

낮은 계산 복잡도를 갖는 Linear Prediction 기반의 SNR 추정 기법

LP-Based SNR Estimation with Low Computation Complexity

김선애 · 조병각* · 백광훈* · 유흥균

Seon Ae Kim · Byung Gak Jo* · Gwang Hoon Baek* · Heung-Gyoon Ryu

요 약

채널의 상태가 시간에 따라 수시로 변하는 전송 환경에서 수신된 신호에 대한 잡음 비를 추정하는 것이 중요하다. 대부분의 SNR 추정기는 MF(Matched Filter) 후 수신된 샘플로 추정이 이루어진다. 하지만 이런 기법들은 무선 통신에서 채널의 상태에 민감한 특성을 갖는다. 하지만 수신기의 front-end에서 모아진 데이터들을 이용하는 선형 예측(LP: Linear Prediction) 기법을 기반으로 하는 신호 대 잡음 비 추정 알고리즘은 이에 비해 안정된 성능을 보인다. 본 논문에서는 LP 기반의 SNR 추정기를 소개하고, 기존의 LP 기법 기반으로 하는 SNR 추정 알고리즘의 계산 복잡도를 줄이기 위한 새로운 기법을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 알고리즘은 Linear Prediction 오차를 구하는 과정에서 순방향 오차와 그 conjugate 값을 이용하여 SNR 추정 과정을 보다 간단하게 한다.

Abstract

It is very important to estimate the Signal to Noise Ratio(SNR) of received signal in time varying channel state. Most SNR estimation techniques derive the SNR estimates solely from the samples of the received signal after the matched filter. In the severe distorted wireless channel, the performance of these estimators become unstable and degraded. LP-based SNR estimator which can operate on data samples collected at the front-end of a receiver shows more stable performance than other SNR estimator. In this paper, we study an efficient SNR estimation algorithm based on LP and propose a new estimation method to decrease the computation complexity. Proposed algorithm accomplishes the SNR estimation process efficiently because it uses the forward prediction error and its conjugate value during the linear prediction error update. Via the computer simulation, the performance of this proposed estimation method is compared and discussed with other conventional SNR estimators in digital communication channels.

Key words : Signal-to-Noise Ratio, Linear Prediction Algorithm, SNR Estimator

I. 서 론

제 4세대 무선 통신 시스템은 주로 멀티미디어 서비스에 기본을 두고, 광대역 통신과 함께 높은 이동성을 지원할 수 있어야 한다. 제한된 주파수 대역을 이용하여 고효율의 데이터 전송을 얻고자 하는 노력

은 M-ary APSK 변조 방식이나 QAM 방식과 같은 고차원 변조 방식의 진보를 가져왔다. 그러므로 채널의 상태가 시간에 따라 수시로 변하는 전송 환경에서 수신된 SNR을 추정하여, 보다 효율적으로 신호를 전송하는 것은 현대 통신 시스템에서 무엇보다 중요한 기술이다^{[1],[2]}. 정확한 SNR 추정 기법이 사용

충북대학교 전자정보대학 전자공학과(College of Electrical and Computer Engineering, Chungbuk National University)

*국방과학연구소 위성통신연구그룹(Satellite Communication Group, ADD)

· 논문 번호 : 20090814-085

· 수정완료일자 : 2009년 10월 12일

가능하다면 통신 시스템들의 성능은 매우 향상될 것이다.

디지털 통신 채널들에 있어서 많은 SNR 추정 기법은 지난 수십년간 제안되고 있다^[3]. 특히 디지털 통신에서 서비스 중인 SNR 추정 기법들 중 SNV (SquAred Signal-to-Noise Variance) 기법은 1996년에 Gilchrist에 의해 소개되었고, 2차~4차 모멘트 응용 기법(M2M4: Second-and Fourth-Order Moments)은 Benedic, Soong 뿐 아니라 Pauluzz 등 여러 연구자에 의해 개발되었고, 이 외에도 Brandao 등에 의해 SVR (Signal-to-Variance Ratio) 기법들이 제안되었다. 하지만 이 기법들의 대부분은 정합 필터(MF)의 출력에서 수신된 신호로부터 SNR 값을 추정한다. 이러한 추정기는 정합 필터 출력에서 부호화 간섭이 없고, 완벽한 주파수와 심볼 동기가 이루어진다는 것을 가정하고 있다. 하지만 실제 다중 경로가 존재하는 무선 통신에서, 특히 실내나 도시와 같은 곳에서는 부호간 간섭을 많이 발생한다. 또한 BPSK와 같이 간단한 변조 신호와 M-ary APSK 또는 QAM 같은 변조 신호를 비교하면, 고차원으로 갈수록 SNR의 추정은 점점 더 어려워진다. 그러므로, BPSK 신호에 대하여 효율적으로 적용할 수 있었던 SNR 추정 알고리즘이라 하더라도 고차원 신호에 대해서는 그대로 사용하기 어려운 점이 많다.

그러므로 본 논문에서는 수신기의 front-end에서 모아진 데이터들을 이용하는 선형 예측(LP: Linear Prediction) 기법을 기반으로 하는 신호 대 잡음 비 추정 알고리즘을 소개하고^[14], 기존의 LP 기법 기반으로 하는 SNR 추정 알고리즘의 계산 복잡도를 줄이기 위한 새로운 기법을 제안한다. LP 기반 SNR 추정 기법은 심각한 다중 경로 채널이나 수신기의 입력에서 SNR 추정값을 요구하는 다른 시스템들로 확장 가능하다. 또한 이 기법은 적어도 두 개 이상의 다른 안테나 신호 경로를 갖는 안테나 다이버시티 결합 기법 등에도 응용이 가능하다. 하지만 이 기법은 SNR 값 추정 시 AWGN의 2차 4차 모멘트들의 성질에 의존적이고, SNR 값과 AWGN의 전력을 찾기 위해 modified-covariance 알고리즘을 이용해 선형 예측 상수를 얻기 때문에 이 과정에서 자기 상관을 찾기 위한 계산 복잡도가 매우 증가한다.

기존의 선형 예측 기반 SNR 추정 기법은 더 많은

오차 점을 만들어 세밀한 에러 통계를 생성하기 위해 순방향과 역방향 오차들 모두의 선형 예측 오차 통계를 결합하는 방식을 채택한다. 하지만 이 방식은 양 방향 오차 점을 생성하기 두 번의 자기 상관 값을 사용하므로, 이에 따른 덧셈 계산 복잡도와 곱셈 계산 복잡도가 증가한다. 그러므로 본 논문에서는 기존의 기법과 동일한 오차 점을 사용하면서 자기 상관의 계산 복잡도를 줄이는 낮은 계산 복잡도의 SNR 추정 기법을 소개하고, 이전 장과 같이 단계별로 SNR을 추정해 가는 방법을 설명한다. 제안한 기법은 기존의 기법 3단계에서 진행해 오던 순방향과 역방향을의 오차 결합과 달리 순방향의 오차 특성과 그것의 conjugate 값을 사용하여 기존의 기법과 같은 오차 점을 만들고 대신 계산 복잡도를 줄이는 방식이다.

II. 시스템 모델과 선형 예측(Linear Prediction) 기반 SNR 추정

SNR은 최적 샘플링 간격으로 결정 소자에서 판별된 신호 전력 대 잡음 전력의 비이다. N_{sym} 개의 M-ary 소스 심볼 블록은 RRC 필터로 펄스 성형되고, 일정한 감쇄 인자에 의해 스케일 된다. M-ary 소스의 시퀀스는 다음과 같이 표현된다.

$$a_n = e^{j\theta_n} \quad n \in \{0, 1, 2, \dots, N_{sym} - 1\} \quad (1)$$

여기서 θ_n 은 단위 원을 동일한 M 간격으로 나눈 각 중에 하나이다. 펄스 성형된 정보 신호는

$$m_k = \sum_n a_n h_{k-n} \quad (2)$$

또한 h_k 는 RRC 필터 탭 상수이고, 수신된 신호는

$$r_k = \sqrt{s}m_k + \sqrt{N}z_k \quad (3)$$

여기서 z_k 는 일정한 분산을 갖는 복소 샘플된 영점 평균 AWGN(Additive White Gaussian Noise)이고, s 는 신호 전력 스케일 인자이고, N 는 잡음 전력 인자이다. MF(Matched Filter) 후 수신된 신호의 샘플은 다음과 같이 표현된다.

$$y_n = y_k |_{k=nN_{ss}} = \sqrt{S}a_n g_0 + \sqrt{N}w_n \quad (4)$$

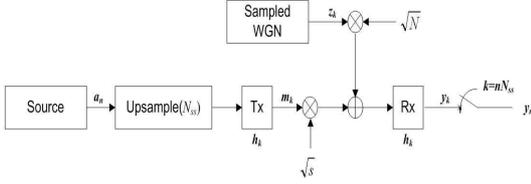


그림 1. 기저 대역 시스템 모델
Fig. 1. Baseband equivalent system model.

여기서 g_0 는 전체 raised-cosine 임펄스 응답의 최고치이고, w_n 은 심볼 간격 필터된 샘플이다. 여러 가지 SNR 추정에서 식 (4)는 결정 소자에서 입력 신호의 데이터 모델로 사용된다.

AWGN 통신 채널에 있어서 수신기의 front-end에서 수신된 신호는 다음과 같이 고려할 수 있다.

$$x(n) = s(n) + w(n) \quad (5)$$

여기서 $x(n)$ 은 수신 신호이고, $w(n)$ 은 잡음이다. 종종 이 가산 잡음은 영점 평균 AWGN으로 가정하고, 신호와 상관되지 않는다. 이 경우에 측정된 데이터의 자기 상관 $x(n)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$r_x(k, l) = r_s(k, l) + r_w(k, l) \quad (6)$$

$x(n)$ 은 wide-sense stationary random process이고, 이것의 자기 상관 $r_x(k, l)$ 은 $m = k - l$ 만큼의 차이를 갖는다. 그러므로 위의 식은 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$r_x(m) = r_s(m) + r_w(m) \quad (7)$$

식 (5)의 영점 평균 AWGN $w(n)$ 은 불규칙한 부분이기 때문에 이 프로세스는 $m=0$ 를 제외한 모든 부분에서 그것들끼리 비상관 관계를 갖는다. 그것의 자기 상관 시퀀스(Autocorrelation Sequence: ACS)는 다음과 같은 형식을 따른다.

$$r_w(m) = \sigma^2 \delta(m) \quad (8)$$

여기서 σ^2 은 잡음의 분산값이고, $\delta(m)$ 은 discrete delta sequence이다.

$s(n)$ 의 자기 상관 시퀀스는 m 의 conjugate symmetric function이고, $r_s(m) = r_s^*(-m)$ 이다. $M=0$ 에서 그것의 값에 의해 upper bounded 진폭을 갖는다.

식 (5)의 잡음 부분은 시간 영역에서 각 샘플에 영향을 미치기 쉽고 2차 통계 영역에서 영점 오프셋 샘플에 영향을 제한하고, AWGN 시스템에서 $r_s(0)$ 추정 시 잡음 분산 추정의 문제를 줄이는 것을 가능하게 한다.

디지털 수신기의 front-end에서 수신된 신호로부터 추정된 $(N+1)$ 점 자기 상관 시퀀스(ACS) $r_x(-N)$, $r_x(-N+1)$, ..., $r_x(0)$ 를 가정한다. $N+1$ 개 자기 상관 샘플들 사이에 0 지연(zero lag) 잡음에 무관한 자기 상관 샘플 $r_s(0)$ 는 없다. 목표는 남겨진 N 샘플을 이용하여 $r_s(0)$ 를 추정하는 것이다. 그것에 의해 SNR 값을 결정하는 가산 잡음의 전력을 구한다.

다른 기술들은 남아 있는 N 자기 상관 샘플들로부터 $r_s(0)$ 의 값을 예상하도록 하는 방법을 사용될 수 있다. 다른 예측 기술들에서 modified-covariance 방법은 최고로 여겨진다. Modified-covariance 방법은 참고문헌 [8]~[10]에 자세히 설명되어 있으므로, 여기서는 간단히 설명한다.

Step 1. 이용 가능한 자기 상관 시퀀스로부터 순방향 선형 예측 오차(forward linear prediction error) e^f 의 행렬은 다음과 같다.

$$\begin{bmatrix} e_p^f(-1) \\ e_p^f(-2) \\ \vdots \\ e_p^f(-N+p+1) \\ e_p^f(p+1) \\ e_p^f(p+2) \\ \vdots \\ e_p^f(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x(-1) \\ r_x(-2) \\ \vdots \\ r_x(-N+p+1) \\ r_x(p+1) \\ r_x(p+2) \\ \vdots \\ r_x(N) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_x(-2) & r_x(-3) & \Lambda & r_x(-1-p) \\ r_x(-3) & r_x(-4) & \Lambda & r_x(-2-p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_x(-N+p) & r_x(-N+p-1) & \Lambda & r_x(-N-1) \\ r_x(p) & r_x(p-1) & \Lambda & r_x(1) \\ r_x(p+1) & r_x(p) & \Lambda & r_x(2) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_x(N-1) & r_x(N-2) & \Lambda & r_x(N-p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_p^f(1) \\ a_p^f(2) \\ a_p^f(3) \\ \vdots \\ a_p^f(p) \end{bmatrix} \quad (9)$$

여기서 $a_p^f(k)$ 는 순방향 선형 예측 상수이고, p 는 순방향 예측 차수이다. 식 (9)는 다음과 같은 간단한

형식으로 다시 쓸 수 있다.

$$e^f = r^f - R^f a_p^f \tag{10}$$

Step 2. Step 1과 비슷한 방법으로 두 개의 예측 오차를 위해 역방향 선형 예측 오차(backward linear prediction error) e^b 의 행렬은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{bmatrix} e_q^b(-N) \\ e_q^b(-N+1) \\ \vdots \\ e_q^b(-q-1) \\ e_q^b(1) \\ e_q^b(2) \\ \vdots \\ e_q^b(N-q-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x(-N) \\ r_x(-N+1) \\ \vdots \\ r_x(-q-1) \\ r_x(1) \\ r_x(2) \\ \vdots \\ r_x(N-q-1) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_x(-N+1) & r_x(-N+2) & L & r_x(-N+q) \\ r_x(-N+2) & r_x(-N+3) & L & r_x(-N+q+1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_x(-q) & r_x(-q+1) & L & r_x(-1) \\ r_x(2) & r_x(3) & L & r_x(q+2) \\ r_x(3) & r_x(4) & L & r_x(q+3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_x(N-q) & r_x(N-q+1) & L & r_x(N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_q^b(1) \\ a_q^b(2) \\ a_q^b(3) \\ \vdots \\ a_q^b(q) \end{bmatrix} \tag{11}$$

여기서 $a_q^b(k)$ 는 역방향 선형 예측 상수이고, q 는 역방향 예측 차수이다. 식 (11)은 다음과 같이 압축된 형식으로 쓸 수 있다.

$$e^b = r^b - R^b a_q^b \tag{12}$$

$a_p^f(k) = (a_q^{*b}(k))$ 이기 때문에 식 (12)는 순방향 선형 예측 상수의 관점에서 다음과 같이 다시 쓸 수 있다.

$$e^{*b} = r^{*b} - R^{*b} a_p^f$$

Step 3. 양 방향 모두 비슷한 통계 정보를 갖기 때문에 더 많은 오차점을 생성하기 위해 전방향과 역방향 오차들 모두의 선형 예측 오차 통계를 결합하는 것이 적당하다^[8]. 순수한 결과는 예측기 상수의 개선된 추정일 것이다. $2 \times (N-p)$ 전방향 그리고 $2 \times (N-q)$ 역방향 선형 예측 오차는 행렬 벡터로 간략하게 요약할 수 있다.

$$e = \begin{bmatrix} e^f \\ e^{*b} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r^f \\ r^{*b} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R^f \\ R^{*b} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_p^f(1) \\ \vdots \\ M \\ a_p^f(p) \end{bmatrix}$$

$$e = r - Ra_p^f \tag{13}$$

Step 4. LSE(Least Squared Error)를 위해 식 (13)을 풀어 다음과 같이 예측 상수를 구한다. 가능한 데이터를 통한 전방향 역방향 선형 예측 squared 오차의 평균은 다음과 같이 주어진다.

$$\rho_p = \sum_n |e_p^f(n)|^2 + \sum_n |e_p^b(n)|^2 = e^T e \tag{14}$$

식 (13)을 식 (14)에 대입하여 예측기 상수에서 squared 오차의 합을 명백히 표현할 수 있다.

$$\rho_p = r^T r - r^T R a_p^f - a_p^{fT} R^T r + a_p^{fT} R^T R a_p^f \tag{15}$$

그 다음 식 (15)를 a_p^f 로 미분하여 다음과 같은 기울기 벡터를 얻는다.

$$\frac{\partial \rho}{\partial a_p^f} = -2R^T r + 2R^T R a_p^f = -2R^T e \tag{16}$$

기울기 벡터가 영일 때 squared error의 합이 최소 값에 도달하는 것은 명백하므로, 식 (16)으로부터 다음을 이끌어낼 수 있다.

$$R^T R a_p^f = R^T e \tag{17}$$

또한 LSE로 주어진 예측 상수는 식 (17)의 해로 구해진다. 그러나 이 해는 R 행렬의 null 값이 영일 때 유일하다^[11]. 이 조건이 만족되면, 행렬 $R^T R$ 이 non-singular이고 그 해가 유일하며, 다음과 같이 주어진다.

$$a_p^f = (R^T R)^{-1} R^T e = R^\# e$$

여기서 $R^\#$ 은 행렬 R 의 pseudo-inverse라 하고, 다음과 같다.

$$R^\# = (R^T R)^{-1} R^T$$

Step 5. 식 (5)의 잡음 없는 신호 $s(t)$ 의 전력을 예측하기 위해 예측 상수와 영점 오프셋 자기 상관

값에서 이전의 p 자기 상관 샘플들을 사용한다.

$$r_s(0) = \sum_{k=1}^p a_p^f(k) r_x(-k) \quad (18)$$

Step 6. $\sigma^2 = r_x(0) - r_s(0)$ 로 AWGN의 전력과 $\frac{r_s(0)}{\sigma^2}$ 로 SNR 추정값을 찾는다.

III. 낮은 계산 복잡도의 SNR 추정

기존의 선형 예측(LP: Linear Prediction) 기반 SNR 추정 기법은 더 많은 오차 점을 만들어 세밀한 에러 통계를 생성하기 위해 순방향과 역방향 오차들 모두의 선형 예측 오차 통계를 결합하는 방식을 채택한다. 하지만 이 방식은 양 방향 오차 점을 생성하기 두 번의 자기 상관 값을 사용하므로, 이에 따른 덧셈 계산 복잡도와 곱셈 계산 복잡도가 증가한다. 그러므로 본 장에서는 기존의 기법과 동일한 오차 점을 사용하면서 자기 상관의 계산 복잡도를 줄이는 낮은 계산 복잡도의 SNR 추정 기법을 소개하고, 이전 장과 같이 단계별로 SNR을 추정해 가는 방법을 설명한다. 기존의 기법과 제안 기법이 가장 큰 차이를 두는 것은 Step 2와 3이고, 기존 기법의 선형 예측 오차 통계 특성이 순방향과 역방향에서 비슷하다는 점에서 출발한다.

Step 1. 먼저 기존 기법과 같이 자기 상관 시퀀스로부터 순방향 선형 예측 오차 행렬을 생성한다.

$$\begin{bmatrix} e_p^f(-1) \\ e_p^f(-2) \\ \text{M} \\ e_p^f(-N+p+1) \\ e_p^f(p+1) \\ e_p^f(p+2) \\ \text{M} \\ e_p^f(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_x(-1) \\ r_x(-2) \\ \text{M} \\ r_x(-N+p+1) \\ r_x(p+1) \\ r_x(p+2) \\ \text{M} \\ r_x(N) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_x(-2) & r_x(-3) & \Lambda & r_x(-1-p) \\ r_x(-3) & r_x(-4) & \Lambda & r_x(-2-p) \\ \text{M} & \text{M} & \text{O} & \text{M} \\ r_x(-N+p) & r_x(-N+p-1) & \Lambda & r_x(-N) \\ r_x(p) & r_x(p-1) & \Lambda & r_x(1) \\ r_x(p+1) & r_x(p) & \Lambda & r_x(2) \\ \text{M} & \text{M} & \text{O} & \text{M} \\ r_x(N-1) & r_x(N-2) & \Lambda & r_x(N-p) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_p^f(1) \\ a_p^f(2) \\ a_p^f(3) \\ \text{M} \\ a_p^f(p) \end{bmatrix} \quad (19)$$

여기서 $a_p^f(k)$ 는 전 방향 선형 예측 상수이고, p 는 전 방향 예측 차수이다.

$$e^f = r^f - R^f a_p^f$$

Step 2. 기존 기법과 비교하여 제안한 기법은 양 방향 선형 예측 오차가 비슷한 통계 정보 특성을 갖는다는 것에서 착안하여, 기존의 기법의 2단계에서 진행되었던 역방향 오차를 구하지 않는다. 다만 제안한 기법은 기존의 기법 3단계에서 진행해 오던 순방향과 역방향의 오차 결합과 달리 순방향의 오차 특성과 그것의 conjugate 값을 사용하여 기존의 기법과 같은 $4 \times (N-p)$ 의 오차 점을 만든다. 그리고 기존 기법의 3단계 과정과 같이 선형 예측 오차를 다음과 같은 행렬 벡터로 간략하게 요약한다. 여기서 $a_p^f(k) = (a_p^{*f}(k))$ 이기 때문에 결합된 선형 예측 오차는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$e = \begin{bmatrix} e^f \\ e^{*f} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r^f \\ r^{*f} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} R^f \\ R^{*f} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_p^f(1) \\ \text{M} \\ a_p^f(p) \end{bmatrix} \quad (20)$$

$$e = r - R a_p^f$$

여기서 e , r , R 은 순방향 예측 인지들과 그것의 conjugation 프로세스로 구성된다.

Step 3~4. 제안된 알고리즘은 Step 2에서 역방향 예측 오차를 사용하는 대신 순방향 오차의 conjugate 값을 이용하여 기존의 기법과 같은 개수의 오차점을 만들고, 비슷한 통계 특성을 따르게 하므로, 그 다음 단계의 SNR 추정 과정은 기존의 기법과 동일하게 처리된다. 2장의 식 (14)부터 (17)까지 동일한 식이 사용되고, 마지막 SNR 결정 과정에서 기존의 기법과 $a_p^f(k)$ 의 값이 $\hat{a}_p^f(k)$ 차이를 보일 것이다.

Step 5. 기존의 기법과 마찬가지로 $s(t)$ 의 전력을 예측하기 위해 개선된 예측 상수 $\hat{a}_p^f(k)$ 와 영점 오프셋 자기 상관 값에서 이전의 p 자기 상관 샘플들을 사용하여 $r_s(0)$ 을 결정한다.

$$r_s(0) = \sum_{k=1}^p \hat{a}_p^f(k) r_x(-k)$$

Step 6. $\sigma^2 = r_x(0) - r_s(0)$ 로 AWGN의 전력과

ing) 신호를 위해 제안되었다. 참고문헌 [4]에 주어진 Real AWGN에서 BPSK를 위한 SNV 추정 기법은 MF의 샘플된 출력의 관점에서 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\rho}_{SNV,real} = \frac{\left[\frac{1}{N_{sym}} \sum_{n=0}^{N_{sym}-1} |y_n| \right]^2}{\frac{1}{N_{sym}-1} \sum_{n=0}^{N_{sym}-1} y_n^2 - \frac{1}{N_{sym}(N_{sym}-1)} \left[\sum_{n=0}^{N_{sym}-1} |y_n| \right]^2} \quad (23)$$

$$\hat{\rho}_{SNV,complex} = \frac{\left[\frac{1}{N_{sym}} \sum_{n=0}^{N_{sym}-1} \text{Re}\{y_n^* a_n^{(i)}\} \right]^2}{\frac{1}{N_{sym}-3/2} \sum_{n=0}^{N_{sym}-1} |y_n|^2 - \frac{1}{N_{sym}(N_{sym}-3/2)} \left[\sum_{n=0}^{N_{sym}-1} \text{Re}\{y_n^* a_n^{(i)}\} \right]^2}$$

4-3 Second and Fourth Order Moments(M2M4)

신호의 세기와 잡음의 세기의 분리된 추정을 위해 제안된 2~4차 모멘트 응용 기법은 일찍이 1967년에 Benedict와 Soong에 의해 언급되었다^[5]. 1994년에 Matzner와 Engleberger은 실제 신호에서 추정 기법의 유도를 세밀하게 하였고^[6], 2000년에 Pauluzzi and Beaulieu가 복소 AWGN에서 M2M4의 유도를 확장하였다^[3]. 복소 채널^[3]에서 제공된 유도 식은 다음 식으로 보인다. M_2 는 수신된 y_n 의 2차 모멘트이고, M_4 는 y_n 의 4차 모멘트로 다음과 같다.

$$M_2 = E\{y_n y_n^*\}, \quad M_4 = E\{(y_n y_n^*)^2\}$$

$$\hat{\rho}_{M_2M_4,real} = \frac{\frac{1}{2} \sqrt{6M_2^2 - 2M_4}}{M_2 - \frac{1}{2} \sqrt{6M_2^2 - 2M_4}}$$

$$\hat{\rho}_{M_2M_4,complex} = \frac{\sqrt{2M_2^2 - M_4}}{M_2 - \sqrt{2M_2^2 - M_4}} \quad (24)$$

SNV 기법에 SNR 추정은 식 (24)에 보인 것처럼 수신 신호의 2차 4차 모멘트의 결합으로 이루어지고, 자세한 설명은 참고문헌 [3]에 제시하기로 한다.

4-4 SVR(Signal-to-Variance Ratio)

참고문헌 [7]에 자세히 다루고 있는 SVR 추정기

는 다중 경로 채널에서 채널 품질을 감시를 위해 개발된 모멘트 기반 기법이다. 또한 이 기법은 AWGN에서 채널 품질의 측정으로도 활용할 수 있다. SVR 추정기는 다음 파라미터의 함수로 표현된다.

$$\beta = \frac{E\{y_n y_n^* y_{n-1} y_{n-1}^*\}}{E\{(y_n y_n^*)^2\} - E\{y_n y_n^* y_{n-1} y_{n-1}^*\}}$$

$$\hat{\rho}_{SVR,complex} = \beta - 1 + \sqrt{\beta(\beta - 1)}$$

$$\hat{\rho}_{SVR,real} = (2\beta - 1) + \sqrt{2\beta(2\beta - 1)}$$

4-5 시뮬레이션 결과와 논의

본 논문에서는 변조 레벨을 각각 BPSK와 QPSK로 조정하면서 AWGN 채널에서 성능을 분석하고, 심볼의 수 N_{sym} 을 64와 1,024로 바꾸어 가면서 SNR 추정기의 성능을 비교한다.

그림 2는 기존의 LP 알고리즘과 본 논문에서 제안한 낮은 복잡도의 알고리즘, 그리고 다른 서비스 중인 SNR 추정기들의 성능을 비교한 곡선이다. 시뮬레이션 결과 LP 기반의 SNR 추정 알고리즘은 기존의 MF의 출력에서 SNR 추정하는 기법들보다 낮은 MSE 값을 가지면서 보다 빠르게 CBR로 근접하는 것을 알 수 있다. LP 기반의 SNR 추정기는 수신기의 front-end에서 모아진 데이터들을 이용하여 SNR 값을 추정하기 때문에 기존의 다른 SNR 추정 기법들보다 유연하게 채널에 대응하는 장점이 있다. 그러므로 그림 1에서 보면 변조 레벨이 BPSK이고 심볼의 수가 64, AWGN 채널에 대해서도 기존의 SNR 추정 기법들보다 좀 더 세밀한 추정을 가능하게 한다. 시뮬레이션 결과에서 선형 예측 SNR 추정 알고리즘은 10 dB 이하의 낮은 SNR에서도 다른 추정기들보다 비교적 추정 오차가 줄어들지만, 낮은 SNR에서 기존의 다른 추정기들과 마찬가지로 추정 오차가 발생하게 되고, 제안한 알고리즘은 기존의 선형 예측 알고리즘과 비교하였을 때 거의 같은 성능을 나타내지만, 양쪽 방향의 통계 특성이 비슷하다는 점을 이용하여 한 방향 예측 오차와 그 conjugate 값으로 SNR을 추정하기 때문에 낮은 SNR과 적은 심볼 수에서 기존의 알고리즘보다 충분한 오차 특성을 포함되지 않아 선형 예측 오차가 증가하는 경우

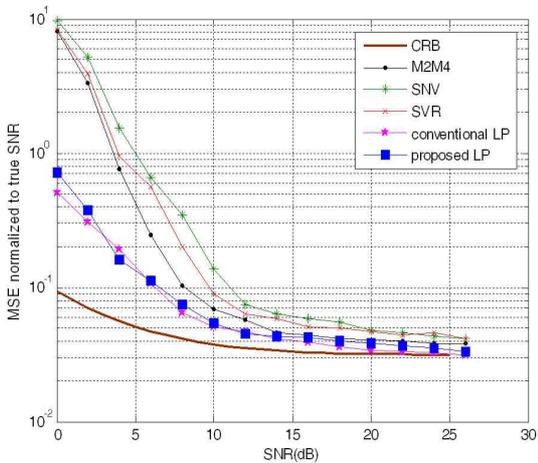


그림 2. AWGN 채널에서 제안된 알고리즘의 성능 비교(BPSK, $N_{sym}=64$)
 Fig. 2. Performance comparison in AWGN(BPSK, $N_{sym}=64$).

가 발생한다.

그림 3은 그림 2와 같이 BPSK 변조 레벨, AWGN 채널과 같은 조건에서 심볼의 수를 변화시켜 성능을 비교한 곡선이다. 그림 3은 더 많은 심볼의 수를 사용하기 때문에 더 낮은 CRB를 갖고 더 적은 오차를 갖는다. 이 경우, LP 기반의 SNR 추정 기법은 기존의 기법들도 심볼의 수가 증가했기 때문에 더 세밀한 SNR을 추정할 수 있듯이 이 기법 또한 더 안정된 성능을 보인다. 특히 $N_{sym}=64$ 일 때와 비교하였을 때,

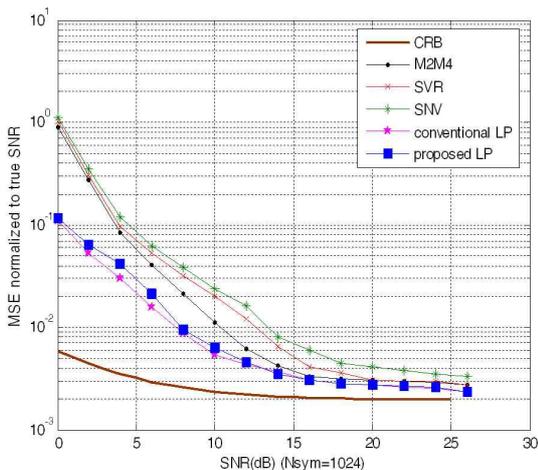


그림 3. AWGN 채널에서 알고리즘의 성능 비교(BPSK, $N_{sym}=1,024$)
 Fig. 3. Performance comparison in AWGN(BPSK, $N_{sym}=1,024$).

SNR을 추정할 수 있는 범위가 15 dB 정도까지 확대될 수 있음을 알 수 있고, 보다 안정적으로 CRB에 근접하는 것을 알 수 있다. 특히 이 경우 제안된 알고리즘은 기존의 LP 기반 SNR 추정 기법과 거의 비슷한 성능을 보이면서, 심볼의 수가 1,024로 증가했기 때문에 그림 2의 경우보다 훨씬 시스템의 속도를 높일 수 있고, 계산 복잡도의 저감 효과를 볼 수 있다.

본 논문에서 제안한 알고리즘은 LP 기반의 추정 기법의 계산 복잡도를 줄이기 위해 순방향 오차와 그 conjugate 값의 곱합을 사용하지만 기존 기법과 같은 오차 점을 사용하기 때문에 시뮬레이션 결과 기존의 기법과 정규화 된 MSE 측면에서 큰 차이를 보이지 않는다. 그러나 이 경우 기존의 기법은 표 1에

$$\text{보인 것처럼 각각 } \sum_{m=-N+p+1}^N (K-m-1) + \sum_{m=-N}^{N-q-1} (K-m-1)$$

$$\text{와 } \sum_{m=-N+p+1}^N (K-m) + \sum_{m=-N}^{N-q-1} (K-m) \text{의 덧셈 계산 복잡}$$

도와 곱셈 계산 복잡도를 갖는다. 이 표에서 알 수 있듯이 제안한 낮은 복잡도의 선형 예측 알고리즘은 이것의 절반 계산 복잡도를 갖는다. 그림 4는 이에 해당하는 두 시스템의 계산 복잡도를 예측 상수에 따라 계산한 비교 곡선이다. 시뮬레이션 결과는 표 1의 결과로 보여지며, 충분한 예측 오차를 마련하기 위해 $K=N$ 일 때 기존의 LP 기반 추정 기법은 16,256

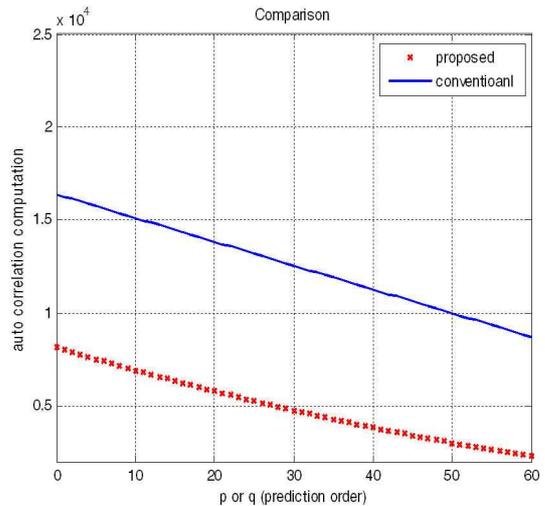


그림 4. 자기 상관의 계산 복잡도 비교($N=64$, 곱셈).
 Fig. 4. Computation complexity of autocorrelation($N=64$, multiplication).

의 곱셈 계산량과 16,002의 덧셈 계산량을 갖지만, 제안한 알고리즘은 80,014, 7,874의 곱셈, 덧셈 계산 복잡도를 가지므로 약 절반 정도의 계산 이득과 복잡도 감소의 효과를 얻을 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 기법 3단계에서 진행해 오던 순방향과 역방향의 오차 결합과 달리 순방향의 오차 특성과 그것의 conjugate 값을 사용하여 기존의 기법과 같은 $4 \times (N - p)$ 의 오차 점을 만들지만 자기 상관으로 증가되던 덧셈 계산 복잡도와 곱셈 계산 복잡도를 절반으로 줄이는 효과를 얻었다. 시뮬레이션 결과, 제안된 기법은 기존의 기법과 NMSE에서 큰 성능 차이를 보이지 않으며, 충분한 자기 상관 값을 만들기 위해 K , 즉 심볼 수가 증가하더라도 제시한 결과처럼 약 절반 정도의 계산 이득과 복잡도 감소의 효과를 얻을 수 있다. 특히 심볼의 수를 1024로 증가하면 SNR을 추정할 수 있는 범위가 15 dB 정도까지 확대될 수 있음을 알 수 있고, 보다 안정적으로 CRB에 근접하는 것을 알 수 있다. 그러므로 제안한 알고리즘은 기존의 LP 기반 추정 기법의 성능을 유지하면서 보다 시스템의 속도를 높일 수 있고, 계산 복잡도의 저감 효과를 볼 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] M. K. Simon, A. Mileant, "SNR estimation for the baseband assembly", *Jet Propulsion Lab., Pasadena, CA, Telecommunications and Data Acquisition Prog. Rep.*, pp. 42-85, May 1986.
- [2] R. B. Kerr, "On signal and noise level estimation in a coherent PCM channel", *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, vol. AES-2, pp. 450-454, Jul. 1966.
- [3] D. R. Pauluzzi, N. C. Beaulieu, "A comparison of SNR estimation techniques for the AWGN channel", *IEEE Trans. on Comm.*, vol. 48, no. 10, pp. 1680-1691, Oct. 2000.
- [4] C. E. Gilchrist, "Signal-to-noise monitoring", *JPL Space Programs Summary*, vol. IV, no. 37-27, pp. 169-184, Jun. 1966.
- [5] T. Bendict, T. Soong, "The joint estimation of signal-to noise from the sum envelope", *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. 1T-13, pp. 447-454, Jul. 1967.
- [6] R. Matzner, F. Engleberger, "An SNR estimation algorithm using fourth-order moments", *Proc. IEEE Int. Symp. Information Theory*, Trondheim, Norway, p. 119, Jun. 1994.
- [7] A. L. Brandao, B. L. Lopes, and D. C. McLernon, "In-service monitoring of multipath delay and co-channel interference for indoor mobile communication systems", *Proc. IEEE Int. Conf. Communications*, vol. 3, pp. 1458-1462, May 1994.
- [8] S. Marple, *Digital Spectral Analysis with Applications*, Prentice-Hall, N.J., 1987.
- [9] W. Therrien, *Discrete Random Signals and Statistical Signal Processing*, Prentice-Hall, 1992.
- [10] H. Hayes, *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*, John Wiley, 1996.
- [11] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice-Hall, N.J., 1986.
- [12] C. Thomas, "Maximum likelihood estimation of signal-to-noise ratio", Ph.D dissertation, Univ. of Southern California, Los Angeles, 1967.
- [13] H. Van Trees, *Detection, Estimation, and Modulation Theory*, vol. 1, New York, Wiley, 1968.
- [14] N. Kamel, V. Jeoti, "A linear prediction based estimation of signal-to-noise ratio in AWGN channel", *ETRI Journal*, vol. 29, no. 5, pp. 607-613, Oct. 2007.

김 선 애



2005년 8월: 충북대학교 전기전자
컴퓨터공학부 (공학사)
2005년 9월~2007년 8월: 충북대학
교 전자공학과 (공학석사)
2008년 3월~현재: 충북대학교 전
자공학과 박사과정
[주 관심분야] 무선 통신 시스템, 위
성통신, B3G/4G 이동통신 시스템, 전력선 통신 등

백 광 훈



1988년 2월: 경북대학교 전자공학
과 (공학사)
1990년 2월: 경북대학교 전자공학
과 (공학석사)
2007년 3월~현재: 충북대학교 전자
공학과 박사과정
1990년 1월~현재: 국방과학연구소
책임연구원
[주 관심분야] 위성통신시스템, 네트워크, 모뎀

조 병 각



2000년 2월: 아주대학교 전기전자
공학부 (공학사)
2002년 2월: 아주대학교 전기전자
공학부 (공학석사)
2002년 1월~현재: 국방과학연구소
선임연구원
[주 관심분야] 위성통신시스템, 모
뎀

유 흥 균



1988년~현재: 충북대학교 전자공
학과 교수
2002년 3월~2004년 2월: 충북대학
교 컴퓨터정보통신연구소 소장
2002년: 한국전자과학회 학술상 수
상
2008년: ICWMC 2008 국제학술대
회 "Best Paper Award" 수상
2009년: SPACOMM 2009 국제학술대회 "Best Paper Awa-
rd" 수상
[주 관심분야] 무선 통신 시스템, 위성통신, B3G/4G 이동
통신 시스템, 통신회로 설계 및 통신 신호 처리