

# リカレントニューラルネットワークを用いた 複雑な特性を持つデジタルフィルタの設計法

吉村 宏紀・清水 忠昭・佐山 卓史・井須 尚紀・菅田 一博  
知能情報工学科

**A Construction Method of a Filter with Complicated Characteristics by Use of Recurrent Neural Network**  
Hiroki YOSHIMURA, Tadaaki SHIMIZU, Takashi SAYAMA, Naoki ISU, Kazuhiro SUGATA

Department of Information and Knowledge Engineering, Faculty of Engineering,  
Tottori University, Tottori, 680 Japan  
E-mail: rocky@ike.tottori-u.ac.jp

**Abstract:** We developed a new method to construct a digital filter with recurrent neural networks by using the back propagation through time (BPTT) learning. We presented a systematic method to create teacher signals by multiplying the Maximum length linear shift register sequence (M sequence) and desired dynamics in the frequency domain and by transforming it to the time domain. Digital filters were constructed from fully cross-coupled and partially cross-coupled recurrent neural networks. Partially cross-coupled recurrent neural networks modeled after Direct Type I and II of IIR digital filter acquired appropriate properties through the learning. Our method is featured to be construct any complicated filter with desired dynamics from a recurrent neural network.

**Key words:** Neural network, digital filter, IIR, Speech synthesis, BPTT, M sequence

## 1. はじめに

リカレントニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network: 以下RNN) は, ネットワークを構成するユニット間のフィードバック結合によって動的特性を持つため, 時系列データの処理に適用できる [1]~[6]. ユニットの応答関数として線形関数を用い, バイアス値 (しきい値) を 0 とすることにより, RNN の入出力関係は IIR デジタルフィルタと同じ形式の伝達関数で表現することができる. 伝達関数の係数は, RNN の結合荷重によって定まるので, 学習によって各ユニット間の結合加重を適当に決定できれば, RNN を用いてデジタルフィルタを構成することができる. 本研究では, RNN がデジタルフィルタの機能を獲得するように BPTT 法による学習 [7][8] を行い, 学習後のネットワークの周波数特性を検討した. 本手法は, 複雑な特性を持つデジタルフィルタの設計方法として非常に有効であることを示した.

## 2. RNN を用いた IIR デジタルフィルタの学習構成法

### (学習データ)

RNN がデジタルフィルタとして機能するよう

に, 入力信号及び教師信号 (期待出力信号) を学習データとして与えて学習を行った (図 1). ネットワークの入力信号には, 63 点を 1 周期とする最大周期列 (M 系列) を用いた. M 系列は擬似白色性信号であり, 全離散周波数で等しいパワーを持つ 2 値系列である. この入力信号に 63 点 DFT を施し, 得られたスペクトルに構成するべきフィルタ特性を掛合わせた後, 63 点 IDFT を施して得られた 63 点系列を 1 周期とする周期関数を期待出力信号とした.

さて, RNN を構成するユニットは時間遅れ素子としてモデル化されている. ネットワークに時刻  $n$  で入力された信号は, 時刻  $n+1$  以降のユニット出力に影響を及ぼす. 従って, RNN の学習では, 入力信号に対して 1 点以上遅らせた期待出力信号を教師信号としてネットワークに与えなければならない. 入力信号に対して  $d$  点遅らせた期待出力信号を教師信号として用いた. 以降, この学習データの与え方を  $d$  点遅れ学習と呼ぶことにする.

### (学習則)

RNN の学習アルゴリズムには, 通時的誤差逆伝播学習 (Back Propagation Through Time, BPTT) 法を用いた. これは, RNN を時間ステップ分だけの階層を有する階層型ネットワークに変換して学習を行う方法である (図 2). 各時刻ごとにネットワークのコ

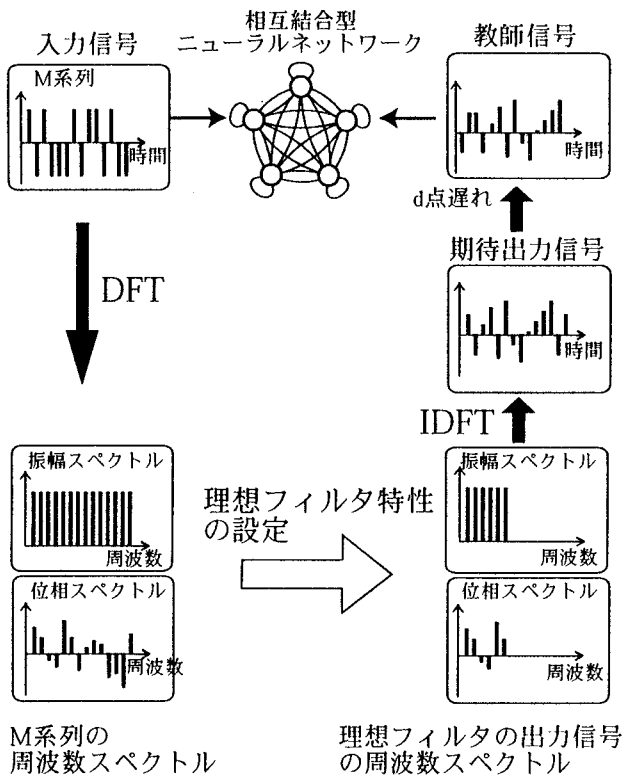


図1 リカレントニューラルネットワークを用いたデジタルフィルタの構成法

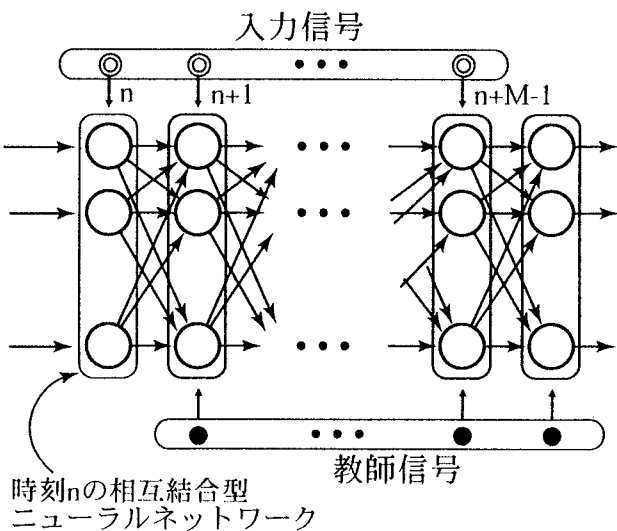


図2 通時的誤差逆伝播学習法 (BPTT)

ピーを作り、時刻順に並べて階層型ネットワークを構成する。ある時刻(階層)のユニットが次の時刻(階層)のユニットと結合し、その結合荷重が全ての階層間で等しいネットワークとして表現される。このネットワークに誤差逆伝播学習を適用する。これによって、出力自乗誤差の時間総和は極小値に収束

する。

本研究では、ユニットの初期状態(時刻0におけるユニット出力)を全て0とし、結合荷重の初期値には  $-0.01 \sim +0.01$  の範囲の乱数を与えた。全てのユニットの応答関数は線形関数とし、各ユニットへの入力総和をそのユニットの出力とした。また、ユニットはバイアス値(しきい値)を持たないものとした。

(フィルタ特性)

RNNの学習後に、学習に用いた入力信号とは異なる63点M系列をRNNに入力し、出力信号に63点DFTを施してフィルタの振幅および位相特性を求めた。

3. 完全結合型RNNを用いたフィルタ構成

全てのユニットが自らを含め全てのユニットと結合を持つ構造の完全結合型RNNを用いて基本的フィルタを構成した。

(方法1)

ユニット数6個(入力ユニット1個、出力ユニット1個、および隠れユニット4個)の完全結合型RNNを用いて、低域通過フィルタ(LPF)を構成した。RNNの学習のために、63点M系列(離散周波数1~31)を入力信号に用いた。便宜上、サンプリング間隔は1[s]とした。期待出力信号は理想フィルタの出力とし、通過域の周波数成分は振幅1(0[dB])で位相差なく通過し、阻止域(高域)周波数成分は完全に遮断する(振幅0)ものとした。入力信号を63点DFTした後、LPF構成のために離散周波数16~31のスペクトルを除去し、63点IDFTを施して期待出力信号を得た。この期待出力信号をd点( $d=1,2,\dots,7$ )遅らせた信号をネットワーク出力の教師信号として、各々BPTT法により学習を行った。1回の学習に適用する時間区間(エポック)は63点(1周期)とし、学習回数は30万回とした。ただし、学習定数  $\eta = 0.0001$ 、慣性係数  $\alpha = 0.1$  とした。

(結果1)

学習時に用いた入力信号とは異なる63点M系列を、学習終了後のRNNに入力して出力信号を求めた。入力信号に対する出力信号のスペクトラムの比を求め、RNNの入出力関数(フィルタ特性)を得た。図3a, 3bに最も学習誤差が小さくなった3点遅れの振幅および位相特性を示す。細い破線が理想フィルタの特性を表わしており、実線は3点遅れ学習によって得られたRNNのフィルタ特性を表わしてい

る。図3 aに示すように、RNNはLPFの特性を有しており、特に遮断周波数付近では急峻な利得の低下が得られた。しかし、阻止域での利得の低下は緩やかであった。また、通過域での位相差は $6^\circ$ 以下と小さく、非常に良好な位相特性であった(図3 b)。

#### (方法2)

上記の結果より、阻止域での遮断特性の向上を計るために、学習に用いる入力信号(M系列)の高周波数領域(教師信号で阻止域に設定した周波数領域)の振幅を20倍に大きくしたものを時間領域の信号に変換して、同様の学習を行った。この場合、学習に用いる入力信号はM系列ではなくなる。

#### (結果2)

図4に、3点遅れ学習の振幅および位相特性を示す。図4 aに示すように、方法2により学習を行ったRNNは、方法1に比べて、阻止域における利得を大幅に改善することができた。しかし、通過域では、方法1の方が平坦な特性となった。位相特性は、通過域での位相差が最大 $19^\circ$ となり、方法1に比べて位相特性は低下した(図4 b)。

### 4. 結合制限型RNNによるフィルタ構成

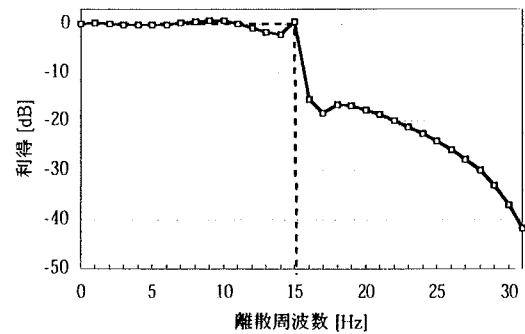
ユニット間の結合を制限した構造のRNNを3種考案し、前章と同様の学習を行って基本的フィルタを構成した。これらのRNNの伝達関数と等しい次数をもつIIRデジタルフィルタを従来法により設計し、振幅および位相特性の比較を行った。

#### (方法)

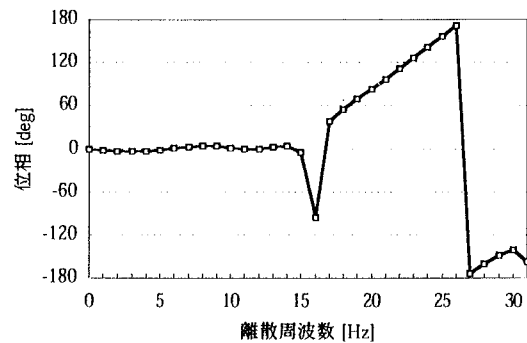
図5に示す3種のRNNを構成した。ユニット間の結合は図中の実線矢印および破線矢印で表わされた結合のみに限定し、波線矢印の結合加重は1に固定して学習によって変化しないものとした。図5 aは、直接型Iと呼ばれる構造のIIRデジタルフィルタを模したRNNであり、以降A型と呼ぶ。A型RNNの入出力関係を伝達関数によって表現すると式(1)となり、11個のユニットによって5次のフィルタが構成される。図5 bは、直接型IIの構造を模したRNNであり、以降B型と呼ぶ。B型RNNの入出力関係を伝達関数表現すると式(2)となり、7個のユニットによって5次のフィルタが構成される。図5 cは、自己結合を多用したRNNであり、以降C型と呼ぶ。C型RNNの入出力関係は式(3)と表わされ、7個のユニットによって5次のフィルタが構成される。ただし、

$$A = -(a+b+c+d+e)$$

$$B = a(b+c+d+e)+b(c+d+e)+c(d+e)+de+f$$

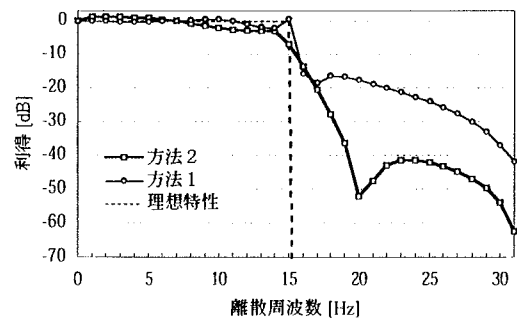


(a) 振幅特性

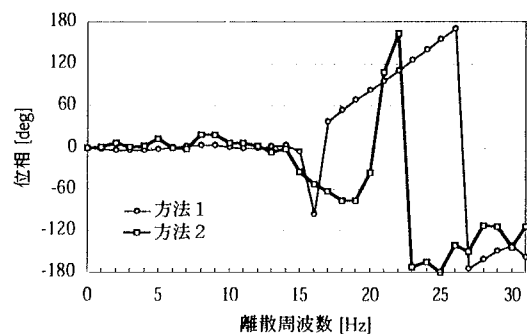


(b) 位相特性

図3 完全結合RNNの周波数特性



(a) 振幅特性



(b) 位相特性

図4 学習に用いる入力信号の利得を変化させた完全結合型RNNの周波数特性

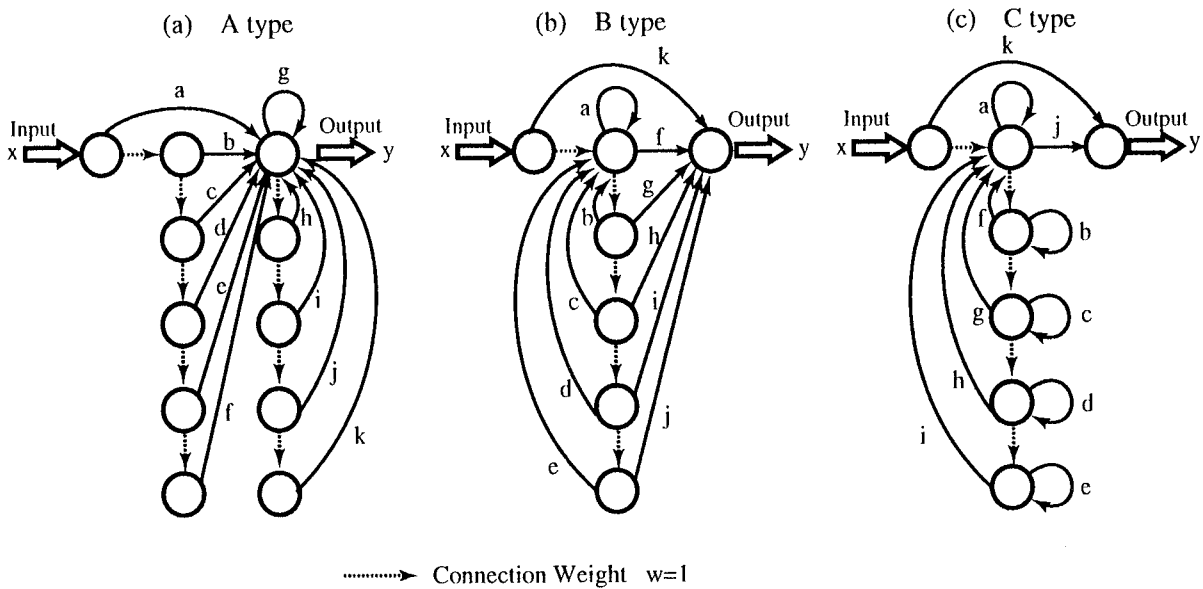


図5 結合を制限したRNNによるデジタルフィルタの構成

$$\begin{aligned}
 C &= (a(b(c+d+e)+c)d+e)+de)+b(c(d+e)+de)+cde)-g+f(c+d+e) \\
 D &= abcd+abce+abde+acde+bcde-h+g(e+d)-f(c(d+e)+de) \\
 E &= -abcde-i+he-gde+cdef \\
 F &= -(b+c+d+e) \\
 G &= b(c+d+e)+c(d+e)+de \\
 H &= -(b(c(d+e)+de)+cde) \\
 I &= bcde
 \end{aligned}$$

である。これらのRNNを用いて、前章と同様の方法で学習を行い、低域通過フィルタ(LPF)を構成した。ただし、学習定数  $\eta = 0.0001$ 、慣性係数  $\alpha = 0.1$ 、学習回数は30万回とし、 $d$ 遅れ学習 ( $d=1,2,\dots,7$ )を行った。

また、これらと等しい遮断周波数を持つように、バターース及びチェビシェフ特性の5次IIRデジタルフィルタを従来法により設計し、その振幅および位相特性を求めてRNNによるフィルタの特性と比較した。

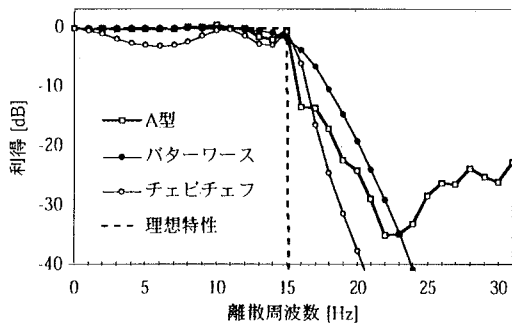
**(結果)**

A型、B型、C型の全てのRNNで、3点遅れ学習で学習誤差が最小となった。図6に学習後の各RNNのフィルタ特性と、バターースおよびチェビシェフ特性をもつ5次IIRデジタルフィルタの振幅および位相特性を示す。A型(図6 a, b)およびB型RNN(図6 c, d)の周波数特性は、ほとんど同じ特性となった。A型およびB型RNNの振幅特性は、通過域ではチェビシェフフィルタより平坦な特性をも

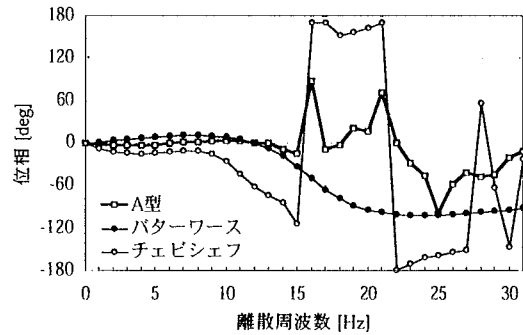
ち、阻止域では遮断周波数付近においてバターースおよびチェビシェフフィルタより急峻な利得の低下が得られた。また、23[Hz]まではバターースフィルタよりも良好な遮断特性を得た。これらの結果より、A型、B型RNNはバターースおよびチェビシェフフィルタの長所を合わせ持つ特性となった。通過域では理想フィルタと一致した。しかし、阻止域での利得は遮断周波数から離れても充分には低下しなかった。一方、A型、B型RNNの通過域での位相差は最大で15°であり、13[Hz]より低い周波数では概ね4°以下であった。既存のフィルタの中でも位相特性の良いとされるバターースフィルタの位相差は最大値で32°、13[Hz]以下の周波数でも11°の位相差を持つことから、A型およびB型RNNは既存のフィルタ特性と比べて、非常に良好な位相特性が得られた。C型RNN(図6 e, f)は利得の変化が緩徐であり、A型およびB型ほど良好なフィルタ特性が得られなかった。

**5. 複雑な特性を持つフィルタの構成**

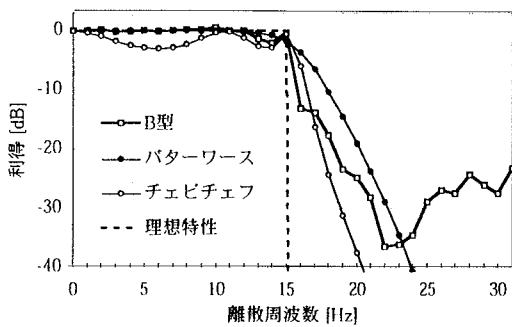
複雑な周波数特性を持つフィルタをRNNの学習によって構成した。少ない重み結合で良好なフィルタ特性を有したB型RNNを用い、ユニット数の増減により伝達関数の次数を変化させてフィルタ特性を検討した。



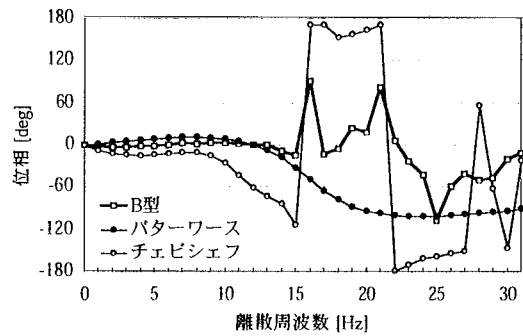
(a) A型RNNの振幅特性



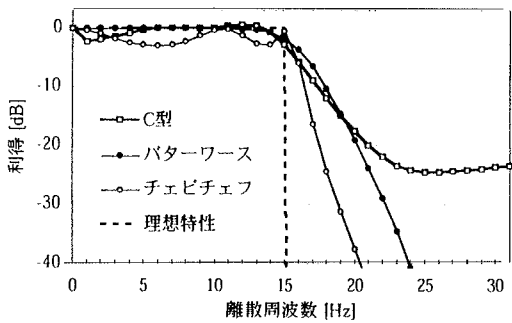
(b) A型RNNの位相特性



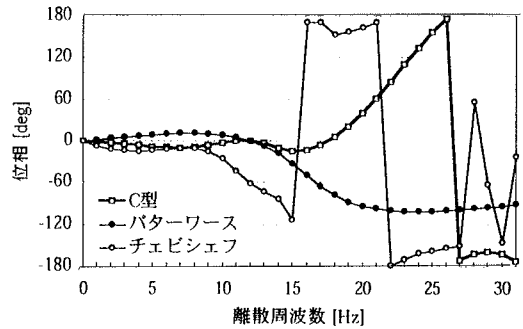
(c) B型RNNの振幅特性



(d) B型RNNの位相特性



(e) C型RNNの振幅特性



(f) C型RNNの位相特性

図6 結合を制限したRNNによるデジタルフィルタの周波数特性

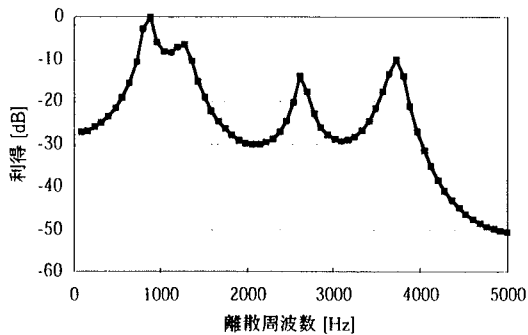
(方法)

LPC分析により得られた音声信号/a/のスペクトル包絡(図7a)を構成するべきフィルタ特性と考え、2章(学習データ)に示した手順に従って教師信号を作成し、B型RNNの学習を行いフィルタを構成した。図7aに示すように、学習に用いる音声信号/a/(教師信号)の振幅特性は4つのピーク周波数(ホルマント周波数)を持つ特性となっている。B型RNNはフィルタの伝達関数の次数が5次、8次、および12次となるように構成し、d点遅れ学習(d=1,2,...,12)

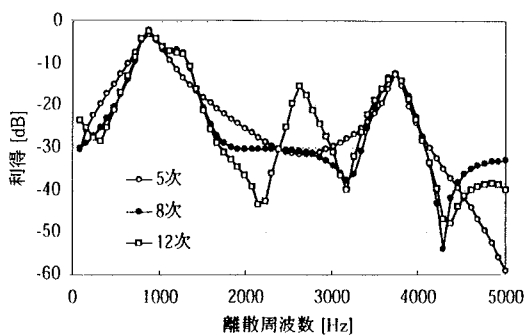
を行った。学習定数 $\eta = 0.0001$ 、慣性係数 $\alpha = 0.1$ 、学習回数は30万回とした。また、M系列は127点で1周期のものを用いた。

(結果)

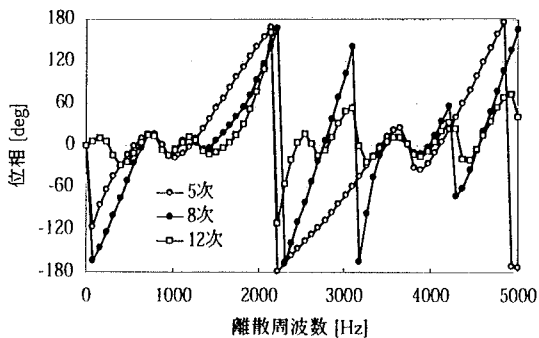
図7b, cに各次数のB型RNNの学習によって構成されたフィルタの振幅および位相特性を示す。図7bに示すように、振幅特性はB型RNNの次数が高いほど、教師信号の振幅特性に近づいた。5次のRNNは、第2、第3ホルマントの特性が得られず、8次のRNNは、第3ホルマントの特性が得られな



(a) 教師信号の振幅特性



(b) B型RNNの振幅特性



(c) B型RNNの位相特性

図7 B型RNNによる複雑な周波数特性の獲得

かった。12次のRNNは、教師信号の持つすべてのホルマント周波数にピークを持つ特性となった。また、12次のB型RNNの位相特性は、ホルマント周波数に対応する周波数から利得が $-3$ [dB]下がったところまでの帯域で $17^\circ$ 以下であった。

さらに、学習後の各B型RNNにインパルス列を入力して、音声合成を行った。この結果、各B型RNNとも、音声信号/a/を合成することができた。合成された音声信号/a/を比べると、12次B型RNNによ

て合成された信号が、最も高品質であった。

## 6. 考察

提案したフィルタ構成法により、全ての結合の型のRNNは、学習によってフィルタ特性を獲得した。学習後のRNNの振幅特性は、通過域は平坦な特性となった。また、阻止域付近では従来法によるフィルタ（バターワース、チェビシェフ）に比べて、急峻な特性が得られた。しかし、阻止域における利得は遮断周波数付近での減少の後にはほとんど減少しなかった。この理由は、出力信号と教師信号の誤差自乗和を評価関数としていることに起因していると考えられる。つまり、ネットワークの学習に用いる教師信号に理想フィルタの特性を用いているため、周波数領域で見ると、遮断周波数付近に学習誤差の割合が多く含まれている。RNNは誤差のパワーの総和を減少するように学習しており、誤差パワーの大きな遮断周波数付近の特性を特に修正するように学習している。そのため、阻止域における利得を減少させることができなかったと考えられる。阻止域での特性を向上させる方法の1つに、3章の（方法2）で示したように、阻止域に設定した周波数領域で学習に用いる入力信号のM系列のパワーを大きくする方法が挙げられる。この方法は、阻止域で生じた学習誤差に重みづけをしたのと同じ効果を与えており、有効であった。

RNNによるフィルタの位相特性は、信号の通過域においては位相差をほとんど生じない非常に良好な特性となった。これは、出力信号と教師信号の時間領域での誤差自乗和を学習の評価関数としているため、フィルタの通過域を帯域とする教師信号と位相の合った信号を出力するようにRNNの学習を行うためであると考えられる。逆に、教師信号に含まれない周波数帯域すなわち阻止域では位相合わせの学習が行われず、位相差が比較的大きく現れたものと思われる。

## 7. おわりに

RNNがIIRデジタルフィルタと同じ伝達関数で表現できるという特徴をいかして、RNNによるデジタルフィルタの構成方法を新しく提案した。ニューラルネットワークを具体的な問題に応用するときの最大のボトルネックは、大量の学習データをどのように取得するかである。この問題に対して、M系列を用いて非常に簡単な方法で統一的に学習デー

タを作成する方法を提案した。

我々が提案した構成方法の一番の特徴は、どんなに複雑な特性を持ったデジタルフィルタであっても、複雑で難しい計算をすることなく、ユニット数を増加させるだけで同一の学習によって、所望のフィルタ特性を作れることである。これを、実際に発声された音声信号の母音スペクトラム特性をRNNで作り、構成方法の有効性を確かめた。

#### 参考文献

- [1] Tsoi, A.C. and Back, A.D.; Locally recurrent globally feedforward networks: A critical review of architectures, *IEEE Trans. Neural Networks*, 5: 229-239, 1994.
- [2] Connor, J.T., Martin, R.D., and Atlas, L.E.; Recurrent neural networks and robust time series prediction, *IEEE Trans. Neural Networks*, 5: 240-254, 1994.
- [3] 村島淳, 二見亮弘, 星宮望; 時系列を発生する神経回路の一般化能力について, *信学技報*, NC93-103, 173-180, 1994.
- [4] 柳谷尚寿, 高橋治久, 富田悦次; リカレントネットワークを用いた連珠音声認識, *信学技報*, SP93-111, 55-62, 1993.
- [5] 平進太郎; 階層的統合と相互結合型神経回路網による時系列パターンの認識, *信学技報*, PRU93-18, 9-16, 1993.
- [6] 戸田謙一, 二見亮弘, 星宮望; 時系列の短期記憶を行なう神経回路機構モデル, *信学技報*, NC92-61, 7-13, 1992.
- [7] Williams, R.J. and Zipser, D.; A learning algorithm for continually running fully recurrent neural networks, *Neural Computation*, 1: 270-280, 1989.
- [8] 水野政司, 高木秀彦, 郷原一寿; リカレントネットワークのBPTTを応用した実時間学習法, *信学技報*, NC92-83, 23-30, 1992.

