

# 通信路推定と誤り訂正による 衛星デジタル放送移動受信の改善

浜田 正稔<sup>1</sup>・池田 思朗<sup>2</sup>

(受付 2007年11月30日; 改訂 2008年4月14日)

## 要 旨

本論文では、衛星デジタル放送の移動体における受信の問題を扱う。現在、衛星デジタル放送では移動体においては固定局と同様なシステムでは満足な受信はできない。この問題に対して、通信路の確率モデルを考え、その推定を行ない、確率モデルに基づく推論を行なうことで受信品質の改善を目指す。本稿で提案する通信路モデルは重回帰モデルである。パラメータ推定に対しては、二つの方法を提案する。放送受信では実時間処理が重要であることから、本提案手法は実時間で処理できる簡便なものである。提案する手法は実際に自動車を走行させて計測したデータによって実験を行ない、どの程度の受信品質の改善が得られるのか検証を行なった。

キーワード：通信路モデル、通信路モデルのパラメータ推定、符号語の確率推論。

## 1. はじめに

放送や通信など、情報を伝達する場合、送信と受信との間には雑音が存在する。この雑音が情報の伝達を困難にする原因である。誤り訂正符号とは、雑音下でも情報の伝達を可能とするための技術である。一般に誤り訂正符号では情報を冗長な符号に変換して送信し、その冗長性によって雑音の影響を軽減する。この際、重要となるのが通信路の性質である。すなわち、通信路にはどのような雑音が、どの程度の確率で加わるのか、といった性質である。これは確率分布として表現できるが、具体的な確率分布は必ずしも既知ではない。

本論文では、衛星デジタル放送を例に、通信路の確率モデルの推定と送られた情報の推論、すなわち復号の問題を扱う。衛星デジタル放送は、放送の規格が作られた段階では固定受信のみが仮定されていた。固定受信で比較的大きなパラボラアンテナを設置して受信した場合、簡単な通信路モデルを仮定すれば充分であり、通信路のモデルは時間によらずに一定であるとしても問題はない。本稿では移動体、特に自動車において衛星デジタル放送を受信する問題を考える。衛星デジタル放送では移動体での受信は考慮されておらず、固定局と同様なシステムでは満足な受信はできない。本論文では通信路モデルをパラメータを持った確率モデルで記述し、そのパラメータを推定することで通信路モデルを推定し、その確率モデルを用いて復号することを考える。

衛星放送の移動受信での大きな問題は反射波の混在である。本論文ではこの反射波を含む確率モデルを重回帰モデルで表現し、通信路モデルを記述することとする。パラメータの推定で

<sup>1</sup> 総合研究大学院大学 複合科学研究科 統計科学専攻：〒106-8569 東京都港区南麻布 4-6-7

<sup>2</sup> 統計数理研究所：〒106-8569 東京都港区南麻布 4-6-7

は説明変数が観測できないことから EM アルゴリズムを用いることを考える。また、説明変数が少ない場合には高次統計量を用いた推定方法についても触れる。推定されたモデルを用い、推論を行なう。その結果、どの程度の受信品質の改善が得られるのか、衛星放送の実測データを用いて検証を行なう。

## 2. 衛星デジタル放送の受信

### 2.1 固定受信

以下では、伝達したい情報はビット列として情報語  $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_M)^T$ ,  $u_i \in \{-1, +1\}$  と表現されているとする。誤り訂正符号では、情報語は符号語に変換されて送信される。符号語を  $\mathbf{x}(\mathbf{u}) = (x_1, \dots, x_N)^T$ ,  $x_i \in \{-1, +1\}$  と定義しよう。通信路を介し受信された受信語を  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_N)^T$  とする ( $y_i$  は通信路の性質によって値域が異なる)。復号とは受信語  $\mathbf{y}$  からもとの情報語  $\mathbf{u}$  を推論することである。 $\mathbf{x}$  の事前分布  $p(\mathbf{x})$  を一様分布と仮定すると、情報語  $\mathbf{u}$  の推論は次のようになる。

$$(2.1) \quad \hat{\mathbf{u}} = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{x}(\mathbf{u})|\mathbf{y}) = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x}(\mathbf{u})).$$

上式の解は、必ずしも簡単には求まらない。その計算の複雑さは通信路の分布と符号の定義によって変わる。例えば雑音は、送信語の各ビット  $x_i$  に独立に加わるとするならば(二元対称通信路(BSC)や加法的白色ガウス雑音(AWGN)),  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}(\mathbf{u})) = \prod_i p(y_i|x_i(\mathbf{u}))$  となり、

$$\hat{\mathbf{u}} = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{y}|\mathbf{x}(\mathbf{u})) = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} \sum_i \log p(y_i|x_i(\mathbf{u}))$$

から  $\mathbf{u}$  を求めればよい。多くの誤り訂正符号は、各ビットで独立な雑音に加わっている場合には比較的簡単な計算によって復号できる。

### 2.2 移動受信と問題点

本論文で扱う移動受信では、車上に指向特性の広い小型アンテナを搭載することから、建造物等からの反射波が混入するため異なる時間遅れを持つ信号が重畳される。衛星デジタル放送のデータ伝送に用いられる搬送波は約 12 GHz、波長は 2.5 cm 程度である。高周波数であるため建物などに反射するが、減衰率も大きく、以下では一回の反射波の影響のみを考慮する。データ伝送は上記の搬送波を用いて 43 nsec 毎にシンボルを送信している。以下ではシンボル時間以上の遅れを伴う反射波が混合されている場合を考える。この結果、雑音の影響が各ビット独立ではなくなる。なお、1 シンボル時間の行路差は 13 m 程度である。このような通信路を記憶のある通信路と呼ぶ。移動受信ではどの程度の時間遅れて幾つの信号が重畳されているのか、など通信路の状況が時々刻々と変化する。これらを推定し、その通信路の下で適切な復号を行なうことが本研究の主題である。

現在用いられている携帯電話や地上波デジタル放送など、移動体での受信を考慮した通信/放送の規格では、送信語の中に送信側、受信側で既知であるパイロット系列を埋め込み、通信路を推定する(Proakis, 1995 など)、あるいは複数の受信アンテナを用いるダイバーシティ受信を用いる手法が用いられることが多い(Norklit and Andersen, 1998 など)。しかしながら衛星デジタル放送ではパイロット系列は送信語に含まれていない、また受信アンテナが数十 cm 程度と比較的大きいため、キャリア信号の波長 2.5 cm 程度の距離に複数のアンテナを設置することが困難である。このため、通常の移動受信で用いられている手法が適用できない。

### 2.3 提案手法の概要

本研究では確率モデルを用いて通信路を記述し、通信路を推定する。現実の移動体における

通信路は時変である。本研究では、通信路を重回帰モデルによって表現し、そのパラメータを観測されたデータから時々刻々と推定する。この際、重回帰モデルの説明変数が直接観測できないことから、多少の工夫をする必要がある。本稿では二つのパラメータ推定法を考察する。一つはEMアルゴリズム(Dempster et al., 1977)を用いる手法であり、もう一つは高次統計量を用いる手法である。本稿ではこれらを比較し、計算量の点から有利である高次統計量を用いた手法が十分な誤り率の改善を与えることを示す。本稿の結果は、提案する手法を全て実測データを用いて実験した結果得られたものである。

一方、記憶のある通信路の下で復号を行なう問題はアルゴリズムと誤り率の観点からいくつかの研究が存在する(Worthen and Stark, 2001; Kurkoski et al., 2002)。本稿でも同様の問題を扱うが、扱う搬送波周波数が12GHzのため、通信路がレイリーフェージング(Proakis, 1995など)になり難い特殊性を利用して簡易な通信路モデルを用いた点、通信路推定を行なった下で送信された符号語の推論を行なった点が本研究の一つの特徴である。

### 3. 通信路モデルとパラメータ推定

#### 3.1 通信路モデル

図1は、実際の通信路で観測した受信信号  $y$  の自己相関の例である。東京、神奈川の12箇所で計測器を搭載した自動車を走らせ、信号を測定し、自己相関を計算したもののうち代表的なものを示している(詳細は5節で示す)。  $y_i$  は離散時間で観測されることから、自己相関関数も離散時間における関数となっている。

送信語  $x_i$  の自己相関関数は時刻が1単位時間以上ずれた場合には0となると考えられる。図1では時間遅れが1単位時間のところで負の相関がある。反射波は位相が反転することからもわかるように、反射波の影響が示されている。本稿では式(3.1)に示すようにこの通信路を重回帰モデルで表現することを提案する。

$$(3.1) \quad y_i = \sum_{j=0}^k b_j x_{i-j} + n_i, \quad n_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2).$$

通信路の次数をどのように決定するのは難しい問題である。誤り訂正符号による誤り訂正があるため、通信路モデルを評価する際に重要なのは復号後の誤りであり、これは赤池情報量規準(AIC)などのような予測誤差とは異なる規準である。本稿では次数  $k=0, 1, 2$  について実験を通じて検証を行なった。図2にグラフィカルモデルで通信路を表現する。

#### 3.2 最尤推定(MLE)による通信路のパラメータ推定

通信路が(3.1)式で与えられたとすると、受信語  $y$  から  $\theta = (b_0, b_1, \dots, b_j, \sigma^2)$  を推定する必要がある。本節では最尤推定(MLE)による推定法について説明する。

1ブロックでの観測信号の表現を  $y = (y_1, \dots, y_N)^T$  とすると、MLEによる通信路のパラメー

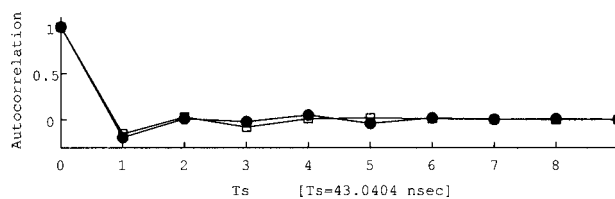


図1.  $\{y_i\}$  の自己相関。

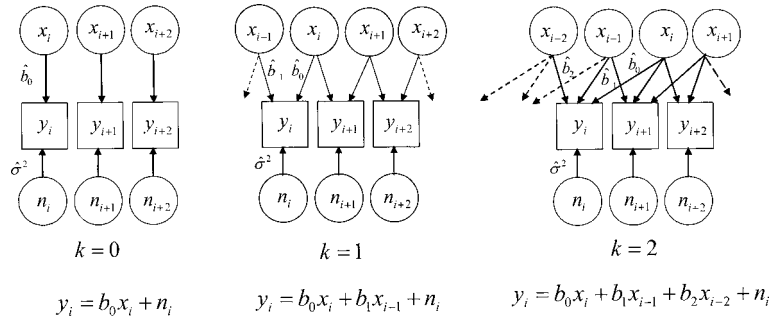


図 2. 通信路のグラフィカルモデルによる表現.

タ推定は、次式となる.

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{y}; \theta) = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \log p(\mathbf{y}; \theta).$$

また、尤度  $p(\mathbf{y}; \theta)$  は、次式となる.

$$p(\mathbf{y}; \theta) = \sum_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y}, \mathbf{x}; \theta) = \sum_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y} | \mathbf{x}; \theta) p(\mathbf{x}).$$

(3.1) 式の通信路モデルで  $k=2$  の場合を考える. このとき通信路モデルは  $x_i, x_{i-1}, x_{i-2}$  が与えられた条件での  $y_i$  の確率分布を与える.  $\theta = (b_0, b_1, b_2, \sigma^2)$  とし,  $\mathbf{x}$  の事前分布  $p(\mathbf{x})$  として一様分布を仮定すると  $p(\mathbf{y} | \theta)$  は次式のように書ける.

$$(3.2) \quad p(\mathbf{y} | \theta) = \sum_{\mathbf{x}} p(\mathbf{y} | \mathbf{x}; \theta) p(\mathbf{x}) \propto \sum_{\mathbf{x}} \prod_{i=1}^N p(y_i | x_i, x_{i-1}, x_{i-2}; \theta),$$

これは混合正規分布であり,  $\mathbf{x}$  は隠れ変数である. このモデルのパラメータ推定のため, EM アルゴリズム (Dempster et al., 1977) を用いた. 5 節の実験では, 観測データを受信語のブロック長を  $N=2000$  の単位に分割し, 通信路のパラメータを推定した. 2000 シンボルの送信時間は  $86\mu \text{ sec}$  程度であり, この程度の時間であれば通信路は充分定常だと考えても良い. また,  $N$  を小さくとると推定精度が劣化するとも考えられる. また, 5 節の実験では, EM アルゴリズムは数回から 20 回の繰り返し回数で十分収束した.

### 3.3 高次統計量による通信路のパラメータ推定

EM アルゴリズムによるパラメータ推定は繰り返し演算のために計算量が多いという欠点がある. 本節では高次統計量 (higher order statistics: HOS) を用いた推定法を示す. 実験の結果, この手法で推定されたパラメータは十分に良い精度であることが確かめられた.

以下では (3.1) 式に示した通信路のモデルにおいて  $k=1$  の場合を扱う.

$$y_i = b_0 x_i + b_1 x_{i-1} + n_i.$$

$x_i \in \{-1, +1\}$  が独立で平均は 0 と仮定すると,  $j \neq 0$  に対して

$$E_{p(\mathbf{x})}[x_i x_{i-j}] = \sum_{\mathbf{x}} p(\mathbf{x}) x_i x_{i-j} = 0.$$

また, 独立な正規分布に従う加法的ノイズを仮定すると  $E_{p(n)}[n_i^2] = \sigma^2$ ,  $E_{p(n)}[n_i^4] = 3\sigma^4$  となる. これらを用いると

$$(3.3) \quad C_{yy} = E_{p(\mathbf{y})}[y_i^2] = b_0^2 + b_1^2 + \sigma^2, \quad C_{yy_1} = E_{p(\mathbf{y})}[y_i y_{i-1}] = b_0 b_1,$$

$$(3.4) \quad C_{y^4} = E_{p(\mathbf{y})}[y_i^4] = C_{yy}(C_{yy} + 4\sigma^2) - 2\sigma^4 + 4C_{yy1}^2.$$

$C_{yy}$ ,  $C_{yy1}$ ,  $C_{y^4}$  を以下の標本平均でおきかえる.

$$\hat{C}_{yy} = \frac{1}{N} \sum_i y_i^2, \quad \hat{C}_{yy1} = \frac{1}{N} \sum_i y_i y_{i-1}, \quad \hat{C}_{y^4} = \frac{1}{N} \sum_i y_i^4.$$

変数は  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $\sigma^2$  である. これらを上の方程式から求めると  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $\sigma^2$  の複数の解が発生するため,  $C_{yy} = b_0^2 + b_1^2 + \sigma^2$  より  $\sigma^2 \leq \hat{C}_{yy}$  とし, 直接波の強さである  $b_0$  は正で反射波よりも直接波の方が強い  $b_0 \geq |b_1|$  の制約を課した. これらから, 以下の推定式が得られる.

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}^2 &= \hat{C}_{yy} - \sqrt{\frac{3}{2}\hat{C}_{yy}^2 + 2\hat{C}_{yy1}^2 - \hat{C}_{y^4}} \\ \hat{b}_0 &= \frac{1}{2} \left\{ \sqrt{B + 2\hat{C}_{yy1}} + \sqrt{B - 2\hat{C}_{yy1}} \right\} \\ \hat{b}_1 &= \frac{1}{2} \left\{ \sqrt{B + 2\hat{C}_{yy1}} - \sqrt{B - 2\hat{C}_{yy1}} \right\} \end{aligned}$$

ここで  $B = \hat{C}_{yy} - \hat{\sigma}^2$ .

HOS による通信路のパラメータ推定はノイズが正規分布であるという仮定に基づいている. 計算量は少なく,  $\hat{C}_{yy}$ ,  $\hat{C}_{yy1}$ ,  $\hat{C}_{y^4}$  を計算すればただちに推定値が求まる. なお,  $k=2$  の場合, 4 次のモーメントおよび  $C_{yy}$ ,  $C_{yy1}$ ,  $C_{yy2}$ ,  $C_{y^4}$  から  $b_0$ ,  $b_1$ ,  $b_2$  に関する複数の解が求まり,  $b_0 \geq 0$ ,  $b_0 \geq |b_1|$ , だけでは条件が十分でない. ここでは  $k=1$  の場合のみを扱った.

HOS による解を求めるための計算量は EM アルゴリズムの一回の更新のための計算量に比べて少ない. HOS で推定した通信路のパラメータを用いて符号語の推論が機能するのであれば実用的である. 5 節では MLE と HOS による通信路のパラメータ推定を比較する.

#### 4. 情報の推論

通信路のパラメータが推定された後, 通信路のモデル  $p(\mathbf{y}|\mathbf{x}(\mathbf{u});\hat{\theta})$  が得られる. 本研究の目的は, このモデルを用い, 受信語  $\mathbf{y}$  から情報  $\mathbf{u}$  を推論することである. ここで衛星放送の放送規格に従い  $\mathbf{u}$  から  $\mathbf{x}$  へは畳み込み符号によって符号化されたものとする. 本稿では 2 つの推論の方法を考える. 一つは Marginal Inference であり, 他方は Joint Inference である. 以下でそれぞれについて説明する.

##### Marginal Inference

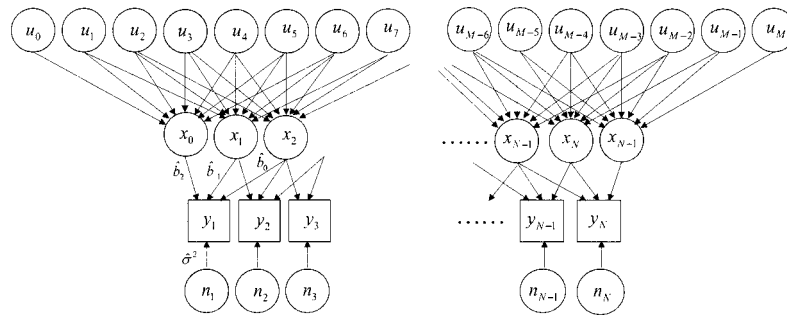
Marginal Inference では受信語  $\mathbf{y}$  から送信語  $\mathbf{x}$  を推論し, その後で  $\mathbf{x}$  から  $\mathbf{u}$  の推論をしようというものである.  $\mathbf{x}$  から  $\mathbf{u}$  の推論は通常の畳み込み符号のアルゴリズムを使えるため, この方法の計算量は少ない.  $\mathbf{y}$  から  $\mathbf{x}$  の計算は図 2 のグラフィカルモデルの上で Belief Propagation アルゴリズム (Pearl, 1988) を行なうこととした. これは  $p(\mathbf{x}|\mathbf{y};\hat{\theta})$  から各  $i$  に対して  $p(x_i|\mathbf{y};\hat{\theta})$  を最大にする  $x_i$  を推論するものである. 図 2 のグラフィカルモデルに関しては計算量は  $N$  に比例し, 簡単な計算で実現可能である.

##### Joint Inference

畳み込み符号についてはグラフィカルモデルによって表現できる. これと図 2 で表した通信路のモデル ( $k=2$ ) を組み合わせてグラフィカルモデルによって表現すると図 3 となる.

観測信号  $\mathbf{y}$  が与えられたとき, 符号語  $\mathbf{u}$  を推論することを考える.

$$(4.1) \quad \hat{\mathbf{u}} = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} p(\mathbf{u}|\mathbf{y};\hat{\theta}) = \underset{\mathbf{u}}{\operatorname{argmax}} \sum_{\mathbf{x}} p(\mathbf{u}|\mathbf{x})p(\mathbf{x}|\mathbf{y};\hat{\theta}).$$

図3.  $u$  の推論のためのグラフィカルモデル.

式(3.2)から,  $p(x|y; \hat{\theta})$  は次式となる.

$$p(x|y; \hat{\theta}) = \frac{p(x)p(y|x; \hat{\theta})}{\sum_x p(x)p(y|x; \hat{\theta})} = \frac{1}{Z} \prod_{i=1}^{N-2} p(y_i|x_i, x_{i-1}, x_{i+2}; \hat{\theta})$$

とかける. ここで  $p(x)$  は一様分布を仮定した. また,  $Z$  を計算する必要はない.

$$p(y_i|x_i, x_{i-1}, x_{i+2}; \hat{\theta}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\hat{\sigma}^2}} \exp \left[ -\frac{(y_i - (\hat{b}_0 x_i + \hat{b}_1 x_{i-1} + \hat{b}_2 x_{i+2}))^2}{2\hat{\sigma}^2} \right].$$

$p(u|x)p(x|y; \hat{\theta})$  を  $x$  について和を取ることで  $p(u|y; \hat{\theta})$  を得る. このとき,  $u$  が一部の  $x$  のみを使っていること, また畳み込み符号の性質からこのグラフに長いサイクルが無いことから, この計算は簡単に行なうことができる. この際,  $p(x|y; \hat{\theta})$  において  $x$  の同時分布を用いていることから, この方法を Joint Inference と呼ぶことにする.

$p(u|y; \hat{\theta})$  を最大にする  $u$  の計算については, Max-Product アルゴリズム (Pearl, 1988) を用いることができる. (注: Max-Product アルゴリズムとはいくつかの分野で異なる名称で呼ばれることがある. この場合, 情報理論の分野ではトレリス線図の上での Viterbi 復号を行なうと説明する方が自然だろう (今井, 1990).)

## 5. 実験

### 5.1 通信路のモデルによる誤り率特性

本研究では, 提案する通信路モデルとその推定法, さらに推論アルゴリズムを実測データを用いた実験によって検証した.

実測データについて簡単に説明する. 測定場所は, 高速道路 (K1 横羽線, 羽田から横浜方向へ走行), 郊外 (品川区大田市場付近), 市街地 (品川区青物横丁駅付近) の3つの通りを選び, 自動車に計測装置を搭載して走行させ, データを記録した. 高速道路では5箇所 (H1 から H5), 郊外では3箇所 (U1 から U3), 市街地では4箇所 (C1 から C4) の計12箇所で通信路の記録を行なった. 高速道路は高架になっているため反射波は小さいと予想される. 郊外は倉庫に囲まれており, 市街地はオフィスビルに囲まれているため反射は比較的大きいと考えられる. また遅延時間の長い反射波も混入している. 高速道路, 郊外, 市街地のそれぞれにおいて渡辺 他 (1997) にしたがって受信 CNR (Carrier to Noise Ratio) を 7 dB から 10 dB の範囲に設定した.

以下の実験では, Marginal Inference, Joint Inference により  $u$  を推論した結果を示す.

まず, 重回帰モデルの次数による誤り率特性の違いを見るため,  $k=0$  のモデル,  $k=1$  のモ

表 1. モデルによる誤り率特性の違い ( $u$  の BER).

Route		Average CNR(dB)	Marginal Inference			Joint Inference	
			$k = 0$	$k = 1$	$k = 2$	$k = 1$	$k = 2$
高速道路	H3	8.12	0.0052	0.0035	0.0034	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
郊外	U2	8.19	0.0071	0.0054	0.0045	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
市街地	C3	8.01	0.0088	0.0067	0.0052	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$

デル,  $k=2$  のモデルによる  $u$  の誤り率特性 (Bit Error Rate: BER) を表 1 に示す. 同実験は, 通信路のパラメータ推定手法として最尤推定 (MLE) を使用している. また通信路としては 12 箇所での測定のうち, 3 箇所でのデータを用いた.

表の中で  $< 10^{-4}$  とあるのは, 実験のデータからは誤りが観測できなかったことを示している. 有効数字からこのように表現した. また  $k=0$  の場合には Marginal Inference の結果を示してある.  $k=0$  の場合, 通信路の各ビットは独立だと仮定されているので, Joint Inference を行なう必要がない. また  $k=0$  の場合にはパラメータ推定も必要なく, 各ビットの推論は  $y_i$  の符号のみによって行なえば良い.

モデルの次数を  $k=0, k=1, k=2$  と増やす程, 誤り率特性は良くなる. 次数が高いと通信路をより正確に記述できるためと思われる. これらの結果から  $k=1$  のモデルは  $k=0$  のモデルから誤り率特性を大きく改善でき,  $k=2$  のモデルを用いたとしても  $k=1$  のモデルからの誤り率特性の改善は小さいことがわかる. 実際の通信路では  $k=1$  のモデルが十分な改善を与えると判断し, 以下では  $k=1$  のモデルを用いることとする.

### 5.2 通信路のパラメータ推定手法による誤り率特性

次に通信路のモデルとして  $k=1$  のモデルを用い, 12 箇所での観測された通信路を用いた実験結果について説明する. 本実験では, 二つの通信路のパラメータ推定手法 (高次統計量 HOS と最尤推定 MLE) を比較した. 表 2 は  $u$  の誤り率特性 (BER) を示している.

パラメータ推定の二つの手法, 高次統計量 (HOS) と MLE (EM アルゴリズム) を比較すると, 二つの推定手法とも十分に機能することがわかった. また,  $k=0$  の場合を比較のために掲載

表 2. パラメータ推定手法による誤り率特性の違い ( $u$  の BER).

Route		Average CNR(dB)	Marginal Inference			Joint Inference	
			$k=0$	$k=1$		$k=1$	
				HOS	EM	HOS	EM
高速道路	H1	8.91	0.0034	0.0026	0.0022	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	H2	8.47	0.0052	0.0038	0.0035	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	H3	8.12	0.0052	0.0036	0.0035	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	H4	7.68	0.0058	0.0045	0.0040	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	H5	7.30	0.0065	0.0050	0.0043	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
郊外	U1	8.39	0.0054	0.0038	0.0038	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	U2	8.19	0.0071	0.0061	0.0054	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	U3	7.40	0.0073	0.0060	0.0051	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
市街地	C1	8.74	0.0054	0.0041	0.0037	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	C2	8.38	0.0048	0.0036	0.0033	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	C3	8.01	0.0088	0.0069	0.0067	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$
	C4	7.10	0.0090	0.0072	0.0068	$< 10^{-4}$	$< 10^{-4}$

した。これは各ビットのノイズが独立だとし、その  $y_i$  の符号によって  $x_i$  の推論とするものであり、固定受信における受信で用いられているものである。  $k=1$  とした提案手法はいずれの推定法も受信結果を改善していることが分る。このことから通信路モデルとして最も簡易なモデル ( $k=1$ ) を与えた場合、計算コストが低い HOS による通信路のパラメータ推定が有効であり、リアルタイムでの受信品質の改善が期待できる。

## 6. まとめ

本稿では通信路を重回帰モデルによって表現し、そのパラメータ推定及び推定されたモデルに基づく推論を適切に行なうことによって、衛星デジタル放送の受信品質が改善できることを示した。本稿の結果、観測データから通信路のパラメータ推定を行ない、合理的な推論を行なえば受信品質の改善が十分に可能であることがわかった。

近年の移動通信や移動体における受信システムにおいても当然、通信路の推定は行なわれている。しかし、衛星デジタル放送では、移動受信に対する考慮がされておらず、通信路推定のためのパイロット系列が存在しない。そのため通信路の推定が困難である。この場合でも簡単なモデルを仮定し、観測した衛星放送の移動受信データから二つのパラメータ推定手法 (EM アルゴリズムによる最尤推定、高次統計量による推定) を提案した。特に高次統計量に基づく方法はリアルタイム処理が可能である。

通信路のパラメータが推定された後、情報語の確率推論を行なった。提案する手法については、実際の通信路で検証し、提案手法によって十分に誤り率特性が改善でき、受信品質の改善ができることを示した。

より具体的には、高次統計量に基づく通信路のパラメータ推定、及び同時分布を用い、畳み込み符号も含めた確率推論を行なうことが次世代の衛星デジタル放送の移動受信で有効とわかった。今後は、同じ考え方を次世代伝送方式 (Kim et al., 2003; Adachi et al., 2005) に拡張して行きたい。

## 参 考 文 献

- Adachi, F., Garg, D., Takaoka, S. and Takeda, K. (2005). Broadband CDMA techniques, *IEEE Wireless Communications*, **12**, 8–18.
- Dempster, A. P., Laird, N. M. and Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm, *Journal of the Royal Statistical Society B*, **39**, 1–38.
- 今井秀樹 (1990). 『符号理論』, 電子情報通信学会, 東京.
- Kim, Y., Jeong, B. J., Chung, J., Hwang, C.-S., Ryu, J. S., Kim, K.-H. and Kim, Y. K. (2003). Beyond 3G: Vision, requirements, and enabling technologies, *IEEE Communications Magazines*, **41**, 120–124.
- Kurkoski, B. M., Siegel, P. H. and Wolf, J. K. (2002). Joint message-passing decoding of LDPC codes and partial-response channels, *IEEE Transactions on Information Theory*, **48**, 1410–1423.
- Norklit, O. and Andersen, J. B. (1998). Diffuse channel model and experimental results for array antennas in mobile environments, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, **46**, 834–840.
- Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*, Morgan Kaufmann, San Francisco.
- Proakis, J. G. (1995). *Digital Communications*, McGraw-Hill, Singapore.
- 渡辺俊明, 小川 勝, 原田知育, 西川訓利 (1997). 車載用 BS 受信アンテナシステム, 豊田中央研究所



R&D レビュー, **32**, 23–33.

Worthen, A. P. and Stark, W. E. (2001). Unified design of iterative receivers using factor, *IEEE Transactions on Information Theory*, **47**, 843–849.

## Channel Estimation and Code Word Inference for Mobile Digital Satellite Broadcasting Reception

Masatoshi Hamada<sup>1</sup> and Shiro Ikeda<sup>2</sup>

<sup>1</sup>The Graduate University of Advanced Studies

<sup>2</sup>The Institute of Statistical Mathematics

This paper proposes a method to improve the mobile reception quality of digital satellite broadcasting. In the method we describe the channel with a regression model and apply the stochastic inference method of the code words based on the channel model. The proposed method consists of parameter estimation methods of the channel model and stochastic inference methods. For each of the channel estimation and the stochastic inference, two methods are proposed. The maximum likelihood estimation (MLE) and the higher order statistics (HOS) matching methods are proposed for the estimation methods. As for the stochastic inference, we propose the marginal and joint probability inference methods. The improvements are confirmed through experiments with the measured data. The computational costs are also discussed for the future implementation.