

# 送電線デジタル電力線搬送に用いる適応等化器のトレーニング符号

佐々木 範雄\* (東北電力), 花海 丞\*\*, 織田 健志\*\* (通研電気工業)

安達 文幸\*\*\* (東北大学)

Training sequence in adaptive equalizer for digital power line carrier systems.

Norio SASAKI (Tohoku Electric Power Co., Inc), Tasuku HANAUMI Takeshi ODA (Tsuken Electric Industrial Co., Ltd)  
Fumiyuki ADACHI (Tohoku University)

## Abstract

In this paper, we propose a training sequence for an adaptive equalizer for the digital power line carrier systems. We present Wiener solution to adaptive equalizer. And evaluate the MSE convergence performance and BER performance by computer simulation. It is shown that a 4PSK pseudo random symbol sequence using PN sequence generated by a 12-stage linear feedback shift register (LFSR) and a 64QAM random symbol sequence provide almost the same convergence performance as the Wiener solution. Therefore 4PSK pseudo random symbol sequence can be applied to the training sequence.

キーワード：電力線搬送，デジタル伝送，適応等化器，トレーニングシーケンス

Keywords, Power line carrier, Digital transmission, Adaptive equalizer, Training sequence.

## 1. まえがき

送電線用電力線搬送方式とは、高電圧送電線路（66kV～154 kV）を伝送媒体とする伝送方式であり、図1に示すように電気所側へ高周波流入を阻止するライントラップ(LT)が送電線に直列に挿入され、送電線に高周波的に結合させるカップリングキャパシタ(CC)と、高周波のみを通過させるカップリングフィルタ(CF)とで、送電線路上に高周波回路が形成され伝送路が構成されている。

この、電力線搬送方式においては、近年の電力保安通信網のIP化への進展に伴い、アナログからデジタル化への移行が求められている。しかし、送電線路上でデジタル伝送を行うには、線路の分岐箇所や電気所端から生じる遅延波が存在<sup>(1)</sup>するため、この遅延波の符号間干渉によって劣化するBER(Bit Error Rate)特性を補償する適応等化器が必須となる。これまで筆者らは、送電線用デジタル電力線搬送方式で用いる適応等化器について、64QAM(Quadrature Amplitude Modulation)での最適タップ数や各種最適パラメータ、およびBER特性の改善効果について、Wiener-Hopf方程式による理論解析と計算機シミュレーションで明らかにしている<sup>(2)</sup>。

そこで本論文では、送電線路用の適応等化器として装置化するにあたり、LMS(Least Mean Square)アルゴリズムのトレーニングプロセスで用いるトレーニング信号系列につい

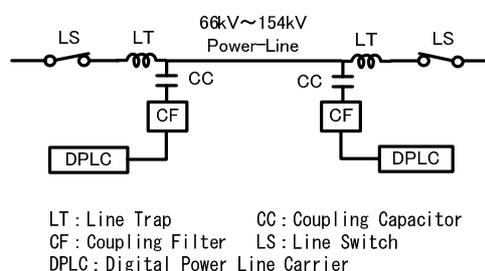


図1 電力線搬送方式の伝送回路

Fig.1 Transmission circuit of power line carrier system.

て検討を行った。比較検討に用いたシンボル系列には、64QAMのランダムシンボル系列を1パターンと、PN(Pseudo Noise)系列により生成した4PSK(4Phase Shift Keying)変調シンボル系列を3パターン、合計で4パターンを用いた。4PSK変調シンボル系列は、線形帰還シフトレジスタ(LFSR)の段数 $n=8,10$ ,および12で発生させた3つのPN系列で生成した擬似ランダムシンボル系列である。これらシンボル系列で適応等化器の収束特性や必要とするトレーニング系列長、およびBER特性について複素遅延プロファイルモデル<sup>(1)</sup>を用いて計算機シミュレーションを行った。

その結果、64QAMのランダムシンボル系列と、PN12段を用いた4PSK擬似ランダムシンボル系列は、LMSアルゴリズムによる等化器収束時のMSE(Mean Square Error)と、

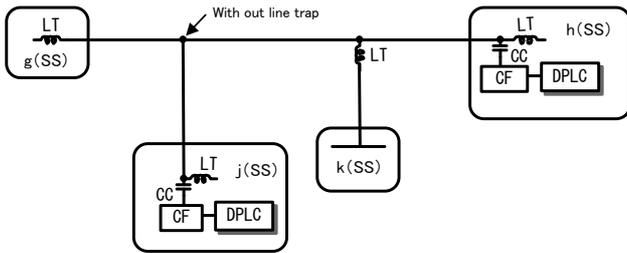


図2 チャンネルモデル化に用いた伝送路  
Fig.2 Transmission line used for channel modeling.

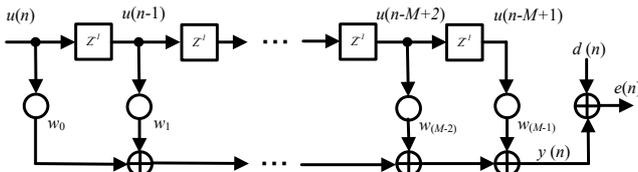


図3 トランスバーサルフィルタ  
Fig.3 Transversal filter.

Wiener 解の MMSE(Mini-mum Mean Square Error)とは、ほぼ同一な値を示し、適応等化器のタップ数を  $M=21$  とした場合の各タップ係数も Wiener 解とほぼ同一になることが示された。このことから、適応等化器のトレーニング信号系列については、PN12 段による 4PSK 疑似ランダムシンボル系列を用いても、64QAM のランダムシンボル系列と同等な収束特性が得られることが確認された。今後の装置化にあたり、適応等化器の送受信トレーニングシーケンス回路や、参照信号生成回路の簡易化が図れるものとする。

本論文の構成は以下のようになっている。第 2 章において計算機シミュレーションに用いるチャンネルモデルの電力遅延プロファイルなどについて述べ、第 3 章では、解析に用いる Wiener-Hopf 方程式と LMS アルゴリズムについて述べる。第 4 章で計算機シミュレーション解析結果を述べた後、第 5 章でまとめる。

## 2. 計算機シミュレーションに用いるチャンネルモデル

計算機シミュレーションに用いるチャンネルのモデルとして、図 2 に示す分岐箇所ライントラップが設置されていない伝送路を用い、筆者らが文献(1)で示した付加損失値等より、変復調のシンボルレートを 32ksymbol/s(31.25 $\mu$ s)、伝送周波数 375kHz に規定した時の電力遅延プロファイルのモデル化を行った。なお、得られた正規化電力遅延プロファイルには位相情報が含まれていないことから、この電力遅延プロファイルから振幅値と  $0\sim 2\pi$  のランダムな位相を生成させ、100 パターンの複素遅延プロファイルデータを生成した。

さらに、その 100 パターンの複素遅延プロファイルデータの中から、適応等化器の収束特性に影響をあたえる自己相関行列  $\mathbf{R}$  の固有値比を求め、最も悪条件値となる最大固有値比(21.1 であった)の複素遅延プロファイルを抽出し、それを評価用複素遅延プロファイルとした。表 1 に評価用電

表 1 電力遅延プロファイルと複素遅延プロファイル  
Table 1 Power delay profile and complex delay profile.

	Power impulse response	Complex impulse response
$M_0$	0.8291	-0.356+j0.839
$M_1$	0.1345	-0.076+j0.359
$M_2$	0.0251	0.01-j0.123
$M_3$	0.0065	-0.058+j0.056
$M_4$	0.0021	-0.024-j0.039
$M_5$	0.0007	0.0089-j0.024
$M_6$	0.0005	-0.014-j0.016
$M_7$	0.0004	0.011+j0.015

力遅延プロファイルと、複素遅延プロファイルを示す。

ここで、固有値比は表 1 に示す複素インパルス応答の自己相関行列  $\mathbf{R}$  の最大固有値  $\lambda_{\max}$  と、最小固有値  $\lambda_{\min}$  との比で表され次式となる<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{x}(\mathbf{R}) = \frac{\lambda_{\max}}{\lambda_{\min}} \quad \dots \quad (1)$$

また、自己相関行列  $\mathbf{R}$  は次式で定義される<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{u}(n) \mathbf{u}^H(n)] \quad \dots \quad (2)$$

ここで、 $H$  は複素共役転置を、 $E[\cdot]$  は集合平均操作をそれぞれ表し、 $\mathbf{u}(n)$  は図 3 に示す線形トランスバーサルフィルタの各タップへの入力信号ベクトルであり、タップ数を  $M$  とすると次式で表される<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-M+1)]^T \quad \dots \quad (2)$$

ここで、 $T$  は転置を表わす。

## 3. Wiener-Hopf 方程式と LMS アルゴリズム

ここでは、トレーニングプロセスで用いる 2 つの基準信号系列について、収束特性の比較検討を行うに必要となる Wiener-Hopf 方程式と LMS アルゴリズムの理論について述べる。

〈3-1〉 Wiener-Hopf 方程式 Wiener-Hopf 方程式は図 3 に示す線形トランスバーサルフィルタを用いる場合、次式で表される<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_0 = \mathbf{P} \quad \dots \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{P}$  は図 3 に示すタップ入力信号  $\mathbf{u}(n)$  と、希望応答  $d(n)$  との  $M \times 1$  相互相関ベクトルであり、次式で表される<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{P} = E[\mathbf{u}(n) d(n)^*]$$

ここで、 $*$  は複素共役を表す。

また、(3)式の  $\mathbf{w}_0$  はトランスバーサルフィルタ  $M \times 1$  の最適タップ係数ベクトルであり、次式となる<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{w}_0(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T \quad \dots \quad (4)$$

表 2 用いた PN 符号の生成多項式

Table 2 The generating polynomial of used PN code.

Degree	Generating polynomial
8	$X^8+X^4+X^3+X^2+1$
10	$X^{10}+X^3+1$
12	$X^{12}+X^6+X^4+X+1$

したがって、相関行列  $\mathbf{R}$  は正定値対称行列であるとすれば、逆行列  $\mathbf{R}^{-1}$  が存在するので、(3)式の Wiener 解  $\mathbf{w}_0$  は次式で与えられる<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{w}_0 = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P} \quad \dots \dots \dots (5)$$

また、最適化されたトランスバーサルフィルタでの出力  $y(n)$  は、希望応答  $d(n)$  との二乗誤差が最小となるため、その最小二乗誤差  $J_{\min}$  は次式で表される<sup>(3)</sup>。

$$J_{\min} = \sigma_d^2 - \mathbf{P}^H \mathbf{R}^{-1} \mathbf{P} \quad \dots \dots \dots (6)$$

ここで、 $\sigma_d^2$  は希望応答信号  $d(n)$  の分散、つまり平均電力値であるので、正規化している場合は 1 の値をとる。

この  $J_{\min}$  が最小平均二乗誤差 MMSE であり、 $\mathbf{w}_0$  が最適化された時に示す値となる。

**〈3・1〉LMS アルゴリズム** Wiener-Hopf 方程式において、最適な  $\mathbf{w}_0$  を決定するには自己相関行列  $\mathbf{R}$  と、相互相関ベクトル  $\mathbf{P}$  の事前情報が必要である。しかし、現実のシステムでは正確な計算は困難なので、これに瞬時推定値を代入し、図 3 に示すトランスバーサルフィルタのタップ係数ベクトル  $\mathbf{w}$  をリアルタイムで自動更新するのが LMS アルゴリズムであり、次式で与えられる<sup>(3)</sup>。

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{u}(n) e^*(n) \quad \dots \dots \dots (7)$$

ここで、 $\mu$  はステップサイズパラメータであり、値を適当に選ぶことで、反復計算の安定性および収束速度を変えることができる。 $e^*(n)$  は図 3 に示すトランスバーサルフィルタの出力  $y(n)$  と、希望応答となる参照信号  $d(n)$  との推定誤差量である。

なお、推定誤差  $e(n)$  は瞬時値であるので、平均二乗値を最小化することを最適化の規範とすると、LMS アルゴリズムの平均二乗誤差 MSE は次式で表される。

$$\text{MSE} = E[e(n) e^*(n)] \quad \dots \dots \dots (8)$$

4. 計算機シミュレーション解析結果

LMS による適応等化器のトレーニング時収束特性を計算機シミュレーションするにあたり、トレーニング信号系列としてシンボルレート 32ksymbol/s である下記 2 系列を用いた。

- ① 64QAM ランダムシンボル系列
- ② PN 系列の段数 8,10,および 12 で、 $2^n-1$  ビットの繰返しパターンでマッピングした 4PSK 擬似ランダムシンボル系列

表 3 Wiener 解の MMSE と LMS の MSE

Table 3 MMSE of wiener solution and MSE of LMS.

	Wiener solution	64QAM	4PSK (PN12)
Mean Square Error	-30.4dB	-29.1dB	-29.9dB

なお、PN 符号の段数 8,10,および 12 に用いた生成多項式は表 2 のとおりである。

**〈4・1〉 MMSE と MSE 解析** Wiener 解による MMSE と、LMS アルゴリズムによる MSE について、表 1 に示す評価用複素遅延プロファイルを用いて理論解析と計算機シミュレーションを行った。なお、計算機シミュレーションの諸元としては、文献(2)に示す値を用い(トレーニングシーケンスでのステップサイズパラメータ  $\mu=0.01$ , タップ数  $M=21$ , SNR(Signal Noise Ratio)=35dB), 入力信号ベクトル  $\mathbf{u}(n)$  と、参照信号  $d(n)$  の平均電力は 1 に正規化している。

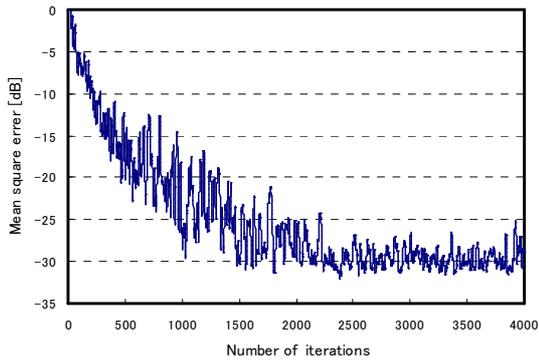
**(1) 収束特性** LMS アルゴリズムの収束特性を図 4 に示す。(a)が 64QAM ランダムシンボル系列で、(b),(c),(d)がそれぞれ、LFSR 段数が 8,10,および 12 段の LFSR で発生させた PN 系列により生成した 4PSK 擬似ランダムシンボル系列であり、同一符号パターンで 100 回試行して得られた平均 MSE 学習曲線を更に平滑化するため、10 シンボルの窓を用いて移動平均したものである。

図 4 の(b),(c),(d)の 4PSK 変調については、PN 系列( $2^n-1$  ビット)の 2 ビットを用いて 1 シンボルが生成されるため、1 ビットの余りが生じる。このため、64,512,および 2048 シンボル周期と、63,511,および 2047 シンボル周期の 2 パターンの擬似ランダムシンボル系列が交互に生成される。このため、(b)の PN8 段と(c)の PN10 段の LFSR で発生させた系列の繰返し周期が短いため十分なランダム性が得られないことから、符号列パターンが切替わった直後の MSE が増加していることが分かる。

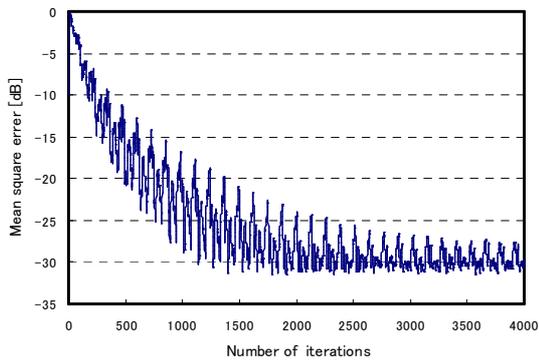
一方、(d)の PN12 段についてはランダム性が確保されているため、MSE 増加の周期性は見受けられず、(a)に示す 64QAM のランダム系列符号と同一の収束特性を確保されていることが分かる。また、トレーニング系列長 3000 シンボル以降では MSE は収束しているもの見受けられる。

**(2) MMSE と収束領域 MSE の比較** ここでは MSE の収束判定を行うため、(1)で示した 64QAM ランダムシンボル系列と、PN12 段による 4PSK 擬似ランダムシンボル系列との MSE 学習曲線により、トレーニング系列数 3001 シンボル時点から 3100 シンボル時点に亘る 100 サンプルで平均化した MSE と Wiener 解による MMSE との比較により収束判定をおこなった。

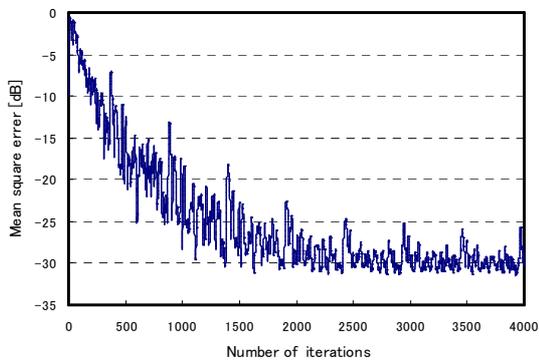
表 3 に比較結果を示す。両シンボル系列の MSE とともに Wiener 解の MMSE とほぼ同一であり、Wiener 解まで漸近していることが分かる。なお、MMSE と MSE に生じている差異は過剰平均二乗誤差 excess MSE と呼ばれるもので、次式で定義される<sup>(4)</sup>。



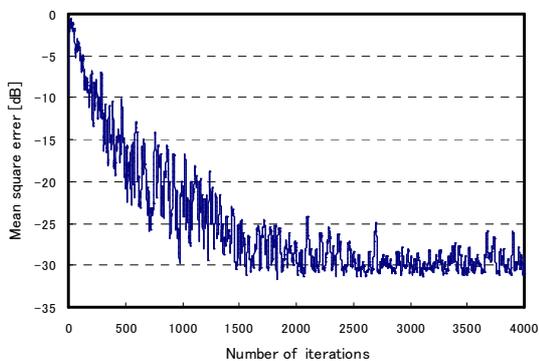
(a) 64QAM random sequence



(b) 4-PSK random sequence (PN8 steps)



(c) 4-PSK random sequence (PN10 steps)



(d) 4-PSK random sequence (PN12 steps)

図4 各シンボル系列によるLMSの収束特性

Fig.4 LMS Convergence performance in each symbol sequence.

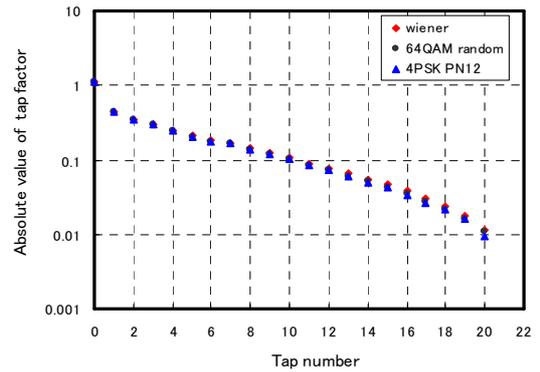


図5 ウィーナー解と各シンボル系列の絶対値タップ係数

Fig.5 Magnitude tap factor of wiener solution and each symbol sequence.

$$\text{excess MSE} \approx \mu \text{tr}[\mathbf{R}] J_{\min} \quad \dots \quad (10)$$

ここで、 $\text{tr}[\mathbf{R}]$ は自己相関行列  $\mathbf{R}$  のトレースであり、次式となる。

$$\text{tr}[\mathbf{R}] = M r(0) \quad \dots \quad (11)$$

ここで、 $M$  はトランスバーサルフィルタのタップ数であり、 $r(0)$ は自己相関行列  $\mathbf{R}$  の主対角要素である。なお、計算機シミュレーションに用いた表1に示した評価用複素遅延プロファイルのトレース値は、20.5となっている。

ところで、計算機シミュレーションにおける、MMSEとMSEの差異は、4PSKのとき0.5dB、64QAMのとき1.3dBであり、(10)式による値0.8dBと比較しても大きな差異は生じていないため、トレーニング系列長3000シンボル以降のMSEは収束していると判断して良いものとする。

(3) 収束領域のタップ係数の比較 Wiener解である最適タップ係数  $\mathbf{w}_0$  と、〈4・1〉(1)で示した各シンボル系列によるLMSアルゴリズムを100回試行して得られたタップ係数の平均値  $\mathbf{w}$  を比較した。なお、計算機シミュレーションの諸元は〈4・1〉と同一とし、収束領域に移行すると判断したトレーニング系列長3000シンボル点における、タップ係数  $w_0 \sim w_{20}$  の絶対値を比較した。

図5に、それぞれを比較した特性を示している。図5から分かるように、LMSアルゴリズム収束時のタップ係数  $\mathbf{w}$  は両シンボル系列とも、Wiener解  $\mathbf{w}_0$  と非常に良く一致しており、シンボル系列による違いが無いことが確認できる。なお、タップ数  $M=21$  におけるタップ係数  $w_0 \sim w_{20}$  を絶対値で比較した値を付録表A1に示す。

以上のことから、64QAMを用いるデジタル電力線搬送方式において、適応等化器のトレーニングプロセスの符号系列には、PN12段以上の4PSK擬似ランダムシンボル系列を用いれば、64QAMランダムシンボル系列と同様な収束特性が得られる。そのトレーニング系列長は3000シンボル程度を必要とし、分岐箇所にはライントラップが設置されていない伝送路でも十分等化できることが確認された。

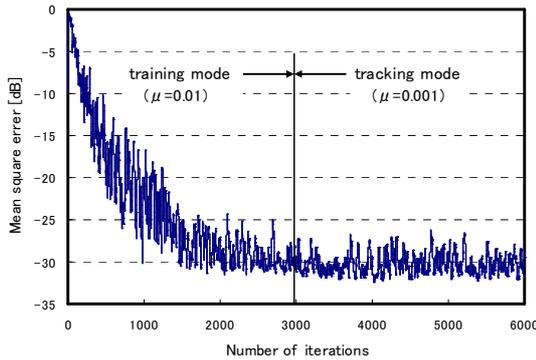


図6 トレーニングモードとトラッキングモードの収束特性

Fig.6 Convergence performance in training mode and tracking mode.

(4)トラッキングモード移行後の収束特性と BER 特性 トレーニングモードで PN12 段による 4PSK 擬似ランダムシンボル列の送達が終了し、64QAM ランダムシンボルの情報データ列でトラッキングモードへ移行した後の収束特性と BER 特性の検討を行う。

a. トラッキングモード移行前後の収束特性 まず、トラッキングモード移行前後の収束特性について計算機シミュレーションを行った。計算機シミュレーションの諸元としては、トレーニング時の LMS アルゴリズムのステップサイズパラメータ  $\mu=0.01$  に、トラッキング時を  $\mu=0.001^{(3)}$  とした。また、変調方式が 4PSK から 64QAM のトラッキングモードへの切替え点はトレーニング系列長 3000 シンボルとし、それ以降の 3001 シンボル時点から 6000 シンボルに亘る 3000 シンボルをトラッキング区間として解析を行った。

計算機シミュレーションの結果を図 6 に示す。トレーニングモードからトラッキングモードへ切替えるタイミングの前後 100 シンボルで平均化した MSE は、 $-29.7\text{dB}$  と  $-29.8\text{dB}$  とほぼ同一の値を得られ、モード切替えによる MSE の収束特性には変動を与えないことが確認できる。また、トラッキング区間のうち 5901 シンボル時点から 6000 シンボル時点に亘る 100 シンボルで平均化した MSE は  $-30.2\text{dB}$  となっている。これは、(10)式の過剰平均二乗誤差が、ステップサイズパラメータがトレーニング時より小さくなったことにより低減されたためである。以上のことから、適応等化器のトレーニングシーケンスには、4PSK の擬似ランダムシンボル系列を適用できるので、今後の装置化にあたっては、適応等化器の送受信トレーニングシーケンス回路や、参照信号生成回路の簡易化が図れるものと考えられる。

また、今後報告する予定にしている周波数オフセット推定・補償に用いるトレーニング系列の変調方式には、4PSK 方式を適用してもシステムが必要とする周波数安定度に対し、十分補償ができるものと本稿の結果から推測できる。

b. BER 特性 次に、トラッキングモードにおける BER 特性の計算機シミュレーション結果を示す。計算機シミュレーションでは、シンボルレートが 32ksymbol/s の 64QAM (ビットレートは 192kbps) 同期検波を用い、誤り訂正を用いない無符号化方式とした。また、送・受信で用いるナイ

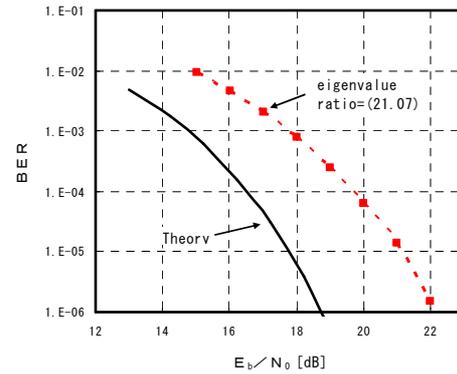


図7 BER 特性

Fig.7  $E_b/N_0$  vs. BER performance.

キストフィルタはそれぞれルート二乗余弦ロールオフフィルタでありロールオフ係数は 0.5 とした。

図 7 に BER 特性の計算機シミュレーション結果を示す。表 1 に示した評価用複素遅延プロファイルを用いて得られた  $BER=1 \times 10^{-5}$  における所要  $E_b/N_0$  は理論所要値より約 3.5dB 大きいことが分かる。これは、評価用複素遅延プロファイルの最大固有値比(21.1)に対応した MMSE の増加と(10)式の過剰平均二乗誤差の影響が表れたもので、MSE の上昇分が BER 特性の劣化に現れたものである。ここで、BER 特性が  $1 \times 10^{-5}$  となる  $E_b/N_0$  は図 7 からおよそ 21dB であるが、前述の(4)の a. 項で示した条件で  $E_b/N_0=21\text{dB}$  となる MSE の劣化量は、計算機シミュレーションで 3.2dB となり、ほぼ BER 特性と同一の劣化量となることから解析結果の有意性が確認できる。

## 5. むすび

本論文では送電線用デジタル電力線搬送方式に用いる適応等化器のトレーニング符号、および収束特性について、Wiener-Hopf 方程式による理論解析と、計算機シミュレーションを行った。その結果は以下のとおりである。

- (1) 64QAM を用いる伝送方式において、適応等化器のトレーニングプロセスで用いる符号系列は、PN 12 段 LFSR を用いて発生した PN 符号による 4PSK 擬似ランダムシンボル系列を用いても、64QAM ランダムシンボル系列や Wiener 解と同等な収束特性が得られる。
- (2) 分岐箇所にはライントラップが設置されていない伝送路を等化するに必要とするトレーニング系列長は、およそ 3000 シンボル程度であり、Wiener 解に近い性能が得られる。
- (3) トレーニングモードに 4PSK、トラッキングモードに 64QAM を用いても、モード切替え前後における適応等化器の収束特性は同一となる。
- (4) トラッキングモードにおける BER 特性は、固有値比の条件値による MMSE の増加と過剰平均二乗誤差とが加わり、その値に応じて理論 BER 特性から劣化する。
- (5) 今後の装置化にあたっては、適応等化器の送受信トレーニングシーケンス回路や、参照信号生成回路の簡易化が図ることが可能である。

## 文 献

- (1) N. Sasaki, K. Seino, T. Hanaumi, T. Oda and F. Adachi : "Channel Modeling for Digital Transmission using Power Line", *Trans. EIS Japan*, Vol.132, No.8, pp.1317-1327(2012)(in Japanese)  
佐々木範雄・清野賢一・花海丞・織田健志・安達文幸 : 「送電線路を用いるデジタル伝送のチャンネルモデル化」, 電学論(C), Vol.132, No.8, pp.1317-1327(2012)
- (2) N. Sasaki, T. Hanaumi, T. Oda and F. Adachi : "Adaptive Equalizer for Digital Power Line Carrier Systems", *Trans. EIS Japan*, Vol.134, No.2, pp.1317-1327(2014)(in Japanese)  
佐々木範雄・花海丞・織田健志・安達文幸 : 「送電線用デジタル電力線搬送方式における適応等化器」, 電学論(C), Vol.134, No.2, pp-1317-1327(2014)
- (3) Simon Haykin(著), 鈴木博(訳)他 : 「適応フィルタ理論」, 科学技術出版, pp191, pp 231-235, pp420, pp452(2001)
- (4) B. Widrow, J.M. McCool, M.G. Larimore, C.R. Johnson: "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter", *Proc. IEEE*, 64, pp1151-1162(1976)

## 付 録

表 A1 Wiener 解と LMS アルゴリズムのタップ係数

Table A1 Magnitude tap factor of Wiener solution and LMS algorithm.

Tap No.	Wiener solution	64QAM Random sequence	4PSK PN12 step Random sequence
0	1.0955	1.0914	1.0947
1	0.44	0.4377	0.4385
2	0.3465	0.3439	0.3446
3	0.3002	0.2973	0.2977
4	0.2499	0.246	0.2453
5	0.2019	0.2044	0.2042
6	0.1831	0.1777	0.178
7	0.1698	0.1648	0.164
8	0.1417	0.1373	0.1359
9	0.1234	0.1185	0.1181
10	0.1064	0.1016	0.1009
11	0.0907	0.0854	0.0846
12	0.0771	0.0727	0.0718
13	0.0654	0.0611	0.0606
14	0.0552	0.0507	0.0504
15	0.0462	0.0424	0.0416
16	0.0382	0.0344	0.0339
17	0.0309	0.0274	0.0266
18	0.0241	0.0219	0.0192
19	0.0178	0.0158	0.0161
20	0.0114	0.0107	0.0096