ニューラルネットワークキャンセラによる PRML 方式

PRML Systems Using Neural Network Cancellor

正会員 大沢 寿[†], 藤川 和之[†], 正会員 岡本 好弘[†], 正会員 斎藤 秀俊[†]Hisashi Osawa[†], Kazuyuki Fujikawa[†], Yoshihiro Okamoto[†] and Hidetoshi Saito[†]

Abstract A neural network canceller has been applied to the PR4ML channel with partial erasure. First, a model of the read/write channel with partial erasure and the neural network canceller are described. Then, the bit-error rate of the PR4ML channel is evaluated by computer simulation and the performance is compared with that of a conventional neural network equalizer and a Nyquist equalizer. The results show that the neural network canceller exhibits better performance than the conventional neural network equalizer and Nyquist equalizer.

キーワード：デジタル磁気記録, PR4ML 方式, ニューラルネットワークキャンセラ, パーシャルイレージャ, ビット誤り率

1. ま え が き

近年, デジタル磁気記録に対する高密度化の要望は高まる一方であるが, 記録密度が高くなるにつれ, 線形な波形干渉のみならず非線形ビットシフトやパーシャルイレージャなどの非線形ひずみが大となり¹⁾²⁾, これが誤り率特性に与える影響は無視できなくなる³⁾. このような非線形ひずみを伴う記録再生系に対しては, 非線形な特性を有するニューラルネットワークや, ISI (Intersymbol Interference) キャンセラのような非線形等化方式を用いることにより特性が改善されることが知られている⁴⁾⁵⁾.

従来の ISI キャンセラは, 仮判定を行うことにより得られた系列を用いて, 前後の系列からの線形な波形干渉量と非線形ひずみ量を推定し, これを再生波形より差し引くことで再生波形中の波形干渉を相殺するものであった.

本論文では, ニューラルネットワークを用いて構成した ISI キャンセラについて検討する. まず, 高密度記録時の非線形ひずみとしてパーシャルイレージャを仮定し, これによる非線形チャネルモデルを与える. 次に, 3 層の階層形ニューラルネットワークへの入力として, 再生波形系列と仮判定系列とを与えることにより, ISI キャンセラを構成する. このような ISI キャンセラを, ここではニューラルネットワークキャンセラと呼ぶことにする. そして, 上記の非線形チャネルモデルを用いてニューラルネットワークキャンセラによる PR4ML 方式の誤り率特性を計算機シミュレーションにより求め, 従来のナイキスト等化とニューラ

ルネットワーク等化の場合の誤り率特性と比較検討する.

2. 記録・再生系

図 1 に, デジタル磁気記録・再生系のブロック図を示す. $\{a_k\}$ は “1”, “0” の 2 値入力データ系列で, $\{a_k\}$ により NRZ 記録を行う. $\{a'_k\}$ はナイキスト等化による PR4 等化とビタビ検出を組合せた PR4ML 方式により仮判定を行ったときの仮判定系列, $\{\hat{a}_k\}$ は出力データ系列である. 本判定も, ニューラルネットワークキャンセラにより PR4 等化を行い, さらにビタビ検出を行う PR4ML 方式とする. 孤立磁化反転に対する孤立再生波形 $h(t)$ を次式に示すようなローレンツ形と仮定する.

$$h(t) = \frac{A}{1 + \left(\frac{2t}{T_{50}}\right)^2} \quad (1)$$

ここで, A はピーク値, T_{50} は半値幅である. 規格化線密度を $K = T_{50}/T_b$ (T_b : ビット間隔) と定義する. また, 読出し点における雑音を平均値が 0, 両側電力スペクトル密度が $N_0/2$ の白色ガウス雑音と仮定し, 読出し点における SN 比を

$$a = \frac{A}{\sqrt{N_0 f_b}} \quad (2)$$

と定義する. ここに, $f_b = 1/T_b$ はビットレートである. LPF は 6 次のバターワースフィルタで, 遅延回路はニューラルネットワークに入力される再生波形系列と, 仮判定系列のタイミングを合わせるために挿入する.

本論文では, 非線形磁化遷移点シフトについては記録側で十分に補償されるものと仮定し, パーシャルイレージャが及ぼす影響のみを, Lee らによって提案されているパーシャルイレージャの簡易モデル²⁾を用いて検討を行うこと

1999 年 3 月 29 日受付, 1999 年 7 月 16 日再受付, 1999 年 9 月 7 日採録

[†]愛媛大学 工学部 電気電子工学科

(〒790-8577 松山市文京町 3, TEL 089-927-9776)

[†]Faculty of Engineering, Ehime University

(3, Bunkyo-chou, Matsuyama-shi, Ehime 790-8577, Japan)

図1 ニューラルネットワークキャンセラを用いたPR4ML方式のブロック図

Block diagram of PR4ML system using neural network canceller.

とする。このモデルでは、現在の磁化反転が T_b だけ離れて隣接する磁化反転によってのみ影響を受けるものと仮定している。したがって、 T_b だけ離れて隣接する磁化反転によって引き起こされるパーシャルイレージャ量を規定するリダクションパラメータを γ とすると、再生波形 $x(t)$ は次式により与えられる。

$$x(t) = \sum_i \gamma^{|b_{i+1}|+|b_{i-1}|} \cdot b_i \cdot h(t - iT_b) \quad (3)$$

ただし

$$b_i = a_i - a_{i-1} \quad (4)$$

であり、 $\{b_k\}$ は“1”、“0”、“-1”の3値をとる。図2に規格化線密度 K とリダクションパラメータ γ の関係を示す。図中の●印は文献²⁾から引用した実測値を、実線はこれに対する次の近似式⁶⁾を表している。

$$\gamma = -0.16/K^2 + 0.64/K + 0.42 \quad (5)$$

さらに、6次のバターワースLPFの伝達関数 $Q_L(x)$ は

$$Q_L(x) = 1/\{G_r(x) + jG_i(x)\} \quad (6)$$

$$G_r(x) = -(x/x_h)^6 + 7.4641(x/x_h)^4 - 7.4641(x/x_h)^2 + 1 \quad (7)$$

$$G_i(x) = 3.8637(x/x_h)^5 - 9.1416(x/x_h)^3 + 3.8637(x/x_h) \quad (8)$$

図2 リダクションパラメータと規格化線密度の関係
Reduction parameter vs. normalized linear density.

で表される⁷⁾。ここで、 x および x_h は、それぞれ f_b で規格化された規格化周波数と規格化遮断周波数である。パーシャルイレージャを伴う再生波形に対するローパスフィルタ出力波形は

$$\tilde{x}(t) = \sum_i \gamma^{|b_{i+1}|+|b_{i-1}|} \cdot b_i \cdot \tilde{h}(t - iT_b) \quad (9)$$

となる。ここで、 $\tilde{h}(t)$ は

$$\tilde{h}(t) = \int_{-\infty}^{\infty} H(x) Q_L(x) e^{j2\pi x t/T_b} f_b dx \quad (10)$$

で与えられる。ただし、 $H(x)$ は $h(t)$ のフーリエ変換で

$$H(x) = \frac{\pi T_b A K}{2} e^{-\pi K |x|} \quad (11)$$

である。

3. ニューラルネットワークキャンセラ

図3に、タップ付き遅延線と、3層の階層形ニューラルネットワークからなるニューラルネットワークキャンセラを示す。ここで、 $D = \exp(-j2\pi f T_b)$ は1ビット遅延を表す遅延演算子である。ニューラルネットワーク等化器においては、再生波形系列のみを入力とするのに対し⁴⁾、ニューラルネットワークキャンセラでは、再生波形系列と仮判定系列を入力としている。再生波形系列入力部と仮判定系列入力部で構成される入力層、中間層、出力層とからなり、各

図3 ニューラルネットワークキャンセラ
Neural network canceller.

層の素子数を N_1, N_2, N_3 とする。また、再生波形系列入力部素子数を N_F 、仮判定系列入力部素子数を N_B とすると $N_1 = N_F + N_B$ となり、素子の構成を $N_F + N_B - N_2 - N_3$ と書くことにする。

再生波形系列としては (9) 式から得られる再生波形のビット間隔 T_b ごとのサンプル値 $\tilde{x}(nT_b)$ (n : 整数) を与え、仮判定系列としてはナイキスト等化による PR4 方式とビタビ検出とを組合せた PR4ML 方式により仮判定を行った系列を与える。ただし、仮判定系列の “0” に対してレベル 0 を, “1” に対してはレベル p を与えるものとする。

いま、入力層の各素子に入力 c_l が与えられたとき、第 m ($m = 1 \sim 3$) 層の第 l ($1 \leq l \leq N_m$) 素子の出力 $y_l^{(m)}$ は

$$y_l^{(m)} = \begin{cases} c_l, & m = 1(\text{入力層}) \\ f(u_l^{(m)}), & m = 2(\text{中間層}) \\ u_l^{(m)}, & m = 3(\text{出力層}) \end{cases} \quad (12)$$

となるものとする。ただし

$$u_l^{(m)} = \sum_{j=1}^{N_{m-1}} w_{lj}^{(m)} y_j^{(m-1)} - \theta_l^{(m)} \quad (13)$$

とし、 $f(u)$ は次式のようなシグモイド関数とする⁸⁾。

$$f(u) = \frac{1}{1 + \exp(-u)} \quad (14)$$

ここで、 $w_{lj}^{(m)}$ は第 m 層の第 l 素子と第 $(m-1)$ 層の第 j 素子間の結合荷重を、 $\theta_l^{(m)}$ は第 m 層の第 l 素子の閾値を表す。

結合荷重 $w_{lj}^{(m)}$ は、以下のような学習によって定められる。ここでは、 $(c_1, c_2, \dots, c_{N_1})$ が入力されたときの出力 $y_1^{(3)}$ と教師信号 $\bar{y}$ との 2 乗誤差

$$E = \frac{1}{2} \{\bar{y} - y_1^{(3)}\}^2 \quad (15)$$

を学習の評価関数として、これが最小となるようにする。ここで、最小化アルゴリズムとして最急降下法を用いるものとする、出力層および中間層の結合荷重の変化量は、次式により求められる⁸⁾。

$$\Delta w_{lj}^{(m)} = \alpha_{(m-1)m} \delta_l^{(m)} y_j^{(m-1)} \quad (m = 2, 3) \quad (16)$$

$$\delta_l^{(m)} = \begin{cases} \bar{y} - y_1^{(3)}, & m = 3 \\ \delta_1^{(3)} w_{1l}^{(3)} f'(u_l^{(2)}), & m = 2 \end{cases} \quad (17)$$

$$f'(u_l^{(2)}) = y_l^{(2)} (1 - y_l^{(2)}) \quad (18)$$

ただし、 $\alpha_{(m-1)m}$ は第 $(m-1)$ 層と第 m 層間の結合荷重における学習の速度を決める学習係数である。以上のような学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法と呼ばれる⁸⁾。

なお、ニューラルネットワークの教師信号として、パースャルイレージャがないと仮定したときの PR4 方式のナイキスト等化器出力波形の T_b ごとのサンプル値

$$\bar{y}(nT_b) = \sum_i (2a_i - 1) \cdot w((n-i)T_b) \quad (19)$$

を与えるものとする。ただし、 n は整数である。ここで、 $w(t)$ は入力データ系列 “1” に対する等化器入力

$$\tilde{g}(t) = \frac{1}{2} \{\tilde{h}(t) - \tilde{h}(t - T_b)\} \quad (20)$$

に対する等化器出力が、PR4 特性となるように

$$w(t) = \frac{1}{2} \{r(t) - r(t - 2T_b)\} \quad (21)$$

と定めたものであり、 $r(t)$ は

$$r(t) = \frac{\sin(\pi t/T_b)}{\pi t/T_b} \cdot \frac{\cos(\pi \beta t/T_b)}{1 - (2\beta t/T_b)^2} \quad (22)$$

で与えられるロールオフ率 β のナイキスト波形である。

4. 誤り率特性

図 4 に、計算機シミュレーションにより求めた読出し点 SN 比 28dB における入力層素子数 N_1 とビット誤り率 (BER) の関係を示す。ただし、 $K = 3, \beta = 0.5, \eta = \eta_{opt}, x_h = x_{hopt}, p = 0.05, N_2 = 10, N_3 = 1$ とし、学習回数を $N_T = 5 \times 10^5$ としている。また、学習時には読出し点における雑音はないものとしている。ここで、 η はナイキスト等化における等化器の帯域幅と符号間干渉量を調整するためのパラメータで⁹⁾、誤り率を最小とする最適値 η_{opt} に選んでいる。また、 N_1 における N_F と N_B の割合は誤り率が最小となるように定めている。図に示した素子数の範囲では、入力層素子数が 18 の場合に最も良い特性を示している。このときの再生波形系列入力部素子数 (N_F) は 11、仮判定系列入力部素子数 (N_B) は 7 であった。

図 5 に、読出し点 SN 比 28dB における仮判定系列 “1” に対するキャンセラ入力レベル p とビット誤り率の関係を示す。ただし、素子の構成を 11+7-10-1、 $N_T = 5 \times 10^5, K = 3, \beta = 0.5, \eta = \eta_{opt}, x_h = x_{hopt}$ とし、学習時の読出し点における雑音があるものとし、そのときの SN 比を

図 4 入力層素子数と誤り率の関係 ($N_2 = 10, N_3 = 1, N_T = 5 \times 10^5, K = 3, \beta = 0.5, \eta = \eta_{opt}, x_h = x_{hopt}, p = 0.05, 20\log_{10} a = 28\text{dB}$)

BER vs. number of units in input layer ($N_2 = 10, N_3 = 1, N_T = 5 \times 10^5, K = 3, \beta = 0.5, \eta = \eta_{opt}, x_h = x_{hopt}, p = 0.05, 20\log_{10} a = 28\text{dB}$).

図 5 キャンセラ入力レベルと誤り率の関係 (11+7-10-1 素子, $N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $20\log_{10} a = 28\text{dB}$)

BER vs. canceller input level (11+7-10-1 units, $N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $20\log_{10} a = 28\text{dB}$).

28dB とした場合である。図より、誤り率を最小とする p の最適値 p_{opt} が存在し、その値は 0.05 であった。

図 6 に、計算機シミュレーションにより求めたビット誤り率と読出し点 SN 比の関係を示す。図中の●印は素子の構成が 11+7-10-1 のニューラルネットワークキャンセラ (NNC) による PR4ML 方式の場合で、□印は素子の構成が NNC の場合と同じ 18-10-1 のニューラルネットワーク等化器 (NNE) による PR4ML 方式の場合、△印はナイキスト等化 (NE) による PR4ML 方式の場合を表している。ただし、 $N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $p = p_{opt}$ としている。

図より、ニューラルネットワークキャンセラによる場合は、ナイキスト等化とニューラルネットワーク等化による場合に比べて、良好な誤り率特性を示すことがわかる。 10^{-4} の誤り率において、ナイキスト等化の場合と比べて約 4.6dB、ニューラルネットワーク等化の場合と比べて約 2.3dB の SN 比改善が得られている。なお、仮判定部の誤り率特性は、図の△印と同じ特性を示す。

図 7 に、 T_b ごとの等化器出力信号のサンプル値を示す。ただし、条件は図 6 の場合と同一としている。(a) がニューラルネットワークキャンセラの学習時雑音なしの場合、(b) がニューラルネットワーク等化の学習時雑音なしの場合、(c) がナイキスト等化による場合である。(i) はパーシャルイレージャがありの場合を、(ii) はパーシャルイレージャがなしの場合を示す。また、どの場合も PR4 方式 (PR(1,0,-1) 方式) を用いているので、理想値は“1”、“0”、“-1”の 3 レベルである。

図より、ナイキスト等化による場合は、パーシャルイレージャの影響によるサンプル値レベルの劣化が大であることがわかる。一方、(a)、(b) に示したニューラルネットワークによるものは、パーシャルイレージャの影響が軽減され、

NE : ナイキスト等化
NNE : ニューラルネットワーク等化
NNC : ニューラルネットワークキャンセラ

図 6 誤り率特性 ($N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $p = p_{opt}$)

BER performance ($N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $p = p_{opt}$).

理想値の 3 レベルに近づいている。同じ素子数におけるニューラルネットワークによるものでも、ニューラルネットワークキャンセラによる場合は、ニューラルネットワーク等化による場合に比べ、理想値からの変動幅が小であり、良好な等化特性を示すことがわかる。

図 7 と同じ条件において、読出し点 SN 比 28dB における雑音の実効値を求めた結果、ニューラルネットワークキャンセラによる場合が約 0.11、ニューラルネットワークによる場合が約 0.18、ナイキスト等化による場合が約 0.08 であった。雑音の実効値においても、ニューラルネットワークキャンセラによる場合は、ニューラルネットワーク等化による場合に比べて改善が認められ、等化特性、雑音の抑圧効果共に優れていることがわかる。また、ナイキスト等化の場合と比べると、雑音の実効値については劣化しているものの、等化特性は大幅に改善されている。

以上のことから、図 6 に見られるような SN 比改善が得られるものと思われる。

5. む す び

パーシャルイレージャを伴うデジタル磁気記録再生系において、ニューラルネットワークを ISI キャンセラとして用いるニューラルネットワークキャンセラによる PR4ML 方式の誤り率特性を求め、ナイキスト等化による PR4ML 方式の場合およびニューラルネットワーク等化による PR4ML 方式の場合と比較検討した。

その結果、 10^{-4} の誤り率において、ニューラルネットワークキャンセラによる場合は、ナイキスト等化の場合に比べて約 4.6dB、ニューラルネットワーク等化の場合に比べて

図 7 等化器出力信号のサンプル値 ($N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $p = p_{opt}$)
Sampled values of signal at the equalizer output ($N_T = 5 \times 10^5$, $K = 3$, $\beta = 0.5$, $\eta = \eta_{opt}$, $x_h = x_{hopt}$, $p = p_{opt}$).

約 2.3dB の SN 比改善が得られることが明らかとなった。

なお、本稿で示したニューラルネットワークキャンセラは、仮判定部、本判定部共に PR4ML 方式を用いた。仮判定部、本判定部の PRML 方式として PR4ML 方式以外のものを選ぶことにより、更なる改善が期待される。

日頃、有益な御助言を頂く 本学 田崎三郎教授に感謝いたします。また本研究は情報ストレージ研究推進機構 (SRC) および通信・放送機構 (TAO) の助成のもとに行ったものであることを付記し、謝意を表します。

〔文 献〕

- 1) P. Newby, R. Wood : "The Effects of Nonlinear Distortion on Class IV Partial Response", IEEE Trans. Magn., **MAG-22**, 5, pp.1203-1205 (Sept. 1986)
- 2) I. Lee, T. Yamauchi, J. M. Cioffi : "Performance Comparison of Receivers in a Simple Partial Erasure Model", IEEE Trans. Magn., **30**, 4, pp.1465-1469 (July 1994)
- 3) 大沢, 岡本, 斎藤 : "高密度デジタル磁気記録のための信号処理技術", 信学論誌 C-II, **J81-C-II**, 4, pp. 393-412 (Apr. 1998)
- 4) 若宮, 大沢, 岡本, 斎藤 : "パーシャルイレイジャを伴う非線形チャネルのニューラルネットワーク等化", 日本応用磁気学会誌, **21**, S1, pp.78-82 (1997)
- 5) 岡本, 荻山, 富本, 大沢, 斎藤 : "非線形ビットシフトを持つ PRML チャネルに対する ISI キャンセラの適用", 信学技報, MR95-40 (Oct. 1995)
- 6) 岡本, 富本, 斎藤, 大沢 : "パーシャルイレイジャのあるデジタル磁気記録再生系における PRML 方式の誤り率特性", 信学技報, MR95-62 (Dec. 1995)
- 7) 加川 : "アナログ/デジタル・フィルタ", pp.58-69, 科学技術出版社 (1981)
- 8) 中野編 : "ニューロコンピュータの基礎", コロナ社 (1990)
- 9) H. Osawa, S. Yamashita, S. Tazaki : "Improvement on Error Rate Performance for FM Recording Code", IEEE Trans. Magn., **27**, 6, pp.4464-4469 (Nov. 1991)

おおさわ ひさし
大沢 寿 1966 年, 大阪大学工学部通信工学科卒業。1971 年, 同大学大学院博士課程修了。鉄鋼短期大学電気工学科専任講師, 大阪大学工学部通信工学科助手, 愛媛大学工学部電子工学科助教授を経て, 現在, 同大学工学部電気電子工学科教授。高密度デジタル記録, 特にデジタル磁気記録及び光記録における信号処理方式の研究に従事。工学博士。正会員。

ふじかわ かずゆき
藤川 和之 1996 年, 愛媛大学工学部電気電子工学科卒業。同大学院修士課程在学中。デジタル磁気記録における信号処理方式の研究に従事。

おかもと よしひろ
岡本 好弘 1983 年, 愛媛大学工学部電子工学科卒業。1985 年, 同大学大学院修士課程修了。同年, シャープ (株) 入社。1990 年, 愛媛大学工学部電子工学科助手。現在, 同大学工学部電気電子工学科助教授。デジタル記録における信号処理方式の研究に従事。工学博士。正会員。

さいとう ひでとし
斎藤 秀俊 1990 年, 横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。1995 年, 同大学大学院博士課程修了。同年, 愛媛大学工学部電気電子工学科助手, 現在に至る。デジタル記録における符号化方式および信号処理方式の研究に従事。工学博士。正会員。