

高速移動環境下における OFDM 通信のチャネル推定法

OFDM Channel Estimation Method for High-Speed Movement Environments

名取 隆廣 †

田邊 造 †

古川 利博 ††

Takahiro NATORI †

Nari TANABE †

Toshihiro FURUKAWA ††

1 はじめに

本論文は、マルチパス環境下における OFDM 通信のチャネルゲインを、高速移動中でも適切に推定する手法を提案する。

OFDM 通信におけるチャネルゲイン推定手法は様々な手法 [1],[2] が提案されており、比較的緩やかなチャネルゲイン変動に対しては良好な推定精度を得ることができるが、高速移動中ではチャネルゲイン変動が急峻となり、これらの手法ではチャネルゲイン変動に追従できず、推定精度が劣化してしまうという問題がある。

この問題を解決する手法として、チャネルゲイン変動を自己回帰 (Auto Regressive : AR) 過程でモデル化し、そのモデルをカルマンフィルタ理論に適合させることでチャネルゲイン推定を行う手法 (従来手法) [3] が考えられている。この手法はチャネルゲインの時間変動に対して追従性があり、高速移動時のチャネルゲイン推定手法として有効な手法である。このことは移動体同士の通信を必要とする高度交通システムにおいても応用可能である。

しかしながら従来手法は AR 過程の次数 (AR 次数) 決定が、AR 過程のパラメータ (AR 係数) 精度を劣化させ、最終的にはチャネルゲイン推定精度劣化につながる問題、および AR 係数を求める際に最大ドップラー周波数を必要とする問題を有している。

そこで本論文では、従来手法の AR 過程を用いない、カルマンフィルタのみを用いたチャネルゲイン推定法を提案する。提案手法のアルゴリズムは AR 係数を用いないため、(1)AR 次数決定に関する問題が存在せず、(2)AR 係数導出の際に必要な最大ドップラー周波数を事前情報として必要としない、など従来手法の問題点を解決することができる。つまり、高速移動中においても精度の良いチャネルゲインを得ることができ、通信品質向上につながる。

提案手法の有効性は計算機シミュレーションによって確認する。

2 問題設定

本章では図 1 に示す OFDM 通信モデル [4] について述べる。OFDM 変調された送信信号はフェージングや加法性白色ガウス雑音 (Additive White Gaussian Noise : AWGN) の影響を受ける。ここで OFDM 変調はサブキャリア単位でみると狭帯域となるため、マルチパスフェージングの影響をフラットフェージングとしてみなせる [5]。このことより、 n 時刻における第 k サブキャリアのパイロット信号 $s_k(n)$ に影響を与えるチャネルゲインを $h_k(n, \tau_i)$ 、観測雑音を $v_k(n)$ とすれば、

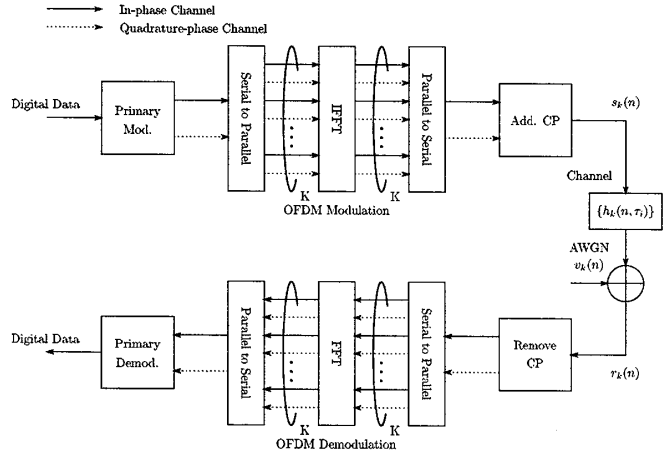


図 1: OFDM 通信モデル

受信信号 $r_k(n)$ は

$$\begin{aligned} r_k(n) &= \sum_{i=0}^{L_h-1} h_k(n, \tau_i) s_k(n - \tau_i) + v_k(n) \\ &= \mathbf{h}_k^T(n) \mathbf{s}_k(n) + v_k(n) \quad k = 0, 1, \dots, K-1 \end{aligned} \quad (1)$$

のように表すことができる。ここで L_h は有限の遅延波数、 τ_i は i 波目の遅延時間である。また、 L_h 次元チャネルゲインベクトル $\mathbf{h}_k(n)$ と L_h 次元パイロット信号ベクトル $\mathbf{s}_k(n)$ を

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{h}_k(n) &= [h_k(n, \tau_0), h_k(n, \tau_1), \dots, h_k(n, \tau_{L_h-1})]^T \\ \mathbf{s}_k(n) &= [s_k(n - \tau_0), s_k(n - \tau_1), \dots, s_k(n - \tau_{L_h-1})]^T \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

と定義する。

受信信号は OFDM 復調され、元の情報シンボルに戻されるが、情報シンボルはチャネルゲイン変動により位相遷移や位相回転が起っており、適切なチャネルゲイン推定と等化処理が必要となる [6]。

本論文の目的は、既知であるパイロット信号 $s_k(n)$ と受信信号 $r_k(n)$ を用いて OFDM 通信におけるチャネルゲイン $h_k(n, \tau_i)$ を適応的に推定することである。

3 従来手法 [3]

本章ではチャネルゲインの時間変動を AR 過程でモデル化し、そのモデルをカルマンフィルタ理論に適合することでチャネルゲイン推定を行う手法について述べる。

† 諏訪東京理科大学 Tokyo University of Science, Suwa

†† 東京理科大学 Tokyo University of Science

3.1 Step1:AR 係数の導出

まずチャネルゲインの時間変動を AR 過程でモデル化する。第 k サブキャリアの第 i 波チャネルゲインは

$$h_k(n, \tau_i) = \sum_{\ell=1}^{L_c} \alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_i) h_k(n - \ell, \tau_i) + e_k(n, \tau_i) \quad (3)$$

のように与えられる。ここで、 $\alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_i)$ は第 k サブキャリアの第 i 波目における AR 係数、 $e_k(n, \tau_i)$ は第 k サブキャリアの第 i 波目における駆動源 (推定誤差)、及び L_c は AR 次数である。ただし、駆動源は平均零の白色信号である。

次に AR 係数の導出であるが、ここでは Yule-Walker 方程式を用いて導出する。その際、チャネルゲインの自己相関関数

$$\begin{aligned} C_{h_{c,k}}(m) &= E[h_k(n, \tau_i) h_k^*(n - m, \tau_i)] \\ &= J_0(2\pi f_D m) \end{aligned} \quad (4)$$

を用いる [3],[5]。なお、 $J_0(\cdot)$ は第 1 種 0 次ベッセル関数、及び f_D は最大ドップラー周波数、* は複素共役転置である。

3.2 Step2:カルマンフィルタを用いたチャネルゲイン推定

チャネルゲイン推定を行うために前節で求めた AR 係数を用いて状態方程式と観測方程式からなる状態空間モデルを構成し、カルマンフィルタ理論を適用する。

まず $L_h L_c$ 次元状態ベクトル $\mathbf{x}_{c,k}(n)$ はチャネルゲインベクトル $\mathbf{h}_k(n)$ を n 時刻から L_c 個過去のチャネルゲインベクトルを並べたものとし、以下のように定義する。

$$\mathbf{x}_{c,k}(n) = [\mathbf{h}_k^T(n), \mathbf{h}_k^T(n-1), \dots, \mathbf{h}_k^T(n-L_c+1)]^T \quad (5)$$

状態方程式は、チャネルゲインの時間変動を表しており式 (3) を用いて [状態方程式]

$$\mathbf{x}_{c,k}(n+1) = \Phi_{c,k}(n) \mathbf{x}_{c,k}(n) + G_c \delta_{c,k}(n) \quad (6)$$

のように与えられる。ここで、 $L_h L_c \times L_h L_c$ 状態遷移行列 $\Phi_{c,k}(n)$ 、 $L_h L_c \times L_h$ シフト行列 G_c 、 L_h 次元駆動源ベクトル $\delta_{c,k}(n)$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \Phi_{c,k}(n) &= \left[\begin{array}{cccc} \Lambda_k^{(1)}(n) & \Lambda_k^{(2)}(n) & \cdots & \cdots & \Lambda_k^{(L_c)}(n) \\ I_{L_h} & O_{L_h} & \cdots & \cdots & O_{L_h} \\ O_{L_h} & I_{L_h} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ O_{L_h} & \cdots & O_{L_h} & I_{L_h} & O_{L_h} \end{array} \right] \\ &= \left. \begin{aligned} &\Lambda_k^{(\ell)}(n) \\ &= \text{diag} [\alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_1), \alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_2), \dots, \alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_{L_h})] \\ &G_c = [I_{L_h}, O_{L_h \times L_h(L_c-1)}]^T \\ &\delta_{c,k}(n) = [e_k(n, \tau_0), e_k(n, \tau_1), \dots, e_k(n, \tau_{L_h-1})]^T \end{aligned} \right\} \quad (7) \end{aligned}$$

ただし I_A 、 O_A 、 $O_{A \times B}$ はそれぞれ $A \times A$ の単位行列、 $A \times A$ の零行列、及び $A \times B$ の零行列を意味する。

表 1: 従来手法のアルゴリズム

[Initialization]

$$\hat{\mathbf{x}}_{c,k}(0|0) = \mathbf{0}, P_{c,k}(0|0) = I, f_D: \text{既知}$$

$$C_{\varepsilon_{c,k}}(n) = E[\varepsilon_{c,k}(n) \varepsilon_{c,k}^T(n)] = \sigma_v^2$$

$$C_{h_{c,k}}(m) = E[h_k(n, \tau_i) h_k^*(n - m, \tau_i)] = J_0(2\pi f_D m)$$

$$C_{\delta_{c,k}}(n)[i, j]$$

$$= \begin{cases} E \left[\left[h_k(n, \tau_i) - \sum_{\ell=1}^{L_c} \alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_i) h_k(n - \ell, \tau_i) \right]^2 \right] & (i = j) \\ 0 & (\text{other}) \end{cases}$$

[Iteration]

$$1. P_{c,k}(n|n-1) = \Phi_{c,k}(n) P_{c,k}(n-1|n-1) \Phi_{c,k}^T(n) + G_c C_{\delta_{c,k}}(n) G_c^T$$

$$2. \mathbf{k}_{c,k}(n) = \{P_{c,k}(n|n-1) \mathbf{m}_{c,k}(n)\} \cdot \{\mathbf{m}_{c,k}^T(n) P_{c,k}(n|n-1) \mathbf{m}_{c,k}(n) + C_{\varepsilon_{c,k}}(n)\}^{-1}$$

$$3. \hat{\mathbf{x}}_{c,k}(n|n) = \Phi_{c,k}(n) \hat{\mathbf{x}}_{c,k}(n-1|n-1) + \mathbf{k}_{c,k}(n) \cdot \{y_{c,k}(n) - \mathbf{m}_{c,k}^T(n) \Phi_{c,k}(n) \hat{\mathbf{x}}_{c,k}(n-1|n-1)\}$$

$$4. \hat{\mathbf{h}}_{c,k}(n) = [I_{L_h}, O_{L_h \times L_h(L_c-1)}] \hat{\mathbf{x}}_{c,k}(n|n)$$

$$5. P_{c,k}(n|n) = \{I_{L_h L_c} - \mathbf{k}_{c,k}(n) \mathbf{m}_{c,k}^T(n)\} P_{c,k}(n|n-1)$$

$$6. n = n + 1 \text{ go back 1.}$$

次に観測方程式は、パイロット信号がチャネルゲインの影響を受け、さらに観測雑音が付加される過程を表したもので [観測方程式]

$$\begin{aligned} y_{c,k}(n) &= \mathbf{m}_{c,k}^T(n) \mathbf{x}_{c,k}(n) + \varepsilon_{c,k}(n) \\ &= r_k(n) \end{aligned} \quad (8)$$

のように与えられる。ここで、 $L_h L_c$ 次元観測遷移ベクトル $\mathbf{m}_{c,k}(n)$ 、観測雑音 $\varepsilon_{c,k}(n)$ を以下のように定義する。

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_{c,k}(n) &= [\mathbf{s}_k^T(n), \mathbf{0}_{L_h(L_c-1) \times 1}^T]^T \\ \varepsilon_{c,k}(n) &= v_k(n) \end{aligned} \quad (9)$$

最後に、駆動源ベクトル $\delta_{c,k}(n)$ が白色信号でかつ、状態ベクトル $\mathbf{x}_{c,k}(n)$ とは無相関という条件の下、式 (6) と式 (8) を表 1 のカルマンフィルタ理論に適用することで、チャネルゲインベクトル $\mathbf{h}_k(n)$ を推定している。

しかしながら従来手法は、チャネルゲインの時間変動を AR 過程で与えているため、AR 次数 L_c の決定が AR 係数の精度を左右してしまい、チャネルゲインの推定精度は AR 次数に依存してしまう問題が発生する。

また、AR 係数の導出及び、表 1 のカルマンアルゴリズム手順 1 の駆動源ベクトル $\delta_{c,k}(n)$ の自己相関行列 $C_{\delta_{c,k}}(n)$ では式 (4) を用いて時間差を有するチャネルゲインの相関値 $C_{h_{c,k}}(m)$ を導出する必要がある。式 (4) の計算は $m = 0$ のときのみ最大ドップラー周波数 f_D を必要としないが、それ以外では最大ドップラー周波数 f_D を事前情報として既知で

なければ式(4)の計算を行うことができない。一般的に実環境下では、最大ドップラー周波数 f_D は未知であるため従来手法の実現は困難であると考えられる。

そこで次章では、AR過程を用いないカルマンフィルタのみを用いたチャネルゲイン推定法を提案する。

4 提案手法

本章では従来手法の問題点であったAR過程を用いずに、文献[8]に基づいたカルマンフィルタのみを用いたチャネルゲイン推定法を提案する。

状態方程式と観測方程式からなる状態空間モデルを構成する。

まず $L_h L_p$ 次元状態ベクトル $\mathbf{x}_{p,k}(n)$ はチャネルゲインベクトル $\mathbf{h}_k(n)$ を n 時刻から L_p 個過去のチャネルゲインベクトルを並べたものとし、以下のように定義する。

$$\mathbf{x}_{p,k}(n) = [\mathbf{h}_k^T(n), \mathbf{h}_k^T(n-1), \dots, \mathbf{h}_k^T(n-L_p+1)]^T \quad (10)$$

なお、 L_p の選び方に関しては $L_p > 0$ であればチャネルゲイン推定精度に影響を与えない。

状態方程式は、文献[8]に基づきAR過程を用いないチャネルゲインの時間変動として

[状態方程式]

$$\mathbf{x}_{p,k}(n+1) = \Phi_p \mathbf{x}_{p,k}(n) + G_p \delta_{p,k}(n+1) \quad (11)$$

のように与える。ここで、 $L_h L_p \times L_h L_p$ 状態遷移行列 Φ_p 、 $L_h L_p \times L_h$ シフト行列 G_p 、 L_h 次元駆動源ベクトル $\delta_{p,k}(n)$ を以下のように定義する。

$$\left. \begin{aligned} \Phi_p &= \begin{bmatrix} O_{L_h} & O_{L_h} & \cdots & \cdots & O_{L_h} \\ I_{L_h} & O_{L_h} & \cdots & \cdots & O_{L_h} \\ O_{L_h} & I_{L_h} & \ddots & & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ O_{L_h} & \cdots & O_{L_h} & I_{L_h} & O_{L_h} \end{bmatrix} \\ G_p &= [I_{L_h}, O_{L_h \times L_h(L_p-1)}]^T \\ \delta_{p,k}(n+1) &= \mathbf{h}_k(n+1) \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

従来手法では状態遷移行列にAR係数が用いられていたが、提案手法ではAR係数がないため、その部分を O_{L_h} とおいている。そのため状態方程式を成立させるために、式(12)の駆動源ベクトル $\delta_{p,k}(n+1)$ は $(n+1)$ 時刻目のチャネルゲインとなっている。

次に観測方程式は

[観測方程式]

$$\begin{aligned} y_{p,k}(n) &= \mathbf{m}_{p,k}^T(n) \mathbf{x}_{p,k}(n) + \varepsilon_{p,k}(n) \\ &= r_k(n) \end{aligned} \quad (13)$$

のように与える。ここで $L_h L_p$ 次元観測遷移ベクトル $\mathbf{m}_{p,k}(n)$ 、観測雑音 $\varepsilon_{p,k}(n)$ を以下のように定義する。

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{m}_{p,k}(n) &= [\mathbf{s}_k^T(n), \mathbf{0}_{L_h(L_p-1) \times 1}^T]^T \\ \varepsilon_{p,k}(n) &= v_k(n) \end{aligned} \right\} \quad (14)$$

最後に、式(11)、式(13)を表2よりチャネルゲインベクトル $\mathbf{h}_k(n)$ を推定する。

表2: 提案手法のアルゴリズム

[Initialization]

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{p,k}(0|0) &= \mathbf{0}, P_{p,k}(0|0) = I, f_D: \text{既知} \\ c_{\varepsilon_{p,k}}(n) &= E[\varepsilon_{p,k}(n)\varepsilon_{p,k}^T(n)] = \sigma_v^2 \\ c_{h_{c,k}}(m) &= E[h_k(n, \tau_i)h_k^*(n, \tau_i)] = J_0(0) \\ C_{\delta_{p,k}}(n)[i, j] &= \begin{cases} J_0(0) & (i = j) \\ 0 & (\text{other}) \end{cases} \end{aligned}$$

[Iteration]

1. $P_{p,k}(n|n-1) = \Phi_p P_{p,k}(n-1|n-1) \Phi_p^T + G_p C_{\delta_{p,k}}(n) G_p^T$
2. $\mathbf{k}_{p,k}(n) = \{P_{p,k}(n|n-1) \mathbf{m}_{p,k}(n)\} \cdot \{\mathbf{m}_{p,k}^T(n) P_{p,k}(n|n-1) \mathbf{m}_{p,k}(n) + c_{\varepsilon_{p,k}}(n)\}^{-1}$
3. $\hat{\mathbf{x}}_{p,k}(n|n) = \Phi_p \hat{\mathbf{x}}_{p,k}(n-1|n-1) + \mathbf{k}_{p,k}(n) \cdot \{y_{p,k}(n) - \mathbf{m}_{p,k}^T(n) \Phi_p \hat{\mathbf{x}}_{p,k}(n-1|n-1)\}$
4. $\hat{\mathbf{h}}_{p,k}(n) = [I_{L_h}, O_{L_h \times L_h(L_p-1)}] \hat{\mathbf{x}}_{p,k}(n|n)$
5. $P_{p,k}(n|n) = \{I_{L_h L_p} - \mathbf{k}_{p,k}(n) \mathbf{m}_{p,k}^T(n)\} P_{p,k}(n|n-1)$
6. $n = n + 1$ go back 1.

ここで注意すべきことは、従来手法では駆動源ベクトルが白色信号であったが提案手法では $(n+1)$ 時刻目のチャネルゲインとなり有色信号となることである。一般にカルマンアルゴリズムは、駆動源が白色信号でかつ、状態量と無相関であることを適応条件としている。しかしながら、駆動源ベクトルが有色信号となっても $(n+1)$ 時刻目のチャネルゲイン推定値には影響を与えないことが判明している。今回は紙面の都合上、そのことについての証明は割愛する。

以下では、式(11)と式(13)に示した提案手法の状態空間モデルに対して、カルマンフィルタアルゴリズムを適応した場合の効果について述べる。

式(9)~式(14)に示した提案手法の状態空間モデルは、チャネルゲインの時間変動をAR過程でモデル化することなく表現している。つまり、式(12)の状態遷移行列 Φ_p は、従来手法の $\Phi_c(n)$ と異なりAR係数 $\alpha_k^{(\ell)}(n, \tau_i)$ を含んでいない。それゆえ、提案手法は従来手法のようにAR次数がチャネルゲイン推定精度を支配しないメリットがある。

また、従来手法ではStep1のAR係数導出と、Step2表1のカルマンアルゴリズム手順1の駆動源ベクトル $\delta_{c,k}(n)$ の自己相関行列 $C_{\delta_{c,k}}(n)$ を求める際に最大ドップラー周波数 f_D が必要であった。

提案手法は表2のカルマンアルゴリズム手順1の行列 $C_{\delta_{p,k}}(n)$ の導出において、従来手法と同様に式(4)を用いてチャネルゲインの相関値を求める必要があるが、行列 $C_{\delta_{p,k}}(n)$ の各要素は同時刻の同サブキャリアにおける相関であるから、式(4)の $m = 0$ の値 $J_0(0)$ のみで構成されているため、提案手法は最大ドップラー周波数を必要としない。

表3: 従来手法と提案手法の演算量比較

	Conv.	Prop.
1. $P_k(n n-1)$	$2L_h^2 L_c^2$	0
2. $k(n)$	$L_h^2 L_c + L_h L_c + L_h$	$3L_h$
3. $\hat{x}_k(n n)$	$2L_h L_c + L_h$	L_h
4. $\hat{h}_k(n)$	0	0
5. $P_k(n n)$	$L_h^2 L_c^2$	L_h^2
Total	$3L_h^2 L_c^2 + L_h^2 L_c + 3L_h L_c + 2L_h$	$L_h^2 + 4L_h$

表4: シミュレーション諸元

1 次変調方式	QPSK
OFDM シンボル間隔	25.6[μ s]
ガードインターバル	6.0[μ s]
キャリア周波数	$f_c = 5$ [GHz]
サブキャリア数	$K = 256$
フェージングモデル	レイリーフェージング [7]
遅延波数	$L_h = 2, 4$
AR 次数	$L_c = L_p = 2, 4, 6, 8$
試行回数	20
最大ドップラー周波数	$f_D = 200, 6600, 1000$ [Hz]
SNR	0, 2, ..., 20[dB]

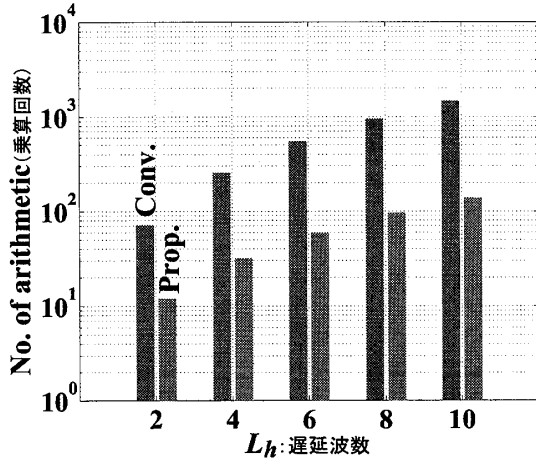


図2: 従来手法と提案手法との演算量比較

5 演算量評価

本章では、従来手法と提案手法の演算量の比較を行い、結果について考察する。

表3は表1, 表2で示される1回の更新に必要な乗算回数を演算量として示したものである。また図2ではAR次数 $L_c = L_p = 2$, 遅延波数 $L_h = 2, 4, \dots, 10$ と変化させたときの従来手法と提案手法の演算量を示す。

従来手法に比べ、提案手法の方が演算量が軽減していることが分かる。これは提案手法の状態遷移行列 Φ_p が従来手法の状態遷移行列 $\Phi_c(n)$ 比べて要素に多くの0を含むため、演算量が軽減されたと考えられる。

6 計算機シミュレーション

本章では、提案手法の有効性を確認するために計算機シミュレーションを行いその結果について考察する。シミュレーション条件は表4のような環境を想定した。また従来手法と提案手法のチャンネル推定精度を次式に示す正規化誤差ノルム NMSE(Normarized Mean Square Error) を用いて評価を行った。

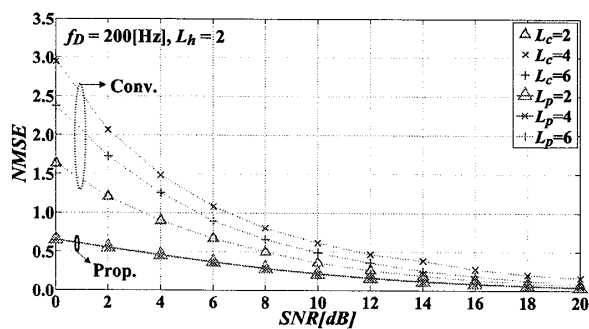
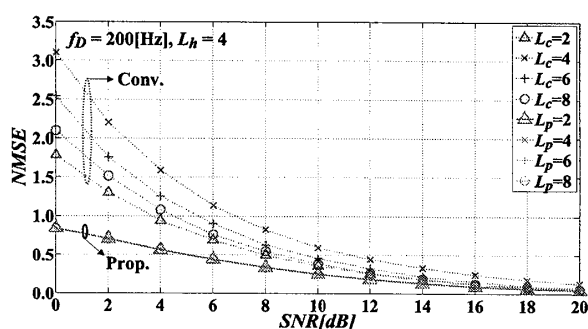
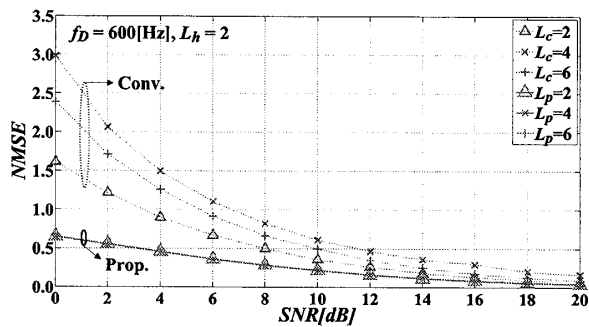
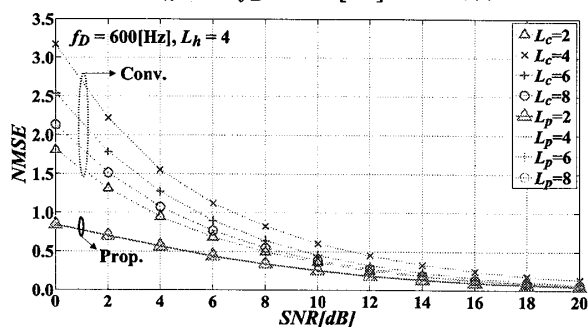
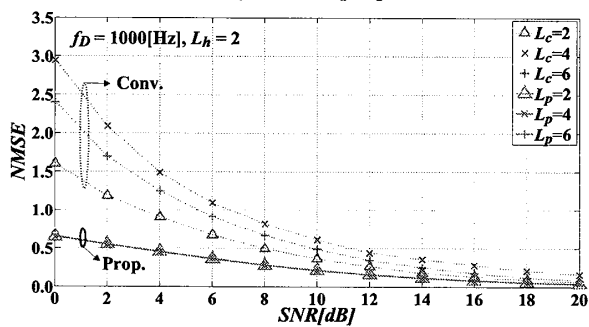
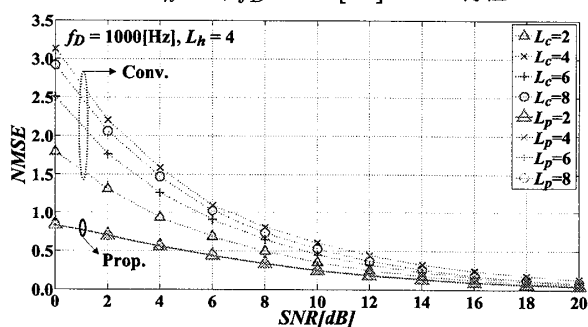
$$NMSE = \frac{\sum_{k=1}^K E [\| \mathbf{h}_k(n) - \tilde{\mathbf{h}}_k(n) \|^2]}{\sum_{k=1}^K E [\| \mathbf{h}_k(n) \|^2]} \quad (15)$$

チャンネルゲイン推定精度のシミュレーション結果を図3~図8に示す。図3~図5は遅延波数 $L_h = 2$, 図6~図8は遅延波数 $L_h = 4$ とし、AR次数を $L_c = L_p = 2, 4, 6, 8$ のように変化させた。ここで比較のために $L_c = L_p$ とする。また最大ドップラー周波数は $f_D = 200, 600, 1000$ [Hz] と変化させている。

図3~8より、最大ドップラー周波数を既知情報として与えている従来手法はSNRが低いほどNMSEが劣化している。それに対して最大ドップラー周波数が未知である提案手法は従来手法に比べ、SNRが低い状態にもかかわらず良好なNMSEを得ていることが分かる。また、遅延波数 L_h を変化させたときであるが、全体的に遅延波数が増加するにつれてチャンネルゲイン推定精度が悪くなる傾向がある。しかし提案手法の方が従来手法に比べてNMSEの値が良いことが分かる。したがって、提案手法は従来手法よりも良好なチャンネルゲインを得ることが可能な手法といえる。

更に、従来手法のAR係数 L_c が変化するにしたがってNMSEが変化しているが、提案手法はAR係数にあたる L_p が変化してもNMSEが変化しないことがわかる。これはAR次数の決定がAR係数の精度を左右し、チャンネルゲインの推定精度に影響していると考えられる。

次に最大ドップラー周波数の変化に注目する。最大ドップラー周波数と表4のキャリア周波数より、移動体の移動速度が算出でき、最大ドップラー周波数が $f_D = 200, 600, 1000$ [Hz] となったとき、それぞれ43km/h, 130km/h, 216km/hで移動していることを想定していることになる。図3~8を見ると移動速度の変化に対して従来、提案両手法共にチャンネルゲイン推定精度に変化が見られない。これは移動速度が速くなるにつれてチャンネルゲインの変動が激しくなるが、従来、特に提案手法ではチャンネルゲイン変動をAR過程でモデル化していないにもかかわらずチャンネルゲイン変動に追従が出来るため、チャンネルゲイン推定精度に変化が見られないと考えられる。

図3: $L_h = 2, f_D = 200$ [Hz] NMSE 特性図6: $L_h = 4, f_D = 200$ [Hz] NMSE 特性図4: $L_h = 2, f_D = 600$ [Hz] NMSE 特性図7: $L_h = 4, f_D = 600$ [Hz] NMSE 特性図5: $L_h = 2, f_D = 1000$ [Hz] NMSE 特性図8: $L_h = 4, f_D = 1000$ [Hz] NMSE 特性

7 結論

本論文では、マルチパス環境下における OFDM 通信のチャネルゲインを、高速移動中でも適切に推定する手法を提案した。

提案手法は AR 過程を用いないことにより、(1) AR 次数決定問題によるチャネルゲイン推定精度劣化が無く、(2) 最大ドップラー周波数は未知でよい。また、(3) 演算量の軽減がなされており、さらに (4) 移動速度の変化に対して、チャネルゲイン推定精度の変化が見られない。これら提案手法の特徴は計算機シミュレーションによって確認した。以上のことより、高速移動中でも適切にチャネルゲイン推定が可能であり、高度交通システムにおいて幅広く応用可能な手法と言える。

参考文献

- [1] M.K. Tsatsanis, G.B. Giannakis, and G. Zhou, "Estimation and equalization of fading channel with random coefficients," Proc. IEEE CASSP, vol.53, pp.211-229, Sept. 1996.
- [2] Y.G. Li, L.J. Cimini, Jr., and N.R. Sollenberger, "Robust channel estimation for OFDM systems with rapid dispersive fading channels," IEEE Trans. Commun., vol.46, no.7, pp.902-915, July 1998.
- [3] W.Chen and R.Zhang, "Kalman-Filter Channel Estimator for OFDM Systems in Time and Frequency Selective Fading Environment", Proc. of IEEE IS-CASSP, vol.4, no.17-21, pp.iv377-iv380, May 2004.
- [4] Y. Li, "Pilot-symbol-aided Channel Estimation for OFDM in Wireless Systems," IEEE Trans., Veh.Technol., vol.49, no.7, pp.1207-1215, Jan. 1999.
- [5] 高畑 文雄, デジタル無線通信入門, 培風館 (2002-6)
- [6] 伊丹 誠, 分かりやすい OFDM 技術, オーム社 (2005-11)
- [7] 平明徳, 石津文雄, 三宅真, "周波数選択性フェージング環境における OFDM 通信システムのタイミング同期方式," 電子情報通信学会論文誌 B, vol. J84-B, No.7, pp.1255-1264, Sep. 2001.
- [8] N. Tanabe, T. Furukawa, and S. Tsujii, "Robust Noise Suppression Algorithm with Kalman Filter Theory for White and Colored Disturbance," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E91-A, no.3, pp.818-829, Mar. 2008.