (P_{F_e}) ($L=127, M=2, N=64, \eta=0.6, SNR_c=-6dB, -9dB$)

1.77, $SNR_c=-9dB$ 인 환경에서는 약 1.86로서 이는 SNR_c 이 감소함에 따라 α_1 이 증가함을 의미한다. α_1 값은 SNR_c 이 감소함에 따라 2.0에 근접해 진다.

그림 2는 SNR_c 에 따른 검파 확률 성능을 보여주는 결과로서, $L=255, \eta=0.6, M=2,4,8, N=64,128,255$ 인 환경이다. 결과를 보면, 모든 SNR_c 환경에서 $\alpha=1.9$ 인 경우에 AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 검파 확률 성능이 우수하지만, $\alpha=2.1$ 인 경우에는 반대로 CAS 알고리즘이 우수함을 알 수 있다. 이러한 결과는 $M=2,4,8$ 인 경우에 모든 SNR_c 환경에서 α_2 가 거의 2.0의 값을 갖는 하한 경계 값에 근접해 있음을 의미한다. CAS 알고리즘에 대한 분석을 검증하기 위하여 모의 실험을 수행하여 그림 2에 같이 나타내었다. 결과를 통해 모의 실험 결과는 다양한 값의 M 과 N 설정 환경에서 본 논문의 분석 결과와 일치함을 알 수 있다. AAS 알고리즘에 대한 모의 실험 결과는 다음 절에서 보인다.

그림 3은 그림 2와 동일한 환경에서 SNR_c 에 따른 오보 확률 P_{F_e} 결과를 나타낸다. 결과를 살펴보면, AAS 알고리즘과 CAS 알고리즘 사이의 성능 우위는 SNR_c 및 ϵ 의 값에 따라 달라짐을 알 수 있다. 이는 수식 (12)에서 보인 바와 같이 오보 확률 성능 우위를 판단할 수 있는 기준인 α_1 이 σ_n^2 과 ϵ 의 함수로 결정되기 때문이다. 그림 3의 결과에서 도 CAS 알고리즘

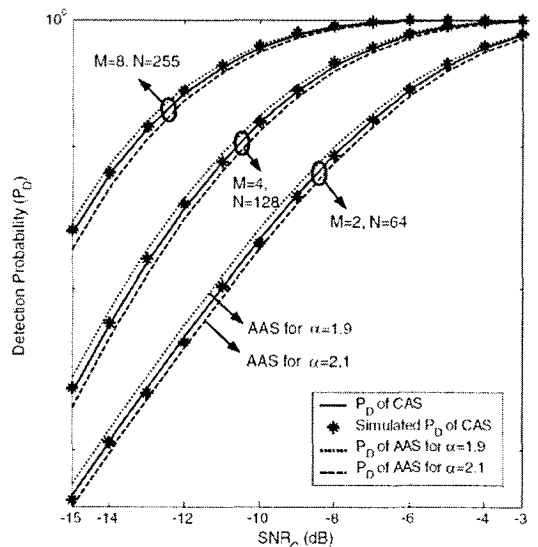


그림 2. CAS 기법과 AAS 기법의 SNR_c 변화에 따른 검파 확률 (P_D) ($L=255, \eta=0.6, M=2,4,8, N=64,128,255$)

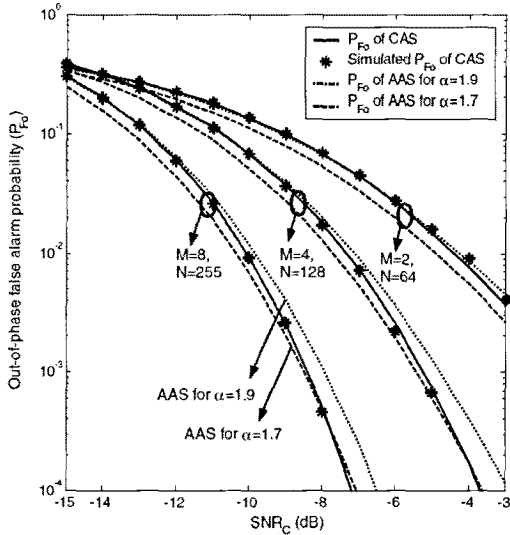


그림 3. CAS 기법과 AAS 기법의 SNR_C 변화에 따른 H_0 환경의 오보 확률 (P_{Fo}) ($L=255, \eta=0.6, M=2,4,8, N=64,128,255$)

에 대한 모의 실험 결과와 수식 분석 결과가 거의 일치함을 알 수 있다.

4.3 실제적인 환경에서의 α 값에 대한 고찰

앞서 AAS 알고리즘과 CAS 알고리즘의 검파 확률 성능 및 오보 확률 성능을 분석하였으며, 각각에 대한 성능 우위를 판별할 수 있는 α 값에 대한 조건을 유도하였다. 수식 (12)로부터 AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 더 좋은 오보 확률 성능을 갖기 위해서는 α 값이 2.0보다 작은 범위의 값을 갖는 α_1 보다 작게 유지되어야 함을 알 수 있다. 검파 확률 성능 P_D 의 경우에는 AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 우수한 성능을 갖기 위해서 α 값이 α_2 보다 작게 유지되어야 한다. 앞서 언급한 바와 같이, α_2 는 M 이 작은 경우 2.0에 가까운 값을 갖는 하한 경계 값으로 접근한다. 비록 M 이 커질 경우에도 α_2 는 2.0의 값에서 크게 벗어나지 않는데, 이는 $\sigma_n^2 \gg \epsilon$ 인 환경에서 α_2 의 상한 경계 값 또한 2.0에 가까운 값을 갖기 때문이다. 예를 들면, 일반적인 동기 획득 환경인 [-15dB~-3dB]을 가정하면 α_2 의 상한 경계 값의 범위는 $\epsilon = 0.5$ 인 경우에 [2.0~2.5]의 범위를 갖는다. 따라서, $SNR_c < -3dB$ 인 동기 획득 환경에서, AAS 알고리즘이 CAS 알고리즘에 비해 우수한 검파 확률 성능을 갖기 위해서는, 최소한 α 값이 상한 경계 값의

범위인 [2.0~2.5]보다 작게 유지되어야 한다.

지금까지 본 논문에서 분석한 수식 성능 및 이에 따른 α 값에 대한 조건은 AAS 알고리즘이 충분히 적용했을 때를 가정한 분석 결과이다. 따라서 AAS 알고리즘과 CAS 알고리즘의 완전한 성능 분석을 하기 위해서는, AAS 알고리즘이 α 값을 $\alpha_1 (<2.0)$ 이나 $\alpha_2 (2.0\sim 2.5)$ 보다 작게 유지하면서 충분한 필터 적용을 보장할 수 있는가를 분석하는 것이 중요하다. 일반적으로 LMS 알고리즘 기반 적응형 필터의 MSE 곡선은 지수 감소 (exponential decay) 함수로 모델링 가능하다^[15,16]. 지수 감소 모델을 본 논문의 분석에 적용하면, α 는 다음과 같이 표현 가능하다^[16].

$$\alpha = 0.5 \ln \left(\frac{1}{\xi_0} \right) \quad (16)$$

여기서 ξ_0 는 최초 값으로 정규화된 기대(desired) 수렴 에러 레벨이다. 여기서, ξ_0 의 값을 [16]에서 제시하는 수렴 레벨인 $10^{-6}, 10^{-5}, 10^{-4}$ 으로 설정하면, α 는 7.0, 5.8, 4.6의 값이 된다. 이것은 적어도 10^{-4} 이하로 수렴 레벨을 얻기 위해서는 α 가 4.6 이상의 값을 가져야 함을 의미한다. 그런데 이러한 값의 범위를 본 논문에서 분석한 AAS 알고리즘의 성능 우위를 보장하는 값의 범위와 비교하면, $\alpha_1 (<2.0)$ 이나 $\alpha_2 (2.0\sim 2.5)$ 보다 큰 값이다. 만약 α 가 2.0으로 설정된다면, 수렴 에러 레벨 ξ_0 은 0.018의 값을 갖는다. 하지만 이 값은 적응형 필터의 탭 웨이트가 완전히 적응하는 것을 보장하기에는 충분하지 않다. 그림 4는 이러한 이론적 분석을 실제로 검증하는 실험 결과로서, H_1 환경에서 ($j = \tau_d - \tau_r$)의 인덱스를 갖는 피크 탭 웨이트의 이차 모멘트에 대해 모의 실험 결과와 완전 적응을 가정한 앞 절의 분석 결과와의 비를 나타낸 것이다. 즉, 실제 모의 실험을 통해 적응시킨 필터로부터 탭 웨이트의 이차 모멘트를 구하여 완전 적응 분석 결과와 비교함으로써, 각 α 값에 대해 필터의 완전 적응이 보장되는 가를 살펴볼 수 있다. 여기서, 이차 모멘트는 분산과 제곱 평균의 합으로 정의된다. 모의 실험에서 필터가 완전 적응 상태에 가까워질수록 평균과 분산이 완전 적응을 가정한 분석 결과에 근접해져서 이차 모멘트 비는 1에 가까운 값을 가져야 한다. 그림 4에서 가로축은 α 값을 나타내고 세로축은 실험과 분석으로부터 각각 얻어진 이차 모멘트의 비율 값

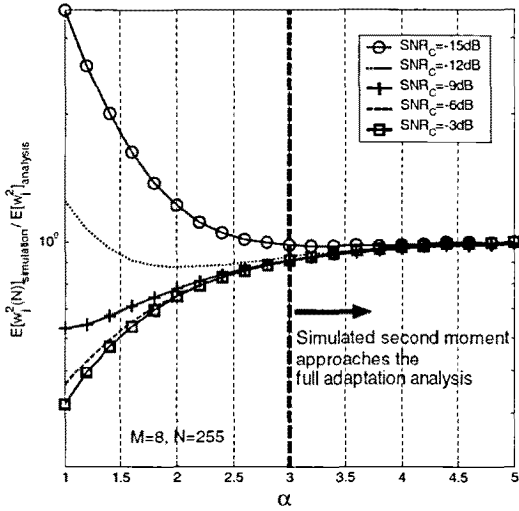


그림 4. AAS 기법에서 피크 램 웨이트 ($j = \tau_d - \tau_i$)에 대한 모의 실험 및 완전 적응 분석의 이차 모멘트 비율 ($L=255, \eta=0.6, M=8, N=255$)

이다. 결과에서 α 가 작은 값을 가질 때에는 충분하지 않은 필터 적응으로 인해 이차 모멘트 비가 1.0에서 크게 벗어나 있음을 알 수 있다. 하지만, 모든 채널 환경에서 α 가 약 3.0 이상의 값으로 커지게 되면 이차 모멘트 값은 1.0에 근접해지며, 이는 모의 실험 결과에서 완전 적응에 가까운 수렴 상태를 얻을 수 있음을 의미한다. 여기서 주목해야 할 점은 $\alpha_1 (< 2.0)$ 이나 $\alpha_2 (2.0 \sim 2.5)$ 와 같은 α 값의 범위는 필터의 완전한 적응을 보장하지 못한다. 즉, 2.0보다 작은 α 값은 필터의 완전 적응을 보장하지 못한다.

그림 5는 $SNR_c = -9dB$ 인 환경에서 모의 실험과 완전 적응 분석에 대하여 검파 확률을 나타낸 결과이다. 그림에서 가로축은 α 값을 나타내고 세로축은 검파 확률을 나타낸 것으로서, 점선은 완전 수렴 성능 분석에 의해 구한 값이고 실선은 실험으로부터 얻은 값이다. 모의 실험에서 필터가 완전 수렴에 가까워질수록 실험에서 얻은 검파 확률은 성능 분석에 의한 검파 확률과 유사한 값을 가져야 한다. 결과를 살펴보면, 모의 실험에 의한 검파 확률은 α 가 약 3.0 이상의 값을 가질 경우에만 완전 적응 분석 결과에 접근함을 알 수 있으며, 이는 수렴을 보장하는 α 값 측면에서 그림 4의 결과와 유사하다. 따라서 검파 확률의 성능 우위를 결정하는 α_2 의 상한 경계 값 $[2.0 \sim 2.5]$ 의 범위에서는 필터의 완전 적응을 보장할 수 없다. 따라서 AAS 알고리즘은 α 를 α_2 이하로 유지하면서 필터의 완전 적응 성능을 제공할 수 없다. 즉, AAS 기법이

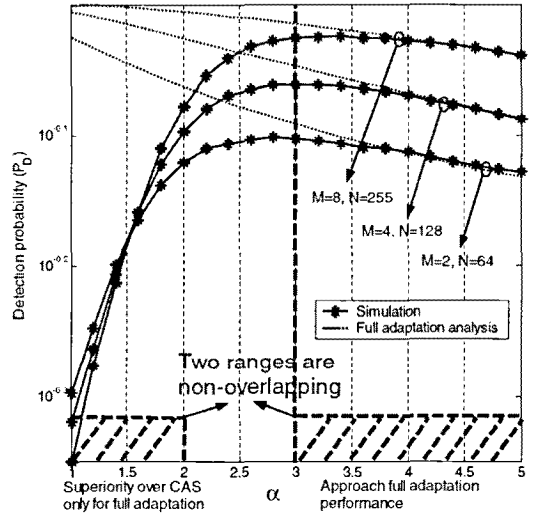


그림 5. AAS 기법에 대한 모의 실험 및 완전 적응 분석의 검파 확률 비교 ($L=255, SNR_c=-9dB, \eta=0.6, M=2, 4, 8, N=64, 128, 255$)

CAS 기법보다 성능이 우수하게 되는 2.0 이하의 α 값에서는 필터의 완전 적응을 보장할 수 없다.

앞의 모든 분석 결과를 종합해볼 때, 일반적인 동기 획득 환경인 $SNR_c < -3dB$ 인 환경에서 AAS 기법은 필터의 완전 수렴 보장 조건과 CAS 기법보다 우수한 성능을 갖기 위한 α 의 조건을 동시에 만족하지 못한다. 따라서 CAS 기법은 LMS 알고리즘 기반 AAS 기법에 비해 동기 획득 성능이 우수하다고 결론 내릴 수 있다.

3.4 페이딩 채널 환경에 대한 분석

레이리 (Rayleigh) 페이딩 채널 환경에서 검파 확률과 오보 확률은 본 논문에서 유도한 AWGN 채널에서의 분석 결과로부터 얻을 수 있다. 페이딩 채널에서의 수신 신호는 다음과 같이 표현 가능하다.

$$r(i) = h(i)c(i + \tau_d) + n(i) \quad (17)$$

여기서 $h(i)$ 는 복소 가우시안 페이딩 채널 계수로써 σ_h^2 의 분산을 갖고, $n(i)$ 는 평균 0을 갖는 복소 가우시안 부가 잡음이다. 페이딩 채널 환경에서는, 수신 신호의 위상 왜곡을 보상하기 위하여 차등 검파 기법이 동기 획득 기법에 효과적으로 사용되며 이는 AAS 기법과 CAS 기법에 모두 적용된다^[8,17]. 두 개의 연속적인 신호를 이용하여 차등 검파한 후 얻어지는 신호에서 실수부를 취하여 동기 획득 시스템의 입력 신호로서 이용하는데 다음과 같이 표현 가능하다.

$$r^d(i) = \gamma c(i + \tau_d') + n'(i) \quad (18)$$

여기서 γ 는 $|h(i)|^2$ 으로서 2차의 카이 제곱 (Chi-Square) 분포를 갖는 랜덤 변수이고, τ_d' 는 두 개의 연속되는 PN 코드의 곱으로 결정되는 새로운 시간 지연 오프셋이며 (두 개의 PN 코드의 곱은 또 다른 PN 코드를 생성함), $n'(i)$ 는 차등 검파 이후의 복합 부가 잡음으로서 가우시안 분포로 근사화되는 실수 값이다. 차등 검파 후의 신호를 γ 로 정규화하여 나타내면 다음과 같이 표현 가능하다.

$$r'(i) = c(i + \tau_d') + \frac{n'(i)}{\gamma} \quad (19)$$

정규화된 동기 획득 시스템의 입력 신호에 기반하여, 주어진 γ 에 대한 테스트 변수의 통계적인 분석이 가능하고 이를 이용하여 γ 의 함수로 표현되는 조건부 검파 확률 ($P_D(\gamma)$) 과 조건부 오보 확률 ($P_{F0}(\gamma)$) 을 유도할 수 있다. 이러한 조건부 확률은 본 논문에서 유도된 AWGN 환경의 분석 결과에서 σ_n^2 을 $\frac{E[n'(i)^2]}{\gamma^2}$ 으로 설정함으로써 바로 얻을 수 있다. 레일리 페이딩 환경에서의 최종적인 검파 확률과 오보 확률은 조건부 확률을 평균함으로써 얻을 수 있는데 다음과 같이 표현 가능하다.

$$P_D = \int_{-\infty}^{\infty} P_D(x) f_{\gamma}(x) dx$$

$$P_{F0} = \int_{-\infty}^{\infty} P_{F0}(x) f_{\gamma}(x) dx \quad (20)$$

여기서, $f_{\gamma}(x)$ 는 2차의 카이 제곱 확률 밀도 함수이다.

위의 수식으로부터, 본 논문의 AWGN 환경의 분석 결과와 카이 제곱 확률 밀도 함수의 특성에 기반하여 레일리 페이딩 채널 환경에서 AAS 기법과 CAS 기법의 성능을 비교할 수 있다. 성능 비교를 위해 페이딩 채널의 평균 파워를 1로 정규화하여 $E[|h(i)|^2] = 1$ 로 가정한다. 이 때, 주어진 수신 채널 환경

$SNR_C = \frac{1}{E[n(i)^2]}$ 에 대하여, 페이딩 환경에서 동기 획득 입력 신호의 정규화된 조건부 부가 잡음 분산인

$\frac{E[n'(i)^2]}{\gamma^2}$ 은 초기 수신 신호 부가 잡음 분산인

$E[n(i)^2]$ 에 비해 큰 범위의 값으로 많이 분포한다. 이러한 이유는 $E[n'(i)^2]$ 이 $E[n(i)^2]$ 보다 큰 값을 갖고, 카이 제곱 분포의 PDF가 낮은 범위의 값으로 주로 분포하는 경향 때문이다 (2차 카이 제곱 분포는 지수 (exponential) PDF에 해당함). 따라서 주어진 SNR_C 에 대하여, 수식 (20)에 의해 계산되는 P_D 와 P_{F0} 에 대한 레일리 페이딩 채널 환경에서의 성능은 가우시안 채널 환경의 성능에 비해 저하된다. 본 논문의 가우시안 채널에서의 분석 결과에 따르면 AAS 기법의 조건부 검파 확률 $P_D(\gamma)$ 는 CAS 기법의 조건부 검파 확률보다 성능이 우수할 수 없는데, 그 이유는 AAS 기법이 모든 동기 획득 환경 SNR_C 에 대하여 α 를 2.0 이하로 유지하면서 필터의 완전 적응을 보장하지 못하기 때문이다. 따라서 수식 (20)에서와 같이 $P_D(\gamma)$ 에 대해 평균을 취한 P_D 의 경우에도 AAS 기법이 CAS 기법보다 성능이 우수할 수 없다. 즉, 모든 조건부 확률의 성능에 대해 CAS 기법이 우수하므로 그 평균 성능 또한 CAS 기법이 우수하다고 할 수 있다. 동일한 이유로 오보 확률 성능인 P_{F0} 의 경우에도 레일리 페이딩 환경에서 AAS 기법이 CAS 기법보다 성능이 우수할 수 없다. 따라서 레일리 페이딩 채널 환경에서도 CAS 기법의 동기 획득 성능이 AAS 기법의 성능보다 우수하다고 결론내릴 수 있다.

앞의 레일리 페이딩 채널 환경에서의 성능 분석은 시간 정적인 페이딩 채널 환경의 가정에서의 분석이다. 그러나 본 논문의 분석은 시변 페이딩 채널 환경에도 쉽게 적용 가능하다. 시변 페이딩 환경에서 동기 획득 시스템은 시변 특성을 극복하기 위하여 부분 구간 계산 방법을 사용하여 동작 한다¹⁸⁾. 즉, 시간 정적인 특성을 보장할 수 있는 짧은 구간으로 나누어 상관 값을 계산하거나 필터를 적응시키고, 각 부분 구간별로 얻어진 테스트 변수들을 결합하여 최종적인 테스트 변수로 사용함으로써 시변 페이딩 채널 환경에서 동작 가능하다. 따라서 본 논문의 분석 방법은 시간 정적인 특성이 보장되는 부분 구간 상에서 바로 적용 가능하며, 본 논문의 분석 결과에 의해 부분 구간에서 AAS 기법의 성능이 CAS 기법의 성능보다 좋을 수 없으므로 전체 구간에서도 AAS 기법의 성능이 CAS 기법보다 좋을 수 없다. 다중 경로 페이딩 채널 환경인 경우에도 동기 획득 시스템은 각 경로별로 독립적으로 동작하므로 본 논문의 분석 결과는 그대로 적용

가능하다 (단순히 다중 경로 간섭에 의해 증가 SNR_C 만 감소한 채널 환경에서 본 논문의 분석이 그대로 적용된다).

지금까지의 분석 결과에 기초하여 볼 때, 레일리 페이딩 채널 환경에서의 성능인 수식 (20)을 정확하게 계산하지 않더라도, AWGN 환경에서의 본 논문의 분석 결과를 기반으로 AAS 기법과 CAS 기법의 성능 비교가 가능하다. 분석 결과를 통해 볼 때, 레일리 페이딩 채널 환경에서도 CAS 기법이 AAS 기법보다 동기 획득 성능이 우수하다고 결론내릴 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 상관기를 이용한 기법과 LMS 기반 적응형 필터를 이용한 기법간의 동기 획득 성능을 비교 분석하였다. 두 가지 기법에 대한 테스트 변수를 통계적으로 유도하고, 이를 이용하여 검파 확률 및 오보 확률 성능을 분석하였다. 또한 모의 실험을 통해 수식 분석 결과를 검증하였고, 두 기법간의 검파 확률 및 오보 확률 성능을 비교 분석하였다. 수식 분석 및 모의 실험 결과를 통해 일반적인 동기 획득 환경에서 상관기를 이용한 기법이 LMS 기반 적응형 필터를 이용한 기법에 비해 우수한 동기 획득 성능을 가짐을 보였다.

참 고 문 헌

[1] K.K. Chawla, D.V Sarwate, "Parallel acquisition of PN sequences in DS/SS systems," IEEE Trans. on Commun., Vol.42, pp.2155-2164, May 1994.

[2] J. Holmes and C. Chen, "Acquisition time performance of PN spread spectrum systems," IEEE Trans. on Commun., Vol.COM-25, pp.778-783, Aug. 1977.

[3] A. Polydoros and C. Weber, "A unified approach to serial search spread spectrum code acquisition-part I : General Theory," IEEE Trans. on Commun., Vol.1, pp.542-549 May 1984.

[4] 강법주, 박형래, 손정영, 강창언, "IS-95 역방향 링크에서 단일 적분 및 이중 적분 검색 방식의 성능 분석", 한국 통신 학회 논문지, 제 21권, 2호, pp.383-393, 1996년 2월

[5] M.G. El-Tarhuni and A.U. Sheikh, "Adaptive synchronization for spread spectrum systems," VTC'96, Vol.1, pp.170-174, April 1996.

[6] M.G. El-Tarhuni and A.U. Sheikh, "Code acquisition of DS/SS signals in fading channels using an LMS adaptive filter," IEEE Communications Letters, Vol.2, pp.85-88, April 1998.

[7] 류탁기, 권종형, 전형구, 이정구, 홍대식, 강창언, "DS / SS에서의 웨이트 테스트 방식을 적용한 적응형 코드 동기 획득 방법" 한국 통신 학회 논문지, 제26권, 6호, pp.373-380, 2001년 3월

[8] Takki Yu, Jonghyung Kwun, Hyounggoo Jeon, Daesik Hong and Changeon Kang, "Noncoherent Adaptive Code Synchronization for DS/CDMA Systems," Globecom'01, Vol.6, pp.3311-3315, November 2001.

[9] Takki Yu, Daesik Hong and Changeon Kang, "A Generalized Adaptive Code Acquisition Scheme Using Backpropagation Network in DS/SS Systems," ICCS'02, Vol.6, pp.3311 - 3315, November 2002.

[10] Takki Yu, Myeongsu Han, Daesik Hong and Changeon Kang, "Improved adaptive code acquisition scheme for practical DS/SS systems," VTC'04, Vol.5, pp.3743-3747, Sept. 2004.

[11] Myeongsu Han, Takki Yu, Changeon Kang and Daesik Hong, "A New Adaptive Code Acquisition Algorithm Using Parallel Subfilter Structure," IEEE Trans. on Vehicular Technology, Vol.55, pp.1790 - 1796, Nov. 2006.

[12] D. E. Cartier, "Partial Correlation Properties of Pseudonoise (PN) Codes in Noncoherent Synchronization/Detection Schemes," IEEE Trans. on Commun., Vol.24, pp.898 - 903, Aug. 1976.

[13] Athanasions Papoulis, Probability, Random Variables, and Stochastic Processes, Vol. Third Edition. 1991.

[14] N. Bershad, and L. Qu, "On the probability density function of the LMS adaptive filter weights," IEEE Trans. on Acoustic Speech and Signal Processing, vol. ASSP-37, pp.43

-56, Jan. 1989.

- [15] Simon Haykin, Adaptive Filter Theory. Third Edition, 1996.
- [16] N. Bershad, "On weight update saturation nonlinearities in LMS adaptation," IEEE Trans. on Acoustic Speech and Signal Processing, Vol.38, pp.623 - 630, April 1988.
- [17] Char-Dir Chung, "Differentially Coherent Detection Technique for Direct-Sequence Code Acquisition in a Rayleigh Fading Mobile Channels," IEEE Trans. on Commun., Vol.43, pp.1116-1126, April 1995.
- [18] Moon Kyou Song and V.K Bhargava, "Performance analysis of cell search in W-CDMA systems over Rayleigh fading channels," IEEE Trans. on Vehicular Technology, Vol.51, pp.749 - 759, July 2002.

류 탁 기 (Takki Yu)

정회원



1999년 2월 연세대학교 전자공학과 학사

2001년 2월 연세대학교 전기전자공학과 석사

2006년 2월 연세대학교 전기전자공학과 박사

2006년 3월~2009년 9월 삼성전자 통신 연구소 책임 연구원

2009년 9월~현재 Stanford University 전기 공학과 STAR Lab. 연구원

<관심분야> Channel estimation, Synchronization, Interference management, Relay, Femto-cell

홍 대 식 (Daesik Hong)

종신회원

한국통신학회지 제 25권, 제 12호(2008) 참조