

ブロック誤り率が未知の場合の選択再送 ARQ に関する一考察

A Note on Selective-Repeat ARQ with Unknown Block-Error Rate

前田康成*

Yasunari MAEDA

吉田秀樹*

Hideki YOSHIDA

藤原祥隆*

Yoshitaka FUJIWARA

松嶋敏泰†

Toshiyasu MATSUSHIMA

Abstract— There are many previous research on Selective-Repeat ARQ with unknown block-error rate. But the theoretical limit of throughput has not been researched yet. So in this research we propose a Selective-Repeat ARQ method with unknown block-error rate which maximizes the throughput with reference to a Bayes criterion when the size of buffer is finite.

Keywords— Selective-Repeat ARQ, unknown block-error rate, Markov decision processes

1 はじめに

ARQ (automatic-repeat-request) の分野において、ブロック誤り率が未知の場合の受信バッファ容量が有限の選択再送 ARQ 方式の研究は古くから行われている。[3] しかし、スループットの理論的限界に関する研究は行われておらず、従来方法はブロック誤り率既知で受信バッファ容量が無限の理想的な選択再送 (Ideal Selective-Repeat) ARQ 方式 (以下 ISR と略す.) のスループットとの比較を行っている。これでは、ブロック誤り率が未知で受信バッファ容量が有限の場合の限界にどれだけ近づいているかは不明である。そこで、本研究ではブロック誤り率が未知で受信バッファ容量が有限かつ送信回数が有限の場合の選択再送 ARQ 方式について、統計的決定理論 [2] に基づきベイズ基準のもとでスループットを最大化するメッセージブロックの選択方法を導出することによって限界を示す。また、[1] では真のパラメータ既知のマルコフ決定過程を用いて定式化し、ブロック誤り率が既知で受信バッファ容量が有限かつ送信回数が有限の選択再送 ARQ 方式についてスループットの期待値の最大値とスループットの期待値を最大化するメッセージブロックの選択方法を導出している。そこで、本研究では未知パラメータを伴うマルコフ決定過程を用いて定式化する。

以下、2 章で従来研究について述べ、3 章でマルコフ

決定過程の概要と本研究の定式化に必要ないくつかの定義について述べ、4 章でブロック誤り率が未知の選択再送 ARQ 方式の定式化を行った後にベイズ基準のもとでスループットを最大化する選択再送 ARQ 方式を導出し、5 章でシミュレーションによる比較結果を示し、6 章で全体のまとめについて述べる。

2 従来研究

適応選択再送 (Adaptive Selective-Repeat) ARQ 方式 (以下 ASR と略す.) [3] の概要を紹介する。ASR では、過去 N 回 (N は定数) の確認信号中の NAK の数からブロック誤り率の最尤推定値を求め、連続して再送する仮定のもとで解析的に求めたスループットに代入して連続再送回数を決めるアルゴリズムが提案されている。また、ある条件のもとで go-back- N ARQ 方式のような処理も行うように提案されているが、本研究中のシミュレーションによる比較実験ではこの処理を省略したものを ASR と呼んでいる。ASR についてはシミュレーションによる良好な結果が報告されているが、その比較相手は ISR のスループットであり、ブロック誤り率が未知の場合の限界にどれだけ近いかは評価できていない。

そこで、本研究では従来方法のより適切な評価のために以下でベイズ基準のもとでスループットを最大化する選択再送 ARQ 方式を導出し、ブロック誤り率が未知の場合の限界を明確にする。

3 準備

3.1 マルコフ決定過程の概要

有限個の状態 s_i , $s_i \in S$, 各状態において選択できる有限個の行動 a_i , $a_i \in A$, 状態 s_i で行動 a_j を選択したもとで状態 s_k へ遷移する遷移確率 $p(s_k | s_i, a_j, \theta^*)$ (θ^* は遷移確率分布を支配する真のパラメータ), 遷移に伴い発生する利得 $r(s_i, a_j, s_k)$ を考える。マルコフ決定過程では行動選択, 状態遷移, 利得の獲得という一連のプロセスを繰り返しながら獲得した総利得の最大化を目的とする。有限回の繰り返しの場合には動的計画法を用いて総利得の期待値 (期待総利得) を最大化できる。 T 回繰り返す場合には T 期間のマルコフ決定過程の問題を考

* 〒 090-8505 北海道北見市公園町 165 番地北見工業大学情報システム工学科 Dept. of Computer Sciences, Kitami Institute of Technology. 165 Koen-cho, Kitami-shi, Hokkaido, 090-8507 Japan.

† 〒 169-8555 東京都新宿区大久保 3-4-1 早稲田大学理工学術院基幹理工学部 School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University. 3-4-1 Ohkubo Shinjyuku-ku, Tokyo 169-8555 Japan.

え、時点 $T-1$ から時点 1 まで次式で遡りながら行動の選択の仕方を求める。 θ^* 既知ならば次式で時点 t に状態 s_i にいる場合の行動が決まる。

$$V(s_i, t) = \max_{a_j \in A} \sum_{s_k \in S} p(s_k | s_i, a_j, \theta^*) (r(s_i, a_j, s_k) + V(s_k, t+1)), \quad (1)$$

ただし、 $V(s_i, t)$ は時点 t に状態 s_i にいる条件のもとでの時点 $t+1$ 以降の期待総利得の最大値である。

3.2 定義

定式化を行う前にいくつかの定義を行う。 m_i , $m_i \in M$ は送信者から受信者へ送信する番号 i のメッセージブロックを示し、各時点で送信者は M 中のいずれかのメッセージブロックを送信する。 M , $M = \{m_1, m_2, \dots, m_{|M|}\}$ はメッセージブロックの集合である。受信者は受信したメッセージブロックが正しく受信できていれば ACK を、正しく受信できていなければ NAK を確認信号として送信者に送る。 w_t は時点 t に送信者が受け取った確認信号を示す。 z_t は上位層に送られたことを時点 t でまだ送信者が確認していないメッセージブロック番号のうちで最小の番号を示す。 y_t は時点 t で送信者が送信したメッセージブロック番号を示す。 C は受信バッファの容量を示す。 D は往復伝搬遅延であり、時点 t に送信したメッセージブロックに対する確認信号を送信者は時点 $t+D$ に受け取る。以上で選択再送 ARQ を表現するために必要なものが揃った。図 1 に選択再送 ARQ の動作例を示す。時点 1 に送信者がメッセージブロック m_1 を送信すると、受信者に正しく届き上位層に送られている。受信者は送信者に ACK の確認信号を送り、送信者はこの確認信号を時点 4 に受け取っている。時点 2 に送信者がメッセージブロック m_2 を送信すると、受信者には間違っ

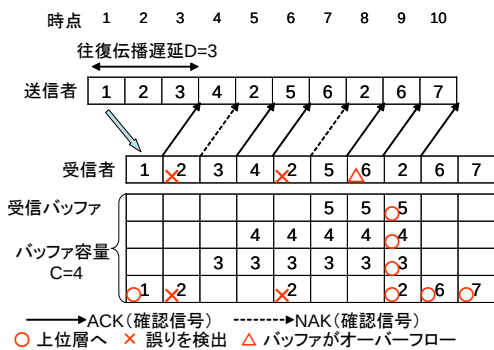


図 1: 選択再送 ARQ の動作例

しく届いていないので、 m_3 および m_4 は受信バッファに格納される。時点 7 に送られた m_6 は正しく届くが、受信バッファが満杯のため破棄されている（オーバーフロー）。

次にマルコフ決定過程を用いて定式化するために必要なものを追加で定義する。 x_t はマルコフ決定過程における時点 t の状態を示し、次式のように表現される。

$$x_t = (x_{t,0}, x_{t,1}, \dots, x_{t,C-1}, y'_{t,t-D+1}, \dots, y'_{t,t-1}), \quad (2)$$

ただし、 $x_{t,i}$ は受信バッファの状況を示し、時点 t においてメッセージブロック m_{z_t+i} が受信バッファに格納されていることを送信者が確認しているかどうかによって、以下のような値をとる。

$$x_{t,i} = \begin{cases} 1, & \text{時点 } t \text{ において格納を確認済;} \\ 0, & \text{時点 } t \text{ において格納を未確認.} \end{cases} \quad (3)$$

また、 $y'_{t,i}$ は z_t を基準値として y_i を次式によって変換した数値である。

$$y'_{t,i} = \begin{cases} -2, & i < 1 \text{ または } i > T; \\ -1, & \text{当該メッセージブロックが既に上位層に送られている, またはバッファに格納されていることを時点 } t \text{ に送信者が確認済;} \\ y_i - z_t, & \text{それ以外,} \end{cases} \quad (4)$$

ただし、最大限効率的に送信できた場合（ ACK しか発生しなかった場合）を想定すると、バッファ容量 C および往復伝搬遅延 D との関係から送信可能な最大のメッセージ番号が決まり、 $y'_{t,i}$ は $y'_{t,i} \in \{-2, -1, 0, 1, \dots, C+D-2\}$ の範囲の値をとる。このように受信バッファの状況と過去 $D-1$ 期間の間に送信したメッセージブロック番号を示すベクトルがマルコフ決定過程の状態に相当し、上記の $\{-2, -1, 0, 1, \dots, C+D-2\}$ が行動の集合に相当する。時点 t で送信者が送信するメッセージブロック番号 y_t を決定してメッセージブロック m_{y_t} を送信すると時点 $t+1$ に進み、時点 $t+1$ の確認信号 w_{t+1} を受け取る。 w_{t+1} は時点 $t-D+1$ に送信したメッセージブロック $m_{y_{t-D+1}}$ に対する確認信号で、ブロック誤りを生じる確率分布 $p(NAK | \theta^*)$ に従って ACK , NAK が決まる。 θ^* , $\theta^* \in \Theta$ はブロック誤りを生じる確率分布を支配する真のパラメータで未知である。本研究では受信者は受信したブロック中の誤りの有無を間違いなく判定できると仮定するので、ブロック誤りを生じる確率と NAK が確認信号として返送される確率は同じである。よって、ブロック誤りを生じる確率を $p(NAK | \theta^*)$ と表記している。この確認信号 w_{t+1} と y_{t-D+1} （または $y'_{t,t-D+1}$ ）

によって、上位層に送られたことを時点 $t+1$ においてまだ送信者が確認していないメッセージブロック番号のうちで最小の番号 z_{t+1} が決まる。また、時点 $t+1$ の状態 x_{t+1} も決まり、次式ようになる。

$$x_{t+1} = (x_{t+1,0}, x_{t+1,1}, \dots, x_{t+1,C-1}, y'_{t+1,t-D+2}, \dots, y'_{t+1,t}), \quad (5)$$

このように、本研究で扱うマルコフ決定過程ではブロック誤りを生じる確率が状態遷移確率に相当する。

以下で z_{t+1} と状態 x_{t+1} を求める方法を説明する。最初に、 $y'_{t,t-D+1} = 0$ ($y_{t-D+1} = z_t$ と同じ) かつ $w_{t+1} = ACK$ の場合は、まだ上位層に送られたことを確認していない最小番号のメッセージブロック m_{z_t} ($m_{y_{t-D+1}}$ と同じ) が ACK で上位層に送られた場合である。 z_{t+1} は以下のアルゴリズムで決まる。

```
i = 0;
for (int j = 1; j < C; j++) {
    if (i == 0 かつ xt,j == 0) {
        zt+1 = zt + j;
        i = 1;    } }
if (i == 0) { zt+1 = zt + C; }
xt+1,0, ..., xt+1,C-1 は以下のアルゴリズムで決まる。
for (int i = 0; i < C; i++) {
    if (zt+1 - zt + i < C) {
        xt+1,i = xt,zt+1-zt+i;
    } else xt+1,i = 0; }
y'_{t+1,t-D+2}, ..., y'_{t+1,t} は以下のアルゴリズムで決まる。
for (int i = t - D + 2; i < t + 1; i++) {
    if (y'_{t,i} == -2) { y'_{t+1,i} = -2; }
    else if (y'_{t,i} == -1) { y'_{t+1,i} = -1; }
    else if (0 ≤ y'_{t,i} < zt+1 - zt) { y'_{t+1,i} = -1; }
    else if (zt+1 - zt ≤ y'_{t,i}) {
        y'_{t+1,i} = y'_{t,i} - (zt+1 - zt); } }
```

次に $0 < y'_{t,t-D+1} < C$ かつ $w_{t+1} = ACK$ の場合は、受信バッファ内に新たなメッセージブロックが格納されたか、既に格納済のメッセージブロックの ACK を再度受け取ったかのどちらかである。 $z_{t+1} = z_t$ で、 $x_{t+1,0}, \dots, x_{t+1,C-1}$ は以下のアルゴリズムで決まる。

```
for (int i = 0; i < C; i++) {
    if (i == y'_{t,t-D+1}) { xt+1,i = 1; }
    else xt+1,i = xt,i; }
y'_{t+1,t-D+2}, ..., y'_{t+1,t} は以下のアルゴリズムで決まる。
for (int i = t - D + 2; i < t + 1; i++) {
    if (y'_{t,i} == y'_{t,t-D+1}) { y'_{t+1,i} = -1; }
    else y'_{t+1,i} = y'_{t,i}; }
次にその他の場合を説明する。zt+1 = zt で、
xt+1,0, ..., xt+1,C-1 は以下のアルゴリズムで決まる。
```

```
for (int i = 0; i < C; i++) { xt+1,i = xt,i; }
y'_{t+1,t-D+2}, ..., y'_{t+1,t} は以下のアルゴリズムで決まる。
for (int i = t - D + 2; i < t + 1; i++) { y'_{t+1,i} = y'_{t,i}; }
r(xt, y'_{t,t}, xt+1) は時点 t の状態 xt においてメッセージブロック y'_{t,t} を送信し、時点 t + 1 に確認信号 wt+1 を受け取って状態 xt+1 に遷移した場合に得られる利得を示す利得関数で次式による。
```

$$r(x_t, y'_{t,t}, x_{t+1}) = \begin{cases} \sum_{i=0}^{C-1} x_{t,i} - \sum_{i=0}^{C-1} x_{t+1,i+1}, & y'_{t+1,t} \neq y'_{t,t}; \\ 0, & \text{その他の場合,} \end{cases} \quad (6)$$

ただし、条件部の $y'_{t+1,t} \neq y'_{t,t}$ は $z_{t+1} \neq z_t$ と同じことを意味し、 $y'_{t,t-D+1} = 0$ かつ $w_{t+1} = ACK$ と同じことを意味している。この利得が時点 $t+1$ に確認信号 w_{t+1} を受け取ったことにより送信者が新たに上位層に送られたことを確認したメッセージブロック数に相当する。

4 統計的決定理論に基づく選択再送 ARQ

4.1 定式化

有限の T 回のメッセージブロックの送信を行う場合、往復伝搬遅延との関係で $T+D$ 期間のマルコフ決定過程の問題として定式化される。時点 1 から時点 D の間は送信者はメッセージブロックを送信するが、確認信号を受け取らず、利得は発生しない。時点 $D+1$ から時点 T の間は送信者は確認信号を受け取り、利得が発生し、メッセージブロックを送信する。時点 $T+1$ から時点 $T+D$ の間は送信者は確認信号を受け取り、利得が発生するが、メッセージブロックは送信しない。また、本研究で対象とする選択再送 ARQ 問題では状態遷移確率はブロック誤りが生起する確率に相当する。以下、統計的決定理論に基づいて定式化を進める。

上位層に送られたメッセージブロック数に相当する効用関数は次式ようになる。

$$U(x^{T+D}, d(\cdot, \cdot), w^T, \theta) = \sum_{i=D}^T r(x_i, y'_{t,i}, x_{i+1}) + \sum_{i=T+1}^{T+D-1} r'(x_i, w_{i+1}, x_{i+1}), \quad (7)$$

ただし、 $d(\cdot, \cdot)$ は状態系列と確認信号系列を受け取って、送信するメッセージブロックを決定する決定関数を示す。また、時点 $T+1$ から時点 $T+D$ の間は送信者がメッセージブロックを送信しないので利得関数の引数の一部を確認信号に代えた $r'(x_i, w_{i+1}, x_{i+1})$ で代用している。

期待効用関数は次式ようになる。

$$EU(d(\cdot, \cdot), \theta) = \sum_{x^{T+D}, w^T} p(x^{T+D}, w^T | x_1, d(\cdot, \cdot), \theta) U(x^{T+D}, d(\cdot, \cdot), w^T, \theta), \quad (8)$$

ただし, x_1 は初期状態 (時点 1 の状態) で既知とする.
ベイズ期待効用は次式ようになる.

$$BEU(p(\theta)) = \int_{\Theta} p(\theta) EU(d(\cdot, \cdot), \theta) d\theta, \quad (9)$$

ただし, $p(\theta)$ はブロック誤りが生起する確率分布を支配するパラメータ θ の事前分布である.

ベイズ期待効用を最大にする決定が次式で定義される.

$$Bd(\cdot, \cdot) = \arg \max_{d(\cdot, \cdot)} BEU(p(\theta)). \quad (10)$$

式 (10) は上位層に送られるメッセージブロック数をベイズ基準のもとで最大化している. 通常, ARQ の各種方式はスループットで評価されるが, 上位層に送られるメッセージブロック数の最大化とスループットの最大化は同じである. よって, 式 (10) はベイズ基準のもとでスループットを最大にするという意味で最適なメッセージブロックの選択方法である. 次節で式 (10) を満足するメッセージブロックの選択方法を導出する.

4.2 ベイズ最適なメッセージブロックの基本選択方法

式 (10) で定義されるベイズ最適なメッセージブロックの選択方法について, 動的計画法 (DP) を用いた具体的なアルゴリズムを以下に示す. 最初に各ノードが全列挙した状態系列と確認信号系列の組合せに相当し, 各ノードで事後分布の算出に必要な頻度情報を保持する木を準備しておく. この木のノードを葉から根まで遡りながらベイズ最適な決定関数を求めるアルゴリズムになっており, この木をここでは DP 木と呼ぶ. DP 木のイメージを図 2 に示す. 時点 1 から時点 D までは確認信号を受け取らないので, DP 木の各ノードは状態系列のみで表現している. 時点 $D+1$ 以降のノードは状態系列と確認信号系列の組で表現している. また, 時点 $T+1$ 以降は決定を行わない (メッセージブロックの送信を行わない) ので, 各ノードの次の時点への分岐が確認信号の ACK または NAK による分岐のみである. 次に各時点ごとの具体的な処理を説明する.

時点 $T+D-1$ のノードでの処理は以下のとおり.

$$V'(x^{T+D-1}, w^{T-1})$$

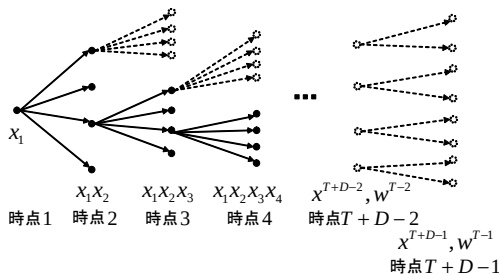


図 2: DP 木の例

$$= \sum_{w_{T+D}} \int_{\Theta} p(\theta | w^{T-1}) p(w_{T+D} | \theta) d\theta \quad (11)$$

$$r'(x_{T+D-1}, w_{T+D}, x_{T+D}),$$

ただし, 時点 $T+D-1$ では決定は行わないので, それまでの状態系列が x^{T+D-1} , 確認信号系列が w^{T-1} という条件のもとで時点 $T+D$ で得られる利得の期待値 $V'(x^{T+D-1}, w^{T-1})$ を計算している.

時点 t_1 , $T+1 \leq t_1 \leq T+D-2$ のノードでの処理は以下のとおり.

$$V'(x^{t_1}, w^{t_1-D}) = \sum_{w_{t_1+1}} \int_{\Theta} p(\theta | w^{t_1-D}) p(w_{t_1+1} | \theta) d\theta \quad (12)$$

$$(r'(x_{t_1}, w_{t_1+1}, x_{t_1+1}) + V'(x^{t_1+1}, w^{t_1-D+1})).$$

時点 t_1 までの状態系列が x^{t_1} , 確認信号系列が w^{t_1-D} という条件のもとでの時点 t_1+1 以降の総利得 (利得の合計) の期待値 $V'(x^{t_1}, w^{t_1-D})$ を計算している.

時点 T のノードでの処理は以下のとおり.

$$V(x^T, w^{T-D}) = \max_{y'_{T,T}} \sum_{w_{T+1}} \int_{\Theta} p(\theta | w^{T-D}) p(w_{T+1} | \theta) d\theta \quad (13)$$

$$(r(x_T, y'_{T,T}, x_{T+1}) + V'(x^{T+1}, w^{T-D+1})).$$

ただし, $V(x^T, w^{T-D})$ は時点 T までの状態系列が x^T , 確認信号系列が w^{T-D} という条件のもとでの時点 $T+1$ 以降の総利得の期待値の最大値で, 最大にする決定は次式による.

$$Bd(x^T, w^{T-D}) = \arg \max_{y'_{T,T}} \sum_{w_{T+1}} \int_{\Theta} p(\theta | w^{T-D}) p(w_{T+1} | \theta) d\theta \quad (14)$$

$$(r(x_T, y'_{T,T}, x_{T+1}) + V'(x^{T+1}, w^{T-D+1})).$$

時点 t_2 , $D \leq t_2 < T$ のノードでの処理は以下のとおり.

$$V(x^{t_2}, w^{t_2-D}) = \max_{y'_{t_2,t_2}} \sum_{w_{t_2+1}} \int_{\Theta} p(\theta | w^{t_2-D}) p(w_{t_2+1} | \theta) d\theta \quad (15)$$

$$(r(x_{t_2}, y'_{t_2,t_2}, x_{t_2+1}) + V(x^{t_2+1}, w^{t_2-D+1})).$$

$V(x^{t_2}, w^{t_2-D})$ は時点 t_2 までの状態系列が x^{t_2} , 確認信号系列が w^{t_2-D} という条件のもとでの時点 t_2+1 以降の総利得の期待値の最大値で, 最大にする決定は式 (15) の右辺に $\arg$ を付けたものである.

時点 $D-1$ のノードでの処理は以下のとおり.

$$V''(x^{D-1}) = \max_{y'_{D-1,D-1}} V(x^D, w^0), \quad (16)$$

ただし、時点 1 から時点 D の間は確認信号を受け取らず利得が発生しないので、 $V''(x^{D-1})$ は時点 $D-1$ までの状態系列が x^{D-1} という条件のもとでの時点 $D+1$ 以降の総利得の期待値の最大値で、最大にする決定は式 (16) の右辺に $\arg$ を付けたものである。

時点 t_3 , $1 \leq t_3 \leq D-2$ のノードでの処理は以下のとおり。

$$V''(x^{t_3}) = \max_{y_{t_3, t_3}} V''(x^{t_3+1}), \quad (17)$$

ただし、 $V''(x^{t_3})$ は時点 t_3 までの状態系列が x^{t_3} という条件のもとでの時点 $D+1$ 以降の総利得の期待値の最大値で、最大にする決定は式 (17) の右辺に $\arg$ を付けたものである。

4.3 計算量を軽減したベイズ最適な改良選択方法

前節の基本選択方式の計算量は DP 木のノード数に比例し、その数は送信回数 T に対する指数オーダーになる。しかし、ノードの表現方法を工夫すると、ベイズ最適のまま計算量を T に対する多項式オーダーに軽減できる。

前節では時点 t のノードを表現するために状態系列 x^t と確認信号系列 w^{t-D} を用いた。これは時点 t の状態とブロック誤りを生起する確率分布を支配するパラメータに対する時点 t での事後分布によってノードを区別するためである。しかし、前節の表現では状態と事後分布が同じノードについても別ノードとして区別してしまっている。そこで、本節では時点 t の状態 x_t と時点 t までに受け取った ACK 信号の数 $N(ACK)$ によってノードを区別する。これは、DP 木で別ノードとして区別していた状態と事後分布が同じノードをマージして DP 木をグラフ化して DP グラフを作成することに相当する。

改良選択方法と前節の方法との違いはノードの表現方法のみでアルゴリズム中の個別の処理には大きな差はないので、時点 t , $D \leq t < T$ のノードで求める $V(x_t, N(ACK))$ のみ以下に示す。

$$\begin{aligned} V(x_t, N(ACK)) &= \max_{y_{t,t}} \sum_{w_{t+1}} \int_{\Theta} p(\theta | N(ACK), N(NAK)) p(w_{t+1} | \theta) d\theta \\ &\quad (r(x_t, y_{t,t}, x_{t+1}) + V(x_{t+1}, N(ACK) + I(w_{t+1}))), \end{aligned} \quad (18)$$

ただし、

$$I(w_{t+1}) = \begin{cases} 1, & w_{t+1} = ACK; \\ 0, & w_{t+1} = NAK, \end{cases} \quad (19)$$

$N(NAK) = t - D - N(ACK)$, $V(x_t, N(ACK))$ は時点 t での状態が x_t , それまでに受け取った ACK の数が $N(ACK)$ という条件のもとでの時点 $t+1$ 以降の利得の期待値の最大値である。

4.4 学習データを用いる近似方法

以下では未知のブロック誤り率を推定するための学習データとして長さ L の確認信号系列 w^L が与えられた場合の近似方法を提案する。前述の方法では逐次的に事後分布の更新をするために計算量が膨大になってしまう。そこで、学習データを用いる近似方法では、学習データを用いて算出した予測分布を真のものと仮定してマルコフ決定過程問題を解くことにより計算量を軽減する。ここでも事前に $T+D$ 期間の DP グラフを作成するが、前述までは各ノードごとに事後分布が異なっていたが、ここでは全てのノードが同じ事後分布 $p(\theta | w^L)$ を保有する DP グラフを作成する。事後分布を全て同じにしているのでノード数は少なくなる。

時点 t , $D \leq t < T$ のノードで求める $V(x_t, t)$ のみ以下に示す。

$$V(x_t, t) = \max_{y_{t,t}} \sum_{w_{t+1}} \int_{\Theta} p(\theta | w^L) p(w_{t+1} | \theta) d\theta (r(x_t, y_{t,t}, x_{t+1}) + V(x_{t+1}, t+1)). \quad (20)$$

4.5 積分計算の簡易化

前節までの計算式の中では事後分布を用いた積分計算があるが、事前分布にベータ分布を仮定することによって積分計算は簡易な計算に置き換わる。例えば、 $\int_{\Theta} p(\theta | w^L) p(ACK | \theta) d\theta$ は以下のように計算できる。

$$\int_{\Theta} p(\theta | w^L) p(ACK | \theta) d\theta = \frac{N(ACK | w^L) + \beta(ACK)}{L + \beta(ACK) + \beta(NAK)}, \quad (21)$$

ただし、 $N(ACK | w^L)$ は w^L 中の ACK の数、 $N(NAK | w^L)$ は w^L 中の NAK の数、 $L = N(ACK | w^L) + N(NAK | w^L)$, $\beta(ACK)$ と $\beta(NAK)$ はベータ分布のパラメータである。ベータ分布のパラメータについては、他の分野では情報が無いことを表現する場合にジェフリーズの事前分布に従った数値に設定されることが多く、本研究でも同様の設定が考えられる。

5 シミュレーション結果

ここではシミュレーションによって、本研究で導出したベイズ最適な方法と近似の提案方法を ASR と比較することによって、その性質を調べる。

5.1 ベイズ最適な方法のシミュレーション結果

[3] で提案されている ASR ではブロック誤り率の推定に用いる過去の確認信号数は一定だが、ここでは ASR でもベイズ最適な方法と同様に逐次的に確認信号数を増やすようにして比較を行った。シミュレーション条件は往復伝播遅延 $D = 4$, 受信バッファ容量 $C = 4$ で 30 回の送信を行う場合についてブロック誤り率を 0.1 から 0.9 まで変化させてベイズ最適な提案方法（図中では Bayes

と表示)と ASR (図中では ASR と表示)を比較した。それぞれ 100 回のシミュレーションを行い、そのスループットの平均で評価を行った。提案方法の事前分布にはジェフリーズの事前分布を採用した。図 3 にシミュレーション結果を示す。参考のため ISR のスループット (1 からブロック誤り率を引いたもの) を図中に ISR として表示し、ブロック誤り率既知の場合の [1] で導出されているスループットの期待値の最大値を Known として表示している。ブロック誤り率が大きいところでは ASR よりも Bayes の方が少し高く差が生じているが、ISR と ASR の差に比べれば小さい。よって、ASR を Bayes と比較することによって、ASR がベイズ基準による限界に近い性能を示していることがわかる。

5.2 提案近似方法のシミュレーション結果

提案した近似方法と ASR を比較する際には ASR で用いる確認信号数と提案近似方法で使用する学習データ数をともに 500 とした。シミュレーション条件は往復伝播遅延 $D = 4$ 、受信バッファ容量 $C = 4$ で 100 回の送信を行う場合についてブロック誤り率を 0.1 から 0.9 まで変化させて提案近似方法 (図中では Approximate と表示)と ASR (図中では ASR と表示)を比較した。それぞれ 100 回のシミュレーションを行い、そのスループットの平均で評価を行った。提案近似方法の事前分布にはジェフリーズの事前分布を採用した。図 4 にシミュレーション結果を示す。図中の ISR, Known は前節と同様である。ASR と Approximate と ISR の関係は前述の ASR と Bayes と ISR の関係と同じだが、Approximate の学習データ数が十分だったため Approximate は Known とほぼ一致している。また、ASR でブロック誤り率を推定するために使用する確認信号数も十分だったため ASR と Known の差も小さくなっている。

6 考察と今後の課題

本研究ではブロック誤り率が未知で受信バッファ容量と送信回数が有限の場合の選択再送 ARQ 問題を対象とし、真のパラメータが未知のマルコフ決定過程を用いて

定式化して統計的決定理論に基づいてベイズ基準のもとでスループットを最大化する方法を導出することによって、理論的な限界を示した。また、当初導出したベイズ最適な方法では状態系列毎にデータを管理していたために計算量が大きくなってしまっていたため、事後分布を計算するための十分統計量に基づいてデータを管理することによりベイズ最適な方法の計算量を軽減した。それでもベイズ最適な方法の計算量は膨大なため、学習データによる予測分布を真のものとしてブロック誤り率既知の場合のマルコフ決定過程を解く近似方法も導出した。

ASR との比較をシミュレーションで実施し、ブロック誤り率が大きい場合にはベイズ最適な提案方法や提案近似方法の方が ASR よりもスループットが高くなることを確認した。しかし、その差は ISR と ASR との差よりは小さく、ASR がベイズ最適な方法やその近似方法に近い性能を有していることがわかった。

本研究で導出したベイズ最適な方法や近似方法は計算量が大きく実用には不向きだが、従来研究のような実用的な方法の評価を行う際の限界またはその近似としては有用だと思われる。今後の課題としては、ブロック誤り率が変化する場合の対応などが挙げられる。

謝辞 本研究の一部は日本学術振興会科学研究費基盤 (C) 一般 (No.15560338) と基盤 (C) 一般 (No.19500782) の援助による。

参考文献

- [1] 雨宮康二, 小林直人, 松嶋敏泰, 統計的決定理論に基づく有限受信バッファ SR ARQ 方式, SITA2005, pp.756-760, Nov.2005.
- [2] J.O. Berger, Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis, Springer-Verlag, New York, 1980.
- [3] 小松雅治, "適応選択再送 ARQ 方式," 信学論 (D), vol.J66-D, no.5, pp.557-563, May.1983.

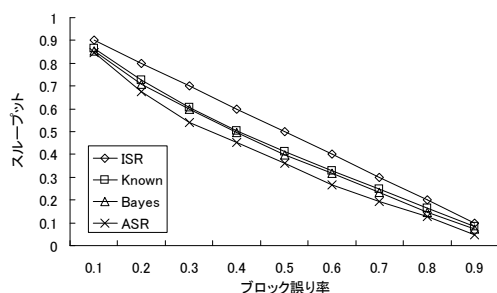


図 3: ベイズ最適な方法との比較

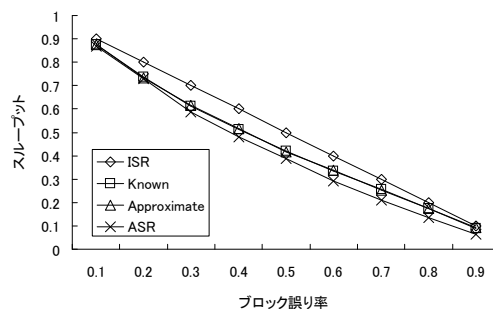


図 4: 提案近似方法との比較