

논문 00-02-11

# 비가우시안 잡음 채널에서 Robust 등화기법을 이용한 터보 부호의 SOVA 성능분석

## Performance Analysis of SOVA by Robust Equalization Techniques in Nongaussian Noise Channel

蘇成烈\*, 李暢範\*\*, 金暎權\*\*, 鄭富榮\*\*\*

( Surng-Ryurl Soh\*, Chang-Bum Lee\*\*, Yung-Kwon Kim\*\*, Boo-Young Chung\*\*\* )

### 요약

터보 부호의 복호기는 각 복호 단계마다 순방향과 역방향의 메트릭을 계산하여 복호할 비트의 잉여 정보를 추출하여 다음 복호 단계에서 이 정보를 이용하는 반복 복호 기술이다. 길쌈부호의 복호기인 Viterbi 복호기는 연속모드로 동작하는 반면에 터보부호의 복호기는 블록 단위로 동작한다. 터보부호의 복호기에서 사용되는 알고리즘은 매우 복잡한 계산이 필요한 MAP(maximum a posteriori) 알고리즘과 Hagenauer가 제안한 Viterbi 알고리즘을 이용한 SOVA(soft output Viterbi algorithm)가 있는데 복호 성능은 MAP 알고리즘이 우수하다고 알려져 있다. 복잡도가 MAP 알고리즘보다 절반인 SOVA를 채용하고 Robust 등화기법으로 복호 성능을 보완하여 모의 실험 결과 기존의 MAP성능만큼 Robust 등화기법이 적용된 SOVA성능이 개선되었음을 보여준다.

### Abstract

Turbo Code decoder is an iterate decoding technology, which extracts extrinsic information from the bit to be decoded by calculating both forward and backward metrics in each decoding step, and uses the information to the next decoding step. Viterbi decoder, which is for a convolutional code, runs continuous mode, while Turbo Code decoder runs by block unit. There are algorithms used in a decoder : which are MAP(maximum a posteriori) algorithm requiring very complicated calculation and SOVA(soft output Viterbi algorithm) using Viterbi algorithm suggested by Hagenauer, and it is known that the decoding performance of MAP is better. The result of this make experimentation shows that the performance of SOVA, which has half complex algorithm compare to MAP, is almost same as the performance of MAP when the SOVA decoding performance is supplemented with Robust equalization techniques.

\* 韓國通信 IMT事業推進本部  
(IMT-2000 Business Group, Korea Telecom)

\*\* 建國大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., KonKuk Univ.)

\*\*\* 韓國通信 加入者網研究所  
(Access Network Lab., Korea Telecom.)

接受日: 2000年8月25日 修正完了日: 2000年11月8日

## I. 서 론

데이터의 신뢰도를 높이기 위한 방법으로 사용되는 에러 정정 부호는 디지털 통신 시스템에서 아주 중요한 요소로 자리잡고 있다. 이동 통신 등의 무선 통신 분야에서는 전파 지연 및 다중 전파 경로 수신에 의한 페이딩 등으로 인하여 채널 잡음이 심하여 많은 전송 오류가 발생하게 된다. 따라서 이동통신처럼 대역과 전력이 제한된 상황에서는 대역폭이 효율적이면서 오류 정정 능력이 우수한 부호가 요구되고 있다. 이러한 이동통신시스템에 사용되는 채널부호로는 길쌈부호 및 Viterbi 복호기가 있는데 최근 들어 그 성능의 우수성으로 인하여 터보부호가 많은 관심의 대상이 되고 있다. 터보부호는 1993년 C. Berrou 등에 의해서 제안된 길쌈부호를 병렬로 연결시킨 부호로서 인터리버의 크기가 큰 경우에 Shannon Limit에 근접하는 우수한 오류 정정 능력을 가지는 것으로 알려져 있다<sup>[1]</sup>. 터보부호에서 사용하는 복호 알고리즘은 MAP(maximum a posteriori) 알고리즘과 SOVA(soft output Viterbi algorithm)가 사용되고 있다. 일반적으로 MAP복호기가 SOVA에 비하여 복잡한 구조를 가지고 있지만 성능 면에서는 우수한 것으로 알려져 있다. MAP알고리즘은 각 입력 정보 비트의 사후 확률을 계산하여 입력 정보 비트의 오류가 최소가 되도록 복호를 한다. 이 알고리즘은 격자의 가능한 모든 경로를 고려하므로 계산량이 많으면서도, 대부분의 경우 Viterbi 알고리즘과 성능이 비슷하여 실제로는 거의 쓰이지 않았다. 그러다가 복호기에서 소프트 출력을 구해야 하는 터보 코드에서 사용되면서 새롭게 주목받기 시작했다.

그러나 우수한 성능에도 불구하고 많은 연산량으로 인한 복잡도의 증가, 하드웨어 구현상의 상대적 인 어려움등의 문제점을 해결하기 위한 노력이 제시되었지만 추가적인 연구가 필요한 상황이다<sup>[2]</sup>.

본 논문에서는 터보 부호의 복호 알고리즘으로서 MAP 알고리즘보다 성능은 다소 떨어지지만 계산량이 적고 실제 구현이 용이한 SOVA를 사용하고, 성능 열화에 따른 보상을 robust 등화기법을 적용하면 기존의 MAP 복호 성능과 차이가 없음을 확인할 수가 있다.

2장에서는 SOVA 알고리즘에 대하여 간략하게 살펴보고 3장에서는 Robust 등화기법에 대한 구조와 동작원리를 기술하고 4장에서는 성능분석을 위한 시스템 모델을 제시하고 모의 실험의 결과와 그에 대한 분석을 하고 5장에서 결론을 내린다.

## II. 터보부호의 SOVA 알고리즘

터보부호의 복호기는 사전확률을 포함하는 연성 입력과 연성채널성분, 사전입력성분과 잉여정보성분으로 구성되는 연성출력을 만들어 낸다. 잉여정보성분은 다음 반복 복호시에 사전확률로 사용된다<sup>[3][4]</sup>.

Viterbi 알고리즘의 MAP 형태는 다음 식과 같이 사후확률을 최대화 하는  $i$ 번째 상태 시퀀스  $S^{(i)}$ 에 대한 정보 시퀀스  $u^{(i)}$ 를 찾는다.

$$P(S^{(i)} | y) = P(y | S^{(i)}) \frac{P(S^{(i)})}{P(y)} \quad (1)$$

위 식에서  $y$ 가 고정되었다고 가정하면 다음 식을 최대화 한다.

$$P(y | S^{(i)}) P(S^{(i)}) \quad (2)$$

각 상태  $s$ 와 시간  $k$ 에서 가장 큰 확률  $P(S_{jsk}^{(i)} | y_{jsk})$ 을 갖는 경로가 선택되었다면 이 사후확률의 최대화는 격자도 상에서 경로  $i$ 와 관계되는 가지 천이확률을 곱함으로써 계산된다. 이것은  $1 \leq j \leq k$ 에 대해  $\gamma_k(s', s)$ 이고, 다음과 같이 정의된다.

$$\gamma_k(s', s) = P(y_k | u_k) P(u_k) \quad (3)$$

여기서,  $P(u_k)$ 는

$$\begin{aligned} P(u_k = \pm 1) &= \frac{e^{\pm L(u_k)}}{1 + e^{\pm L(u_k)}} = \left( \frac{e^{-L(u_k)/2}}{1 + e^{-L(u_k)/2}} \right) \cdot e^{L(u_k)u_k/2} \\ &= A_k \cdot e^{L(u_k)u_k/2} \end{aligned} \quad (4)$$

이고,  $P(y_k | u_k)$ 는

$$P(y_k | u_k) = B_k \cdot \exp\left(\frac{1}{2} L_c y_{k,v} u_k + \frac{1}{2} \sum_{v=2}^n L_c y_{k,v} x_{k,v}\right) \quad (5)$$

가 된다. 이 식에 로그를 취해도 최대 값은 변하지 않으므로 log-MAP 알고리즘의 순방향 메트릭을 계산하는 것과 같이 수행할 수 있다.  $\log A_k$ 와  $\log B_k$  값은 덧셈이 되고, 모든 경로  $i$ 에 대해서 같으므로 최대 값에는 영향을 주지 못한다. 여기서 무기억 전송채널을 가정하고 Viterbi 알고리즘을 관찰했을 때  $u$ 가 통계적인 독립을 유지한다고 하자. 시간  $k$ 일 때  $i$ 번째 경로 메트릭에 대해 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$M_k(s^{(i)}) = M_{k-1}(s'^{(i)}) + \frac{1}{2} L(u_k) u_k^{(i)} + \frac{1}{2} \sum_{v=1}^n L_c y_{k,v} x_{k,v}^{(i)} \quad (6)$$

여기서  $S^{(i)}$ 는 시간  $k$ 일 때  $i$ 번째 경로의 상태이고  $u^{(i)}$ 는 정보비트, 그리고  $x_{k,v}^{(i)}$ 는 시간  $k$ 일 때 경로  $i$ 의 부호화된 비트이다. 구조적 부호에 대해서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$M_k(s^{(i)}) = M_{k-1}(s'^{(i)}) + \frac{1}{2} L_c y_{k,1} u_k^{(i)} + \frac{1}{2} L(u_k) u_k^{(i)} + \frac{1}{2} \sum_{v=1}^n L_c y_{k,v} x_{k,v}^{(i)} \quad (7)$$

위 식에서 메트릭의 변형은 정보비트의 확률에 대해서 사전정보를 통합시킨다. 만약 채널 상태가 좋으면  $|L_c \cdot y|$ 는  $|L(u)|$ 보다 커지고 복호는 수신된 채널 값에 의존한다. 반대로, 채널 상태가 좋지 않으면 즉, 매우 큰 페이딩이 있으면, 복호는 사전정보  $L(u)$ 에 의존한다. 반복 복호에서 이것은 이전 복호 단계에서 나온 잉여정보값이 된다.

시간  $k$ 에서 경로  $i$ 의 확률과 수신 시퀀스  $y_{j sk}$ 의 확률, 그리고 식 (6)에서의 메트릭은 다음과 같은 관계가 있다.

$$p(\text{path } i, y_{j sk}) = p(S_{j sk}^{(i)}, y_{j sk}) = \left(\prod_{j=1}^k A_j \cdot B_j\right) \cdot e^{M_k(s^{(i)})} \quad (8)$$

여기서  $A_j$ 와  $B_j$ 는 시간  $k$ 일 때 모든 경로에 대해서 같은 값이다.

SOVA 알고리즘은 레지스터 교환 방법 (register exchange mode)과 역추적 방법(trace back mode)으로 구현된다. 여기서는 로그 함수의 대수를 이용하여 후자의 방법으로 구현하였다.

그럼 1에서와 같이  $\delta$ 만큼의 지연 후에 Viterbi 알고리즘이 결정하는 비트  $\hat{u}_k$ 의 연성출력을 구해보자. Viterbi 알고리즘은 식 (7)를 이용하여  $i$ 번째 경로의 메트릭을 계산하는 일반적인 방법을 수행한다. 각 상태에 대해서 이것은 더 큰 메트릭 값  $M_k(s^{(i)})$ 를 갖는 경로를 선택한다. 시간  $k+\delta$ 에서 Viterbi 알고리즘은 인덱스  $i_\delta$ 를 갖는 ML(maximum likelihood) 경로를 선택하고 이 상태에서 인덱스  $i_\delta$ 를 갖는 다른 경로를 제외시킨다.

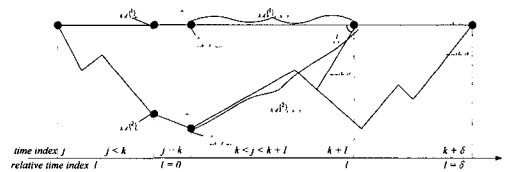


그림 1. SOVA 알고리즘의 연성출력

Fig. 1. Soft output of SOVA.

비트  $\hat{u}_k$ 로 복호된 ML경로  $i_\delta$ 가 확정되는 동안에 인덱스  $l=0, \dots, \delta$ 를 갖는  $\delta+1$ 개의 제거 경로  $i_l$ 은 제외된다. 다음과 같은 메트릭 차를 정의하자.

$$\Delta'_k = M_{k+1}(s^{(i_l)}) - M_{k+1}(s^{(i_\delta)}) \geq 0 \quad (9)$$

그러면 시간  $k+1$ 에서 생존경로의 판정이 맞을 확

를  $P(\text{correct})$ 는 식 (8)에서  $y_{j \leq k+l}$ 로 주어진다.

$$\begin{aligned} P(\text{correct}) &= \frac{p(\text{path } i_l, y_{j \leq k+l})}{p(\text{path } i_l, y_{j \leq k+l}) + p(\text{path } i'_l, y_{j \leq k+l})} \\ &= \frac{\exp(M_{k+l}(s^{(i_l)}))}{\exp(M_{k+l}(s^{(i_l)})) + \exp(M_{k+l}(s^{(i'_l)}))} \\ &= \frac{\exp(\Delta'_k)}{1 + \exp(\Delta'_k)} \end{aligned} \quad (10)$$

그래서 이진 경로 판정의 연성값은  $\Delta'_k$ 이 되고, 이것은 다음과 같이 된다.

$$\log \frac{P(\text{correct})}{1 - P(\text{correct})} = \Delta'_k \quad (11)$$

Viterbi 알고리즘의 연성출력은 다음과 같이 판정 값  $\hat{u}_k$ 와 오류의  $L$ 값의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$L(\hat{u}_k) \approx \hat{u}_k \sum_{l=0}^{\delta} \Delta'_k = \hat{u}_k \cdot \min_{l=0, \dots, \delta} \Delta'_k \quad (12)$$

합과 최소값은  $\hat{u}_k$ 와 다른 판정을 내는 제거경로에 대해서만 수행한다. 그래서 전형적인 Viterbi 알고리즘의 경성 판정과 ML 경로상에서 관련된 메트릭 차의 최소값을 구함으로써 얻어지는 판정에 대한 신뢰도(reliability)를 구할 수 있다.

구조적 길쌈부호에 대해서는 식 (7)과 (9)을 이용하여 그림 1과 같이 보여질 수 있고,  $\Delta'_k$ 의 각 항은 다음과 같은 구조를 갖는다.

$$\begin{aligned} \Delta'_k &= (M_{j < k}^{(1)} - M_{j < k}^{(2)}) + (M_{k < j < k+l}^{(1)} - M_{k < j < k+l}^{(2)}) \\ &+ \frac{1}{2} \sum_{v=2}^n L_c y_{k,v} (x_{k,v}^{(1)} - x_{k,v}^{(2)}) \\ &+ \frac{1}{2} L_c y_{k,1} \left( \hat{u}_k - \left( -\hat{u}_k \right) \right) \\ &+ \frac{1}{2} L(u_k) \left( \hat{u}_k - \left( -\hat{u}_k \right) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

그래서 식 (12)에서 최소값은 같은 구조를 갖는다. 그래서 SOVA 알고리즘 출력의 근사치는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} L_{SOVA}(\hat{u}_k) &= L_c y_{k,1} \\ &+ L(u_k) + \hat{u}_k \cdot \{\text{식 (7)의 4번째 항}\} \end{aligned} \quad (14)$$

이것은 SOVA 알고리즘의 출력이 연성채널, 사전 입력, 잉여정보의 세 가지 요소로 구성됨을 나타낸다. 즉 식 (14)에서 첫 번째 성분은 연성채널, 두 번째 성분은 사전잉여정보이고 세 번째 성분은 현재잉여정보를 나타내고 있다.

SOVA 알고리즘에서 복호기의 메트릭을 계속해서 사용하기 위해 연성출력에서 입력 값을 빼고 외부정보를 얻는다. 이 경우 식 (14)의 잉여정보 항은 다른 두 개의 항과는 상관관계가 적다. 게다가, 적은 메모리에 대해서는 SOVA 알고리즘이 log-MAP보다 복잡도가 절반이라는 것이 알려져 있다.

### III. Robust 등화기의 구조 및 동작

채널추정의 기본적인 생각은 어떠한 잡음 조건하에서도 양자화 하지 않은 관측 공간(observation space)보다는 양자화 된 관측 부공간(subspaces of observation)에서 시스템 성능을 더 좋게 얻을 수 있는 데서 출발한다. 양자화 과정은 관측 공간을 파티션하여 파티션의 각 element에 대해서 최적의 결정을 해야만 한다. RMSA(Robins and Monro)가 적용된 VQ(vector quantizer)과정에서 training 모드를 사용하여 quantile을 추정된 다음 VQ에 의해서 m개의 영역으로 관측 공간을 파티션한다<sup>[5]</sup>. 각 파티션에 대해서 MMSE 등화기의 계수를 계산하는데 필요한 파티션 모멘트는 RMSA에 의해 추정된다. R.V.s  $[y_n]$ 이 다음 식을 갖는 정상 분포(common distribution) 함수  $F(y)$ 를 가진다고 가정하자.

$$F(k_0) = 0, F(k_n) = 1, -\infty < k_0 < k_n < \infty \quad (15)$$

다음 조건을 만족하는 추정된 quantile  $k$ 를 구해보면 식 (16)과 같다.

$$p_r[y_n < k] = F(k) = p, \quad p: \text{given value} \quad (16)$$

제안된 귀환 추정식(recursive estimation)은  $n=0,1,2,K$ 인 경우 다음과 같다.

$$e_{n-1} = e_n - q_n[u(e_n - y_{n-1}) - p] \quad (17)$$

여기서  $u(y)$ 는 Heaviside Step 함수이며,  $q_n$ 은 다음 조건을 갖는 양의 수를 갖는 시퀀스이다.

$$q_n \downarrow 0, n \Rightarrow \infty; \quad \sum_{n=0}^{\infty} q_n = \infty; \quad \sum_{n=0}^{\infty} q_n^2 < \infty \quad (18)$$

Lomp는 회귀식 (18)이 확률 1을 갖는 실수로 수렴한다는 것을 증명했다<sup>[6]</sup>. 랜덤 시퀀스  $\{y_n\}$ ,  $n=0,1,2,\dots,K$  이 혼합타입(mixing type)이고 위에 기술한 조건을 만족한다고 가정하자. 식 (19)에 의해 정의된 파티션 모멘트를 추정하기 위한 회귀 추정 방식을 정립하는 것을 고려해봐야 한다.

$$m_i(a,b) = E[x_{(a,b)}(y)y^i] \quad i=1,2,\dots \quad (19)$$

여기서  $x_{(a,b)}$ 는 인터벌  $(a,b]$ 의 지시(indicator) 함수이고,  $x_{(a,b)}^i$ 는 H로 표시될 것이다. 이용가능한 시퀀스  $\{y_n\}$ ,  $n=0,1,2,\dots,K$  으로부터 제안된 파티션 모멘트는 다음식과 같다.

$$\mu_{n+1} = \mu_n + q_n[H_{n+1} - \mu_n] \quad (20)$$

여기서  $H_{n-1} = x_{(a,b)}(y)y^i$ 와  $q_n$ 은 기술한 바와 같이 이전 조건을 만족한다. 또한 Lomp는 시퀀스가 혼합조건을 만족한다고 가정할 때 식 (20)의 파티션 모멘트의 회귀 추정이 확률 1로 수렴한다는 것을 보여준다.  $(m+1)$  현재와 과거에서 받은 신호로부터 전송된 신호  $a_n$ 의 MMSE 추정을 한다고 가정해보자. 최적 추정과정에서 regression 함수는 이미 알고 있고 non-linear이다.

$$E[a_n | y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-m}] \quad (21)$$

Taylor 확장수열을 사용하여 다음 식과 같이  $(y_n^*, y_{n-1}^*, \dots, y_{n-m}^*)$ 의 점 부근으로 근사화 시킨다.

$$E[a_n | y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-m}] = \beta(y_n^*, \dots, y_{n-m}^*) + \sum_{k=0}^m \alpha_k(y_n^*, \dots, y_{n-m}^*)y_{n-k} \quad (22)$$

conditioning vector  $(y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-m})$ 를 VQ의 출력으로 대체한다. VQ는  $S^{m-1}$ 에서  $\Omega = \rho_1, \rho_2, \dots, \rho_l$ 에 걸쳐 맵핑되고 여기서  $\Omega$ 는 pseudo-states  $(y_n, y_{n-1}, \dots, y_{n-m})$ 라 하는 element를 갖는 finite set이다. 본 논문에서  $\text{SNR}(\text{dB}) > 0$ 이고 알고 있는 신호는 신뢰할 수 있는 것이라고 가정한다. 검출된 심볼이 올바르게 가정하면 training 및 전송(transmitting) 모드 동안에 순수한 잡음 샘플을 관찰할 수가 있다. 잡음 샘플은  $n_{n-k} = y_{n-k} - a_{n-k}$  으로부터 얻을 수 있고 여기서  $a_{n-k}$ 는 검출된 심볼이며  $k=1,2,\dots,m$ 이다. 따라서 conditional MSE는 다음 식과 같이 표현된다.

$$\text{MSE} = E \left[ \left[ a_n - \left( \beta_q + \gamma_{qk} y_n + \sum_{j=1}^m \alpha_{qk,j} n_{n-j} \right) \right]^2 \middle| S_k \right] \quad (23)$$

직교성 원리(orthogonality principle)과 RMSA 알고리즘을 사용하여 파티션 모멘트의 해를 구해보면 각 파티션된 set을 위한 등화기의 계수  $(\alpha_{qk}, \beta_{qk}, \gamma_{qk})$ 를 구할 수 있다.

$$E[a_n | y_n, n_{n-1}, n_{n-2}, \dots, n_{n-m}] = \sum_{k=1}^l x_{S_k} [n_{n-1}, n_{n-2}, \dots, n_{n-m}] \left[ \beta_{qk} + \gamma_{qk} y_n + \sum_{j=1}^m \alpha_{qk,j} n_{n-j} \right] \quad (24)$$

#### IV. 시스템 모델 및 성능분석

터보 부호를 복호화 하는데 있어서 SOVA알고리즘을 사용하고 성능열화를 보상하기 위해서 robust 등화기법을 채택하였다. 채널 모델은 Rician 채널을 사용하여 성능 분석을 하였다. 이동통신시스템은 대부분 다중경로로 인한 다양한 페이딩 현상이 일어나므로 적절하게 파라미터 값을 조정하여 Rayleigh 페이딩 채널도 사용하였다.

4.1 채널 모델링

그림 2는 모의 실험을 위한 시스템 모델을 보이고 있다. 모의 실험을 위하여 사용된 터보 부호의 구성장은 3, 5이고 모의 실험을 위한 프레임 크기는 192, 1056이다. 그리고 사용된 인터리버의 크기는 프레임의 크기와 같도록 하였다. 변조 방식은 QPSK를 사용하였다.

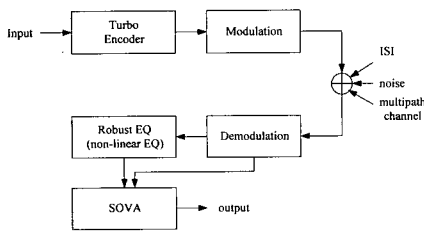


그림 2. 모의 실험을 위한 시스템 모델

Fig. 2. Simulation model

Rician 페이딩 채널의 잡음 성분으로서 AR(auto-regressive) 모델에 의해 발생된 종속적 잡음 모델을 채널 환경으로 사용하였다.

$$n(n) = \rho_1 n_{n-1} + \rho_2 n_{n-2} + \dots + \rho_m n_{n-m} + v_n \quad (25)$$

ISI를 발생시키기 위해서 6차 Chebychev 필터를 사용하여 rayleigh 분포를 갖는 성분으로 선택했다. 채널 추정 방법을 이용하여 quantile을 정한 후 실 데이터를 quantile에 적용한 다음 채널 추정 과정을 거쳐서 나온 출력이 SOVA에 통과하게 된다. 파티션의 총 갯수를 프레임 크기인 1056정도로 하여 1백만개의 training 샘플을 사용하였다.

복조되어 나온 신호는 다음과 같이 나타낼수 있다.

$$I + jQ = \sum_k Y_k(nT) \cdot Y_k^*((n-1)T) \quad (26)$$

여기서  $Y_k(t)$ 는 페이딩 되어온 수신 신호의  $K^{th}$  가지이다. Rician 채널은 direct, diffused component와 가산성 잡음으로 구성되는데 각각  $y_{dk}, y_{fk}, y_{nk}$ 로 표시한다. 일반적으로 전송된 신호는 다음과 같이 표현된다.

$$S(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n \cdot p(t-nT) \cos(\omega_c t + \theta_n) \quad (27)$$

SOVA의 입력신호 가지  $k^{th}$ 의  $y_k(t)$ 는 다음 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_k = y_{dk}(t) + y_{fk}(t) + y_{nk}(t)$$

$$y_{dk}(t) = \sum a_n q(t-nT) \cos(\omega_c t + \theta_n(t))$$

$$y_{fk}(t) = \frac{1}{\beta} \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n c(t) q(t-nT) \cos \left[ \begin{matrix} \omega_c(t-\tau(t)) \\ + \theta_n(t-\tau(t)) \end{matrix} \right]$$

$$q(t) = h(t) * p(t), \quad h(t): \text{channel filter} \quad (28)$$

채널 페이딩은 충분히 느리다는 것으로 고려했기 때문에 시간 지연이 시간 인터벌에 대해서 충분히 일정하다고 볼 수 있으므로  $\tau(t) \equiv const(=0)$ 라고 가정하면 페이딩 성분은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y_{fk}(t) = \frac{1}{\beta} \sum_{n=-\infty}^{\infty} a_n c(t) q(t-nT) \cos[\omega_c(t) + \theta_n(t)] \quad (29)$$

$R_c(\tau) = WC_c(\tau)$ 로 주어질 때  $c(t)$ 를 자기상관함수(푸리에변환 :  $C_c(F)$ 는 지연 스펙트럼)라고 하고  $C_c(\tau)$ 는  $c(t)$ 의 정규화된 상관함수라고 가정한다.  $W$ 는 페이딩 성분  $y_f(t)$ 의 평균 전력이다.  $R_c(\tau)$ 에 대한 여러 가지 표현은 참고문헌 [7],[8]에서 가정했다. 상수  $\beta$ 는 다음 두 조건을 만족하는 것으로 정의되는 정규화된 상수이다.

$$E = \frac{1}{2} \int_0^T |p(t)|^2 dt, \quad \beta = \frac{1}{T} \int_0^T p(t) dt \quad (30)$$

Rician 페이딩 환경에서 시스템의 성능에 많은 영향을 미치는 중요한 파라미터는 직접 성분 전력 S 대비 다중 경로 전력 F이다. 이 비율은 일반적으로 Kavehrad와 McLane이 발표한 k-factor로 참조된다[9]. k=0일 때는 Rayleigh 페이딩이고 k $\infty$ 이면 페이딩 성분이 없다.

4.2 Robust 등화기법을 적용한 SOVA 성능 분석

이 절에서는 SOVA의 성능과 Robust 등화기법이 적용된 SOVA의 비트 오류율을 모의실험을 통해 비교해 보고, 전통적인 MAP알고리즘의 성능과도 비교하여 그 결과를 분석해 보고자 한다.

모의 실험에서는 코드율 1/3, 구속장 길이 K=3, 5인 부호화기를 사용하였다. 그림 3에서 프레임 길이가 192이고 구속장이 5인 경우 대해 Eb/No에 대한 비트 오류율을 나타내었다.

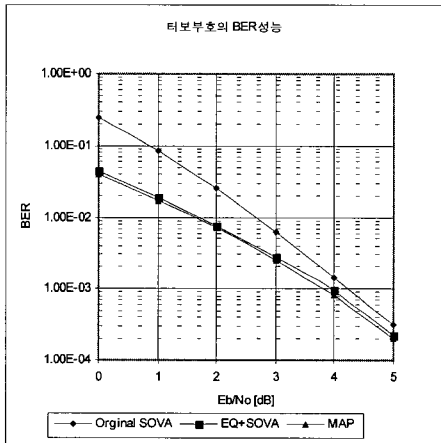


그림 3. 구속장 길이 K=5, 프레임=192일 때 성능

Fig. 3. Performance for constraint length K=5, frame=192

그림 3에서 복호시 등화기법을 적용하여 성능 비교해본 결과 기존의 SOVA만 사용할 때보다 10<sup>-3</sup>에서 약 0.4dB 이상 이득을 얻는 것을 알 수 있다. MAP 알고리즘으로 복호한 성능과도 비교를 해보아도 성능이 비슷하게 나오고 있음이 확인할 수가 있다.

그림 4는 구속장 길이 K=3으로 역시 같은 방법을 적용해보았다.

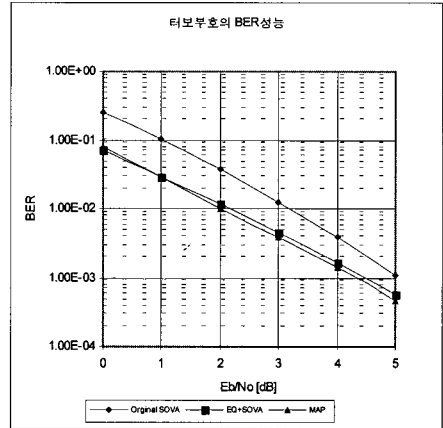


그림 4. 구속장 길이 K=3, 프레임=192일 때 성능

Fig. 4. Performance for constraint length K=3, frame=192

구속장 길이에 따른 오류 보정능이 확실하게 하고 있음을 알 수가 있다. 10<sup>-3</sup>에서 0.6dB 이상의 성능향상이 가져오는 것을 볼 수 있다. 따라서 구속장이 길이가 짧아져 오류정정 능력이 떨어지는 것을 robust 등화기법을 적절히 사용하면 성능이 크게 떨어지지 않음을 확인할 수가 있다.

그림 5와 그림 6은 프레임 길이가 1056인 경우의 성능을 비교한 것이다.

그림 5와 그림 6은 프레임 길이 크게 했을 때 성능을 분석해 본 결과 프레임의 크기가 커지면 성능의 향상이 있다는 것을 알 수 있다.

모의실험을 동일한 환경에서 수행해 본 결과 MAP 알고리즘으로 복호한 것보다는 30%정도 빠른 모의 실험이 끝나게 되었음을 확인할 수 있었다.

V. 결론

IMT-2000시스템에서 사용되는 오류정정부호는 데이터의 크기가 32K보다 큰 경우에는 터보 부호를 그

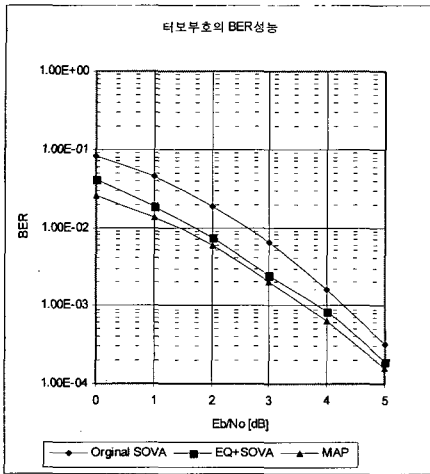


그림 5. 구속장 길이 K=5, 프레임=1056일 때 성능

Fig. 5. Performance for constraint length K=5, frame=1056

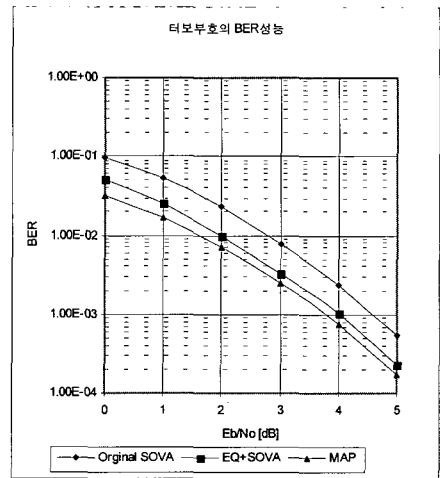


그림 6. 구속장 길이 K=3, 프레임=1056일 때 성능

Fig. 6. Performance for constraint length K=3, frame=1056

외의 경우는 길쌈부호를 사용하는 것으로 권고하고 있다. 이는 복호기가 2개가 있어야 하는 번거로움이 뒤따른다. 본 논문은 robust 등화기법을 적용하여 SOVA의 복호성능이 향상되는 방법을 제안하고 모의 실험을 통하여 성능이 향상되었음을 입증하였다.

기존 SOVA 알고리즘 보다 음성 및 데이터의 프레임 길이에 상관없이, 성능이 우수하였다.

결국 수신 심볼들의 신뢰성을 robust 등화기법으로 보장을 해주면서 터보 부호에 적용하면 복잡도의 증가없이 SOVA를 사용하는 터보 부호의 성능을 향상시킬 수 있으며 또한 MAP 복호기를 사용하는 터보 부호가 안고 있는 문제점의 하나인 반복 복호로 인한 지연의 문제에 해결의 실마리를 제공할 것으로 보인다.

참 고 문 헌

[1] C. Berrou, A Glavieux and P. Thitimajshima, Near Shannon limit error-correcting coding and decoding: turbo codes, in Proc. *International Conference on*

*Communications.*, (ICC93), 1993, pp. 1064~1070.

[2] Steven S. Pietrobon, Adrian S. Barbulescu, A Simplification of the Modified Bahl Decoding Algorithm for Systematic Convolutional codes, Proceedings of ISITA94, pp. 875~880, Sydney, Australia, November 1994.

[3] J. Hagenauer, P. Robertson, and L. Papke, Iterative (TURBO) decoding of systematic convolutional codes with the MAP and SOVA algorithm, in Proc. ITG94, 1994.(Proc. of the ITG conference Source and channel coding, Oct. 1994, Frankfurt.)

[4] J. Hagenauer, E. Offer, and F. Jelinek, and J. Raviv, Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate, *IEEE Trans. Inform. Theory*, vol. IT-42, pp. 429-445, Mar, 1996.

[5] Robbins and S. Monro, Stochastic approximation method, *Ann. Math. Statis.*, Vol. 22, pp. 440-407, 1948.

[6] G. R. Lomp, Nonlinear Robust Detection and Estimation in Dependent Noise, Ph.D Dissertation, Polytechnic University, Brooklyn NY, June. 1998.



- [7] D. C. Cox, R. R. Mury and A. W. Norris, 800MHz attenuation measured in and around suburban houses, *AT&T Bell Lab Tech Jour*, Vol. 63, pp. 108-115, May. 1985.
- [8] D. C. Cox, Multipath Delay Spread and Loss correlation for 910MHz Urban Radio Propagation, *IEEE Trans. Vehc.* Vol. VT-26, pp. 340-344, Nov. 1977.
- [9] M. Kavehrad and P. J. McLane, Performance of low-complexity channel coding and diversity for spread spectrum in door, wireless communications, *AT&T Tech. Jour.*, Vol. 64, No-10, pp. 1927-1965, Oct. 1985.

구원, 1997.9 ~ 현재 건국대학교 대학원 박사과정  
 주관심분야 : 다중접속방식, 이동통신시스템, 무선인터넷

金 暎 權(IEEE Senior member)  
 第 1 卷 第 1 號 論文 97-01-14 參照.  
 現在 建國大學校 電子工學科 教授.

鄭 富 榮 (會員申請中)

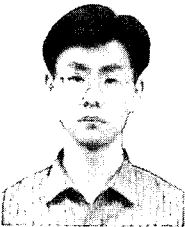


1980.3 ~ 1985. 2 항공대학교 정보통신공학과 학사 졸업, 1985.9 ~ 1987. 8 건국대학교 전자공학과 석사 졸업, 1992.9 ~ 1997.8 항공대학교 전자공학과 박사 졸업, 1988.9 ~ 현재 한국

통신 가입자망연구소 선임연구원  
 주관심분야 : 무선 ATM, 이동통신(IMT-2000), 무선인터넷, 위성통신

————— 저 자 소 개 —————

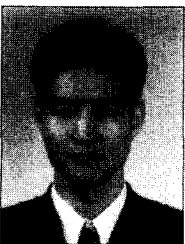
蘇 成 烈(學生會員)



1992년 2월 건국대학교 전자공학과 학사 졸업, 1994년 8월 건국대학교 전자공학과 석사 졸업, 1994.8 ~ 1998.3 현대전자 정보통신연구소 대리, 1999.2 ~ 현재 한국통신공사 IMT사업추진

본부, 1997.9~현재 건국대학교 대학원 박사과정  
 주관심분야 : 다중접속방식, 이동통신시스템, 무선인터넷

李 暢 範(學生會員)



1993년 8월 건국대학교 전자공학과 학사 졸업, 1996년 2월 건국대학교 전자공학과 석사 졸업, 1996.2 ~ 1997.5 삼성전자 정보통신연구소, 1997.6 ~ 현재 LG 텔레콤 차세대 통신기술연