

I. 서론

통신환경이 초고속, 광대역화 되면서 전송과정중 채널에서 손상된 정보를 원상태로 복원하는 오류 정정 기술이 중요 과제로 부각되고 있다.

특히 차세대 이동통신인 IMT-2000은 기존 음성은 기본이고 정확한 동영상 및 데이터 전송이 가능해야 하기 때문에 오류 정정 효율이 가장 뛰어난 터보 부호를 표준으로 채택할 정도로 디지털 이동통신 시스템에서 아주 중요한 요소기술로 자리잡고 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 알려지고 있다^[1]. 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. 1974년 Bahl등에 의해서 새롭게 인식된 MAP 알고리즘은 이산 무기억 채널을 통하여 전송된 Markov source의 상태와 천이에 대한 APP(A Posteriori Probability)를 계산하여 복호 동작을 수행하는 것이다^[2].

처음 Berrou 등의 논문에서는 변형된 MAP 알고리즘을 제시하여 터보 부호의 복호 동작으로 사용하였으나 복잡한 구조는 크게 개선되지 않았다. 1994년 Pietrobon 등에 의해서 복잡도를 줄이고 하드웨어 구현이 가능한 구조로 MAP 알고리즘을 간단화 한 논문이 제시되었다^[3].

그러나 우수한 성능에도 불구하고 많은 연산량으로 인한 복잡도의 증가, 하드웨어 구현상의 어려움 등의 문제점을 해결하기 위한 노력이 제시되었지만 추가적인 연구가 필요한 상황이다.

본 논문에서는 터보 부호의 복호 알고리즘으로서 MAP 알고리즘의 입력에 신뢰성 있는 정보를 제공할 수 있도록 Robust 등화기법을 적용하여 MAP 알고리즘과 터보 부호의 성능을 분석하였다.

2장에서는 MAP 알고리즘과 터보 부호의 반복 복호에 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 반복 복호와 MAP 알고리즘

MAP 알고리즘은 이산 무기억 채널을 통하여 전송된 Markov source의 상태와 천이에 대한 APP(A Posteriori Probability)를 얻기 위하여 1974년 Bahl 등에 의해 제안되었다^[2]. 이러한 MAP 알고리즘은 격자 부호(trellis decoding)에 대하여 심볼의 오류율을 최소화하는 알고리즘이다. 따라서 전송된 신호 Y가 수신된 후 복호기의 동작은 수신된 심볼에 대하여 likelihood ratio에 의한 \hat{d}_k 를 결정하는 것이다.

시간 k에서 MAP 복호기의 입력이 다음과 같이 BPSK 변조된 수신신호 $R_k^N = (R_1, R_2, \dots, R_N)$ 이라 하자. 여기에서 $R_k = (a_k, b_k)$ 는 시간 k에서 수신된 심볼을 나타내며 a_k 와 b_k 는 각각 다음과 같다.

$$a_k = (2d_k - 1) + n_k \quad (1)$$

$$b_k = (2p_k - 1) + m_k \quad (2)$$

여기에서 d_k, p_k 는 각각 부호기의 출력값이며 n_k, m_k 는 variance가 σ^2 인 독립적인 가우시안 잡음이다. MAP 알고리즘의 목적은 R_k^N 이 수신된 후 수신된 심볼에 대하여 likelihood ratio를 구하여 정보 비트 d_k 를 결정하는 것이다. 이러한 과정은 다음과 같이 정의되는 LLR(log-likelihood ratio) Λ_k 값에 대응하는 각각의 d_k 를 계산함으로써 얻어질 수 있다.

$$\Lambda_k(d_k) = \log \left(\frac{P_r(d_k = 1 | R_k^N)}{P_r(d_k = 0 | R_k^N)} \right) \quad (3)$$

복호된 비트 d_k 의 APP는 결합 확률(Joint Probability)의 형태로 나타나며 다음과 같은 $\lambda_k^i(m)$ 으로 정의한다.

$$\lambda_k^i(m) = P_r(d_k = i, S_k = m | R_k^N), \quad \text{where } i = 0, 1, m = 0, 1, \Lambda, 2^v - 1 \quad (4)$$

식 (4)에서 S_k 는 시간 k에서의 부호기의 상태이며, 이를 이용하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$P_r(d_k = i | R_k^N) = \sum_{m=0}^{2^v-1} \lambda_k^i(m)$$

$$= \sum_{m=0}^{2^r-1} P_r(d_k = i, S_k = m | R_i^N) \quad , i = 0, 1 \quad (5)$$

식 (5)의 결과를 이용하여 복호된 비트 d_k 와 관련된 Λ_k 는 다음과 같이 변형된다.

$$\Lambda_k(d_k) = \log \left(\frac{\sum_{m=0}^{2^r-1} \lambda_k^1(m)}{\sum_{m=0}^{2^r-1} \lambda_k^0(m)} \right) \quad (6)$$

여기에서 $\lambda_k^i(m)$ 값을 구하기 위하여 다음과 같은 파라미터들을 정의한다.

$$\alpha_k^i(m) = P_r(d_k = i, S_k = m, R_i^k) \quad (7)$$

$$\beta_k^i(m) = P_r(R_{k+1}^N | d_k = i, S_k = m) \quad (8)$$

위의 두 파라미터 $\alpha_k^i(m)$, $\beta_k^i(m)$ 는 두 값 모두 정보 비트 d_k 값에 의존하게 되며 Bayes' rule을 사용하여 식 (4)의 $\lambda_k^i(m)$ 를 다시 나타내면 다음과 같다.

$$\lambda_k^i(m) = \frac{\alpha_k^i(m)\beta_k^i(m)}{P_r(R_i^N)} \quad (9)$$

이를 다시 식 (6)에 적용하면 다음과 같다.

$$\Lambda_k(d_k) = \log \left(\frac{\sum_{m=0}^{2^r-1} \alpha_k^1(m)\beta_k^1(m)}{\sum_{m=0}^{2^r-1} \alpha_k^0(m)\beta_k^0(m)} \right) \quad (10)$$

앞에서 언급한 $\alpha_k^i(m)$, $\beta_k^i(m)$ 를 Bayes' rule을 사용하여 다시 정리하면 식 (11), 식 (12)와 같으며 그림 1.과 그림 2.는 이들 파라미터에 대한 도식적인 표현을 나타낸 것이다.

1. $\alpha_k^i(m)$

$\alpha_k^i(m)$ 는 forward state metric이라 하며 이것은 정보 비트 i 의 천이 비트를 가지고 시간 k 와 그 때의 상태 $S_k(m)$ 에서 다음 상태로의 천이를 위한 state metric을 나타낸다.

$$\alpha_k^i(m) = P_r(d_k = i, S_k = m, R_i^k) = \delta_i(R_k, m) \prod_{j=0}^{k-1} \alpha_{k-1}^j(S_j^i(m)) \quad (11)$$

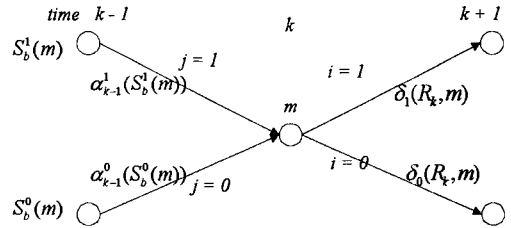


그림 1. $\alpha_k(m)$ 에 대한 도식적인 표현

여기에서 $\delta_i(R_k, m)$ 은 branch metric 값으로 다음과 같으며 $S_j^i(m)$ 은 이전 상태이다.

$$\delta_i(R_k, m) = P_r(R_k | d_k = i, S_k = m) / 2$$

2. $\beta_k^i(m)$

$\beta_k^i(m)$ 의 계산은 $\alpha_k^i(m)$ 의 계산 과정과 유사하게 나타나며, 단지 계산의 진행 과정이 $\alpha_k^i(m)$ 와는 반대인 backward state metrics 형태로 나타난다.

$$\beta_k^i(m) = P_r(R_{k+1}^N | d_k = i, S_k = m) = \frac{1}{2} \sum \beta_{k+1}^j(S_j^i(m)) \delta_j(R_{k+1}, S_j^i(m)) \quad (12)$$

여기에서 $\delta_j(R_{k+1}, m')$ 은 다음과 같으며 $S_j^i(m)$ 은 다음 상태를 나타낸다.

$$\delta_j(R_{k+1}, m') = P_r(R_{k+1} | d_{k+1} = j, S_{k+1} = m') / 2$$

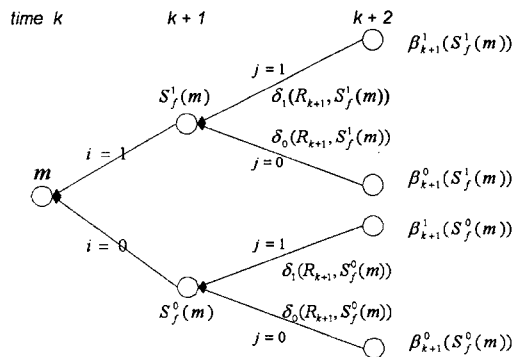


그림 2. $\beta_k(m)$ 에 대한 도식적인 표현

MAP 알고리즘을 터보 부호의 반복 복호 알고리즘에 적용하면 다음과 같다. 임의의 시간 k 에서의 입력 심볼에 대한 LLR(Log-Likelihood Ratio)는 위에서

정의한 식 (3)과 같다. 식 (3)에서 $P_r(d_k = i | R_k^N)$ 는 R_k^N 에 대한 $d_k = i$ 의 APP(A Posteriori Probability)이며, 복호기는 $\Lambda_k(d_k)$ 에 대한 임계값을 통하여 정보 비트 \hat{d}_k 를 얻어내게 된다.

$$\hat{d}_k = \begin{cases} 1 & \text{if } \Lambda_k(d_k) \geq 0 \\ 0 & \text{if } \Lambda_k(d_k) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

위의 결과 식을 터보 부호에 적용하면 출력값 $\Lambda_k(d_k)$ 는 다음과 같은 표현으로 나타낼 수 있다.

$$\Lambda_k(d_k) = \Lambda_{\text{systematic}} + \Lambda_{\text{a priori}} + \Lambda_{\text{extrinsic}} \quad (14)$$

식 (14)에서 $\Lambda_{\text{systematic}}$ 는 시간 k 에서 수신된 systematic 심볼에 대한 것만을 나타내며 $\Lambda_{\text{a priori}}$ 는 입력 비트 d_k 에 대한 APP(a priori information)이다. 그리고 $\Lambda_{\text{extrinsic}}$ 은 입력 비트 d_k 와 관계하여 나타나는 새로운 정보인 외부 정보(extrinsic information)를 나타내며 시간 k 에서 systematic 데이터를 제외한 모든 데이터와 패리티 비트들에 대한 정보를 가지고 있게 된다.

이러한 $\Lambda_{\text{extrinsic}}$ 정보들을 이용하여 터보 부호에서는 반복 복호 동작을 수행하게 되며 그림 3과 같다.

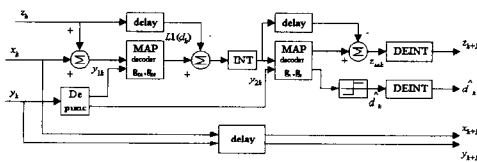


그림 3. 터보 부호의 반복 복호

앞에서 MAP 알고리즘과 터보 부호의 복호 계산 과정을 기술하였는데, 이것을 토대로 알고리즘과 계산의 진행 중에 나타나는 값들의 연관성을 살펴볼 도록 하자. 직관적으로 볼 때 길쌈 부호화 과정과 이의 역 과정인 MAP 알고리즘은 공통적으로 인접한 비트 혹은 수신된 심볼에 의존한다.

좀 더 자세히 설명하면 MAP 알고리즘의 성능 향상을 위해서는 인접한 수신 심볼들의 신뢰성을 보장해 주어야만 한다는 것이다. 하지만 MAP 알고리즘 자체에서는 이를 위한 어떠한 동작도 해줄 수가 없기 때문에 추가적인 알고리즘이나 동작이 필

요하다는 결론을 얻을 수 있다. 이 때 추가적인 알고리즘의 동작은 hard decoding의 관점을 가질 필요가 있다.

왜냐하면 수신 심볼의 신뢰성을 보장해 줄 수 있는 알고리즘이라는 것은 옳은 값과 틀린 값을 명확히 구분해 줄 수 있어야 하기 때문이다. 또한 알고리즘이 요구하는 최종값은 hard decoding을 통하여 얻어지며, soft decoding의 관점에서는 soft값의 최대값이 알고리즘이 최종적으로 얻고자 하는 hard값과 일치한다.

III. Robust 등화의 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 있는데서 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^[6]. 각 파티션에 대해서 MMSE 등화기의 계수를 계산하는데 필요한 파티션 모멘트는 RMSA에 의해 추정된다. $R.Vs[y_n]$ 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.

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

제안된 귀환 추정식(recursive estimation)은 $n=0,1,2,\dots$ 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.

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

Lomp는 회귀식 (18)이 확률 1을 갖는 실수로 수렴한다는 것을 증명했다^[7]. 랜덤 시퀀스 $[y_n]$, $n=0,1,2,\dots$ 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.

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

여기서 $x_{(a,b)}$ 는 인터벌 (a,b)의 지시(indicator) 함수이고, $x_{(a,b)}y^i$ 는 H 로 표시될 것이다. 이용가능한 시퀀스 $[y_n]$, $n=0,1,2,\dots$ 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.

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

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

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

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

$=1,2,\dots,n$ 이다. 따라서 conditional MSE는 다음 식과 같이 표현된다.

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

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.

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

IV. 시스템 모델 및 성능분석

터보 부호를 복호화 하는데 있어서 MAP알고리즘의 성능 향상을 위해 추가적인 알고리즘 또는 방식인 robust 등화기법을 적용하여 그 결과를 보고자 한다.

1. 시스템 모델

그림 4는 robust 등화 기법을 적용한 터보 부호의 블록도를 나타낸 것이다. 일반적으로 채널을 통과한 데이터는 변조된 신호에 잡음이 섞여서 들어오기 때문에 원래의 데이터를 알아보기 어렵게 된다. 지금까지의 복호 방법은 이러한 신호를 그대로 복호기에 입력하여 복호 동작을 수행하였다. 그러나 오류가 발생한 부분을 등화 기법을 적용하여 MAP 복호기에 잡음이 어느 정도 제거된 데이터를 입력으로 주게 된다면 다소의 성능 향상을 기대할 수 있을 것이다. 페이딩 채널을 통과한 데이터가 적절한 등화과정을 거치면서 최적화된 quantile로 얻어진 데이터는 가우시안 분포를 가지게 된다.

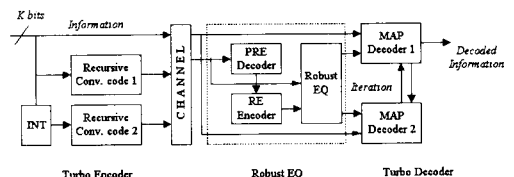


그림 4. Robust 등화기법에 의한 터보 부호의 전체 블록도

2. 채널 모델

채널 모델은 Rician 채널을 사용하여 성능 분석을 하였다. 이동통신시스템은 대부분 다중경로로 인한 다양한 페이딩 현상이 일어나므로 적절하게 파라미터 값을 조정하여 Rayleigh 페이딩 채널도 사용하였다.

모의 실험을 위하여 사용된 터보 부호의 구속장은 3, 5이고 모의 실험을 위한 프레임 크기는 192, 1056이다. 그리고 사용된 인터리버의 크기는 프레임의 크기와 같도록 하였다. 변조 방식은 QPSK를 사용하였다.

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

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

ISI를 발생시키기 위해서 6차 Chebychev 필터를 사용하여 rayleigh 분포를 갖는 성분으로 선택했다. 채널 추정 방법을 이용하여 quantile을 정한 후 실험 데이터를 quantile에 적용한 다음 채널 추정 과정을 거쳐서 나온 출력이 MAP복호기에 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.

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

MAP복호기의 입력신호 가지 k^{th} 의 $y_k(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

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

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

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

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 $c(t)$ 는 의 정규화된 상관함수라고 가정한다. W 는 페이딩 성분 $y(t)$ 의 평균 전력이다. $R_c(\tau)$ 에 대한 여러 가지 표현은 참고문헌 [8],[9]에서 가정했다. 상수 β 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 F 이다. 이 비율은 일반적으로 Kavehrad와 McLane이 발표한 k -factor로 참조된다^[10]. $k=0$ 일 때는 Rayleigh 페이딩이고 $k \rightarrow \infty$ 이면 페이딩 성분이 없다.

3. Robust 등화기법을 적용한 MAP 성능 분석

이 절에서는 MAP의 성능과 Robust 등화기법이 적용된 MAP의 비트 오류율을 모의실험을 통해 비교해 보고, 그 결과를 분석해 보고자 한다.

모의 실험에서는 코드율 1/3, 구속장 길이 $K=3, 5$ 이고 프레임의 크기는 192, 1056이다. 그리고 사용된 인터리버의 크기는 프레임의 크기와 같도록 하였다. 그림 5와 그림 6은 프레임 길이가 192로 하여 구속장이 3($K=3$)과 5($K=5$)인 경우 대해 Eb/No에 대한 비트 오류율을 나타내었다.

그림 5에서 복호시 등화기법을 적용하여 성능 비교해본 결과 Iteration을 2번한 터보 부호의 성능이 기존의 터보 부호의 Iteration을 3번하였을 때보다 10^{-3} 에서 약 0.3dB 이상의 이득을 얻는 것을 알 수 있다.그림 6에서도 역시 robust 등화 기법이 적용된 터보 부호의 성능이 기존의 터보 부호의 성능보다

각각 우수한 것으로 나타나고 있다. 특히 iteration 을 3번씩 동일하게 하였을 때 robust 등화 기법이 적용된 터보 부호의 성능이 기존의 터보 부호에 비하여 에서 약 0.5dB 이상의 성능 향상을 가져오는 것을 알 수 있다.

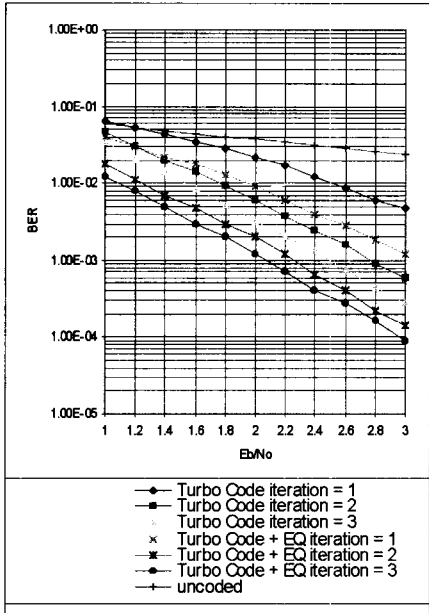


그림 5. 구축장 길이 K=3, 프레임=192일 때 성능

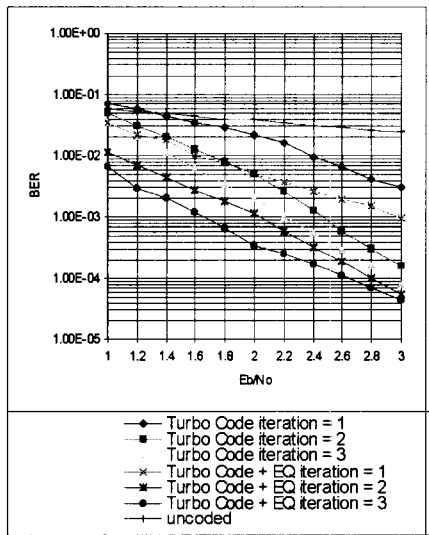


그림 6. 구축장 길이 K=5, 프레임=192일 때 성능

그림 7은 프레임 길이가 1056인 경우의 성능을 비교한 것이다. 그림 7에서 사용된 인터리버는 블록 인터리버이다. 그림에서도 알 수 있듯이 기존의 반

복 복호를 3번 수행한 터보 부호에 비하여 robust 등화 기법이 적용된 터보 부호가 2번의 반복 복호만으로 10^{-4} 에서 0.8dB 정도의 이득을 얻고 있는 것을 알 수 있다.

특히 2dB 이하의 낮은 전력에서는 등화 기법이 적용된 성능이 한 번의 반복 복호만으로 기존의 3 번 반복 복호를 수행한 터보 부호와 비슷한 것으로 나타나고 있다. 이는 프레임의 크기가 커지게 되면 인터리버로 인하여 터보 부호의 성능 향상이 커지게 되며 결국 robust 등화 기법이 적용된 터보 부호 성능 역시 기존의 터보 부호보다 성능 좋게 된다.

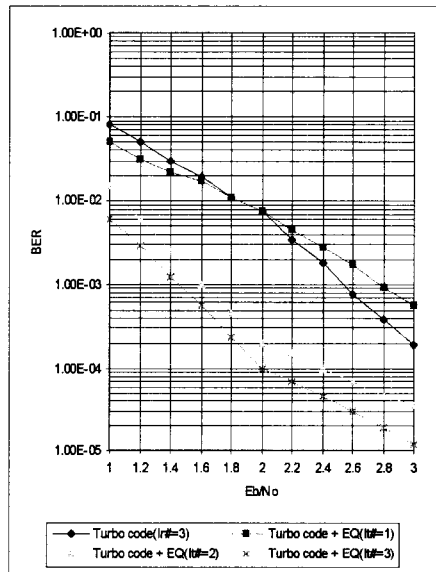


그림 7. 구축장 길이 K=3, 프레임=1056일 때 성능

V. 결론

IMT-2000시스템에서 사용되는 오류정정부호로서 터보 부호를 사용하도록 권고하고 있다. 터보 부호는 길쌈 부호화 과정과 이의 역 과정인 MAP 알고리즘은 공통적으로 인접한 비트 혹은 수신된 심볼에 의존한다. 즉 MAP 알고리즘의 성능 향상을 위해서는 인접한 수신 심볼들의 신뢰성을 보장해 주어야만 한다는 것이다. 본 논문은 robust 등화기법을 적용하여 인접된 심볼을 ISI관점에서 바라보아 수신된 심볼에 대하여 좀 더 신뢰성 있는 정보를 MAP 알고리즘의 입력으로 주기위해 설계되었다. 프레임 길이와 구축장 길이가 커질수록 기존의 터보 부호의 성능보다는 향상되고 있음을 확인할 수 있었다.

결국 수신 심볼들의 신뢰성을 robust 등화기법으로 보장을 해주면서 터보 부호에 적용하면 복잡도의 증가없이 MAP 복호기를 사용하는 터보 부호의 성능을 향상시킬 수 있으며 또한 터보 부호가 안고 있는 문제점의 하나인 반복 복호로 인한 지연의 문제나 인터리버의 크기를 줄일 수 있을 것으로 보여진다.

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.*, (ICC'93), 1993, pp. 1064-1070.

[2] L. Bahl, J. Cocke, F. Jelinek, and J. Raviv, "Optimal decoding of linear codes for minimizing symbol error rate," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol. IT-20, pp. 284-287, Mar. 1974.

[3] Steven S. Pietrobon, Adrian S. Barbulescu, "A Simplification of the Modified Bahl Decoding Algorithm for Systematic Convolutional codes," *Proceedings of ISITA '94*, pp. 875-880, Sydney, Australia, November 1994.

[4] J. Hagenauer, P. Robertson, and L. Papke, "Iterative ("TURBO") decoding of systematic convolutional codes with the MAP and SOVA algorithm," in *Proc. ITG'94, 1994*. (Proc. of the ITG conference "Source and channel coding," Oct. 1994, Frankfurt.)

[5] 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.

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

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

[8] 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.

[9] D. C. Cox, "Multipath Delay Spread and Loss correlation for 910MHz Urban Radio Propagation," *IEEE Trans. Veh. Vol. VT-26*, pp. 340-344, Nov. 1977.

[10] 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.

소 성 열(Sung-Ryurl Soh)

정회원

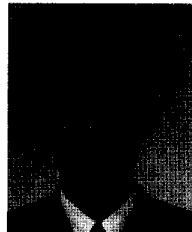


1992년 2월 : 건국대학교
전자공학과 학사 졸업,
1994년 8월 : 건국대학교
전자공학과 석사 졸업
1994년 8월~1998년 3월 :
현대전자 정보통신연구
소 대리

1999년 2월~현재 : 한국통신공사 IMT사업추진본부
1997년 9월~현재 : 건국대학교 대학원 박사과정
<주관심 분야> 다중접속방식, 이동통신시스템, 무선
인터넷

이 창 범(Chang-Bum Lee)

정회원



1993년 8월 : 건국대학교
전자공학과 학사 졸업
1996년 2월 : 건국대학교
전자공학과 석사 졸업
1996년 2월~1997년 5월 :
삼성전자 정보통신연구소

1997년 6월~현재 : LG 텔레콤 차세대 통신기술연
구원
1997년 9월~현재 : 건국대학교 대학원 박사과정
<주관심 분야> 다중접속방식, 이동통신시스템, 무선
인터넷

최 상 호(Sang-Ho Choi) 정회원



1991년 2월: 건국대학교
전자공학과 학사 졸업
1993년 2월: 건국대학교
전자공학과 석사 졸업
1993년 2월~1997년 6월:
한국통신 통신망연구소
전임연구원

1994년 9월~1998년 2월: 폴리테크닉 대학교 전기
공학과 박사과정 수료

1998년 9월~현재: 건국대학교 대학원 박사과정,

1999년 4월~현재: 한국전자통신연구원

<주관심 분야> 이동통신시스템, 무선인터넷, 이동통신망

김 영 권(Yung-Kwon Kim) 정회원

1987년 10월: 통신학회논문집 Vol. 12 No 5

tt428-437

현재: 건국대학교 전자공학과 교수.

송 홍 종(Hong-Jong Song) 정회원



1992년 2월: 전남대학교
물리학과 학사 졸업
1994년 2월: 전남대학교
전자공학과 석사 졸업
1994년~1998: 현대전자
정보통신연구소 주임연구원

1998년~현재: 연세대학교 대학원 전기·컴퓨터공학과
박사과정

<주관심 분야> Wireless Network, Wireless Internet,
Mobile IP, Wireless ATM

정 부 영(Boo-Young Chung) 정회원

1997년 12월: 통신학회논문집 Vol. 22 No 12

tt2727-2735

현재: 한국통신 가입자망연구소 선임연구원