

# ニューラルネットワークによる高調波負荷の構成比推定

Simulation of Constituent Ratio of Harmonic Loads with Neutral Network

金子正光 辻 利 則

近年、配電系統において高調波問題がクローズアップされている。高調波問題を解決する際、広範囲に分布する高調波負荷の多様性、高調波のランダム変動性及び高調波信号の非線形性などの性質を理解する必要がある。そこで、高調波を含む配電系統において、どこの高調波発生源が存在するのか同定し、何らかの防止対策を講じることが重要である。

本論文では、これまで取り組まれたニューラルネットワークの展望を整理するとともに、著者らがこれまで研究を進めている高調波防止対策の一考察のため、配電系統における高調波発生源を同定する問題の第一歩として、時間変動する高調波電流スペクトルから高調波負荷の比を推定するニューラルネットワークシステムを構築する。ここでは、その基礎研究として、5種類の家電製品(テレビ、パソコン、蛍光灯、冷蔵庫、エアコン)の2種類以上を用いた組み合わせ(全26グループ)のそれぞれについて、複合負荷の高調波電流含有率から負荷の構成比を推定可能なシステムの構築を行い、テスト用データを入力してそのシステムの精度を検討した。その結果、実際の構成比とシステムの推定比はほぼ一致しており、最適な学習用データおよび中間層のPE数の組み合わせを用いることで、高調波電流含有率から負荷の構成比を推定するシステムの構築に成功した。

キーワード：高調波問題、高調波負荷、高調波電流含有率、ニューラルネットワーク、バックプロパゲーション法

## 目 次

- 1 まえがき
- 2 ニューラルネットワークの展望
- 3 バックプロパゲーション法を用いたニューラルネットワークの学習アルゴリズム
- 4 高調波電流波形の測定と解析
- 5 高調波発生負荷の構成比推定システムの構築
  5. 1 システムの構築条件
  5. 2 システムの構築と結果
  5. 3 考 察
- 6 まとめ  
謝 辞  
参考文献

## 1 まえがき

人間の脳の中には、140億個を越える神経細胞が存在している。これは一般にニューロンと呼ばれ、このニューロンはシナプス結合と呼ばれる複雑な神経回路網を形成しており、人間の思考はこれらのニューロンの相互作用によって営まれている。この神経回路を数学的にモデル化してコンピュータによってシミュレーションできるようにしたのが、ニューラルネットワークである<sup>(1)</sup>。

このニューラルネットワークを使えば、パターン認識、パターンマッピング、雑音を含みデータの取り扱い、パターン完全化等に関連した問題を解くのに役立つものと考えられている。これらの問題を含む特定の領域の研究例として、音声合成と音声認識、画像処理と画像解析、ソナーと地震に関する信号分類、財務分析、さらに医療の診断や機械の故障診断などがあり、あらゆる分野へのニューラルネットワークの適用が検討されつつある。これまで、特にニューラルネットワークを用いて最も進歩した応用例の一つとして、手書き文字認識が挙げられる。これは、アルファベットのような手書き文字の集合に対してニューラルネットワークを訓練する。このとき、ニューラルネットワークの訓練集合とは入力としての文字と各文字に対して正しい識別からなり、訓練が終了したときには、ニューラルネットワークは書き方の違いがあっても、手書き文字を識別することができるのである。

一方、近年、電気エネルギー工学の分野においても、ニューラルネットワークによる研究も活発である。例えば、電力系統動特性のモデル化<sup>(2)</sup>、翌日最大電力需要予測<sup>(3)</sup>、落雷移動予測手法の検討<sup>(4)</sup>、アクティブフィルタの高調波検出<sup>(5)</sup>、そして高調波負荷の分類<sup>(6)</sup>など、多くの研究例が公表されている。ところで、近年のパワーエレクトロニクス技術の急速な進歩に伴い、半導体応用機器がOA機器、家庭用機器から産業機器、公共システム設備に至るまで幅広く利用され、省エネルギー化、機器の制御性・操作性向上及び設備のアメニティや安全性の進展に大きく寄与している。この半導体応用機器は主な高調波電流の発生源であり、高調波電流成分が配電網を經由して電源にまでさかのぼって影響を及ぼす。このようにして集積された高調波電流は、電源から負荷端までのインピーダンスにおいて電圧降下を発生し、このひずんだ電圧降下によって、負荷端の電圧波形はひずんだ波形となる。その結果、この電圧ひずみが負荷機器の加熱・焼損や誤動作を引き起こす原因となっている。近年、配電系統においてこの高調波問題がクローズアップされている<sup>(7)(8)(9)</sup>。高調波問題を解決する際、広範囲に分布する高調波負荷の多様性、高調波のランダム変動性及び高調波信号の非線形性などの性質を理解する必要がある。そこで、高調波を含む配電系統において、どこの高調波発生源が存在するのか同定し、何らかの防止対策を講じることが重要である。

本論文では、これまで取り組まれたニューラルネットワークの展望を整理するとともに、著者がこれまで研究を進めている高調波防止対策の一考察のため、配電系統における高調波発生源

を同定する問題の第一歩として、時間変動する高調波電流スペクトルから高調波負荷の比を推定するニューラルネットワークシステムを構築する<sup>9)</sup>。具体的には、ニューラルネットワークを利用して、それぞれの負荷から発生する高調波電流波形を測定し、それらを高速フーリエ解析後、高調波電流含有率を計算して、負荷の構成比を推定することである。ここでは、その基礎研究として、5種類の家電製品(テレビ、パソコン、蛍光灯、冷蔵庫、エアコン)を対象とし、これらの負荷を複数個ずつ組み合わせ合わせた複合負荷の高調波電流含有率から負荷の構成比を推定するシステムの構築について検討した結果<sup>10)</sup>を述べる。

## 2 ニューラルネットワークの展望

ニューラルネットワークを、医学、製造、画像システム、音声システム、自律制御、診断等のさまざまな領域におけるパターンマッピングシステムと見なして、それらの応用例が考えられている。表1に、ニューラルネットワークの応用事例を示す。ここでは、ニューラルネットワーク

表1 ニューラルネットワークの応用事例の表

応用事例	対象	目的	方法・手段
石油・ガス・化学	化学プロセス制御	生産コストの削減	最適設定値の導出
	油田探索	探索効率の向上	信号処理, 特徴抽出
連続系製造業	適合プロセス制御	PID制御の改善	パラメータの最適設計
	注入形式	品質の改善, コスト抑制	複雑な科学計算の代替
品質管理・検査	工業検査システム	検査の高速化, 精度の向上	光学フーリエ変換 リング&ウェッジ技術 パターンマッチング
	ファンモータの検査	検査精度の向上	専門家ノウハウの取得
医用診断	腰痛診断	誤診件数の低減	専門家ノウハウの取得
	抗体検査	検査作業の効率化	光学フーリエ変換 リング&ウェッジ技術 パターンマッチング
マーケティング	選択マーケティング	DMコストの削減	購入意欲の高い顧客選択
	製品マーケティング	新しいデータの解釈	データの解釈
金融モデリング・ 予想・リスク管理	与信審査・倒産予測	貸し倒れ事故の予防	顧客の与信ランク付け
	金融予測	収益の向上	チャート分析等
	カード不正使用検出	不正使用事故検出の効率化	不正使用パターン検出
認識システム	手書き文字認識	認識精度・信頼性の向上	パターンマッチング
	高性能OCR	ノイズのあるデータの処理	パターンマッチング
	音声認識	複数話者・連続音の認識	パターンマッチング
軍用	適合飛行制御	飛行中の変化・故障に対する 敏速な適合補償	異常状態の検知およびその 対応
	航空機の保守	構成部品の故障予測	過去の運用データから故障 の起こり易さを予測
	ソナー信号処理	認識率の向上	プロベラ音ベースの予測

の応用例としてまとめてみたが、これはニューラルネットワークが提供する技術によって原理的に解ける可能性のある問題であることを意味している。今後、自然工学系の分野にとどまらず、文科系の分野にもニューラルネットワークを適用した技術が開発され、コンピュータによるシミュレーションが活発になることであろう。

### 3 バックプロパゲーション法を用いたニューラルネットワークの学習アルゴリズム

ここでは、本研究で用いるバックプロパゲーション法について簡単に述べる。ニューラルネットワークの学習アルゴリズムはこれまでいくつか提案されてきたが、現在最もよく活用されているものは、1986年にRumelhartらによって提案されたバックプロパゲーション法(以後、略してBP法と呼ぶ)である<sup>4)</sup>。このBP法を生み出す母体となったのは、1950年代後半から1960年代にかけて注目されたRosenblattによるパーセプトロンの概念である。

パーセプトロンの基本形は、図1に示すような3層の階層構造をした単純パーセプトロンであり、分類対象のパターンの信号が入力されると、入力層が反応する。そして、中間層は入力層からの入力を受けて反応し、信号を出す。そして、最後に出力層は中間層からの信号を受けて反応し、入力パターンの識別に対応する信号を出力する。この単純パーセプトロンは、当時としてはきわめて斬新なアイデアであり、ニューラルネットワークの研究の発展に大きな貢献を果たしてきた。しかし、中間層と出力層の間の強度結合は可変であるが、入力層と中間層の間の強度結合は一定であることなど、いろいろな不都合な制約が存在し、この他にも重大な欠点がいくつか指摘されたため、非常に多くの研究者から注目を浴びたにもかかわらず、やがてほとんど顧みられなくなった。このように、パーセプトロンの衰退によって、階層構造ニューラルネットワークの研究は行き詰まったが、RumelhartらによってBP法が改良された。その結果、BP法そのものが非常に洗練されたアルゴリズムになり、BP法を応用した興味深い成功例が報告されたことで、階層構造ニューラルネットワークの研究が再び活発に行われるようになった。

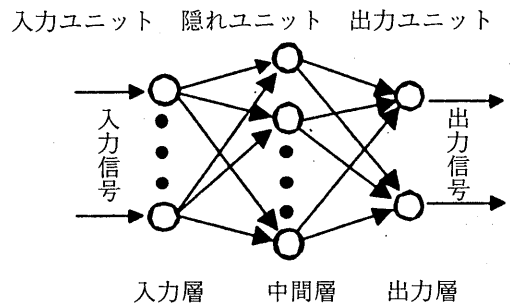


図1 3層の単純パーセプトロンの概念図

BP法は、図1に示したように入力層、多層の中間層(ここでは1層)、出力層から成るネットワークに対する学習法則で、さまざまな処理に適用できる汎用性の高いものである。理論的には中間層の数に制限はないが、3つの中間層があれば、非常に複雑な入力パターンさえも分類することができるといわれている。BP法の各層は次の層と完全に結合され、ネットワーク内のs層のi番目

のユニット(以後、Processing Element : 以後、略してPEと呼ぶ)を図2に示す。なお、ここでは、 $n$ 個の入力を考える。図2において、 $x_{ij}^{[s-1]}$ は $s-1$ 層の $j$ 番目のPEからの出力で $s$ 層の $i$ 番目への入力を表し、 $w_{ij}^{[s]}$ は $s-1$ 層の $j$ 番目のPEから $s$ 層の $i$ 番目のPEに対する結合の重みであり、 $s$ 層の $i$ 番目のPEの総和 $I_i^{[s]}$ は次式となる。

$$I_i^{[s]} = w_{i0}^{[s]} \cdot x_{i0}^{[s-1]} + w_{i1}^{[s]} \cdot x_{i1}^{[s-1]} + \dots + w_{in}^{[s]} \cdot x_{in}^{[s-1]} \quad (1)$$

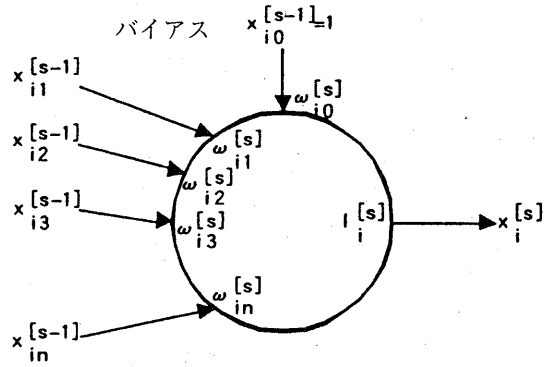


図2 ネットワークを構成する $s$ 層の $i$ 番目のPE

ここで、右辺の $w_{i0}^{[s]} \cdot x_{i0}^{[s-1]}$ はバイアスを与える項である。伝達関数を $f(z)$ で表せば、PEの出力 $x_i^{[s]}$ は次式により与えられる。

$$x_i^{[s]} = f(I_i^{[s]}) \quad (2)$$

ここで、伝達関数 $f(z)$ としては、次式のシグモイド関数(図3を参照)がよく用いられる。

$$f(z) = 1 / \{1 + \exp(-z)\} \quad (3)$$

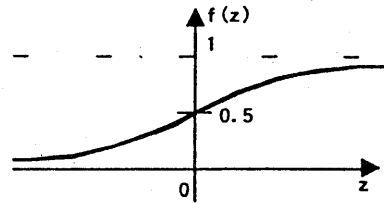


図3 シグモイド関数

BP法では、出力と教師信号との誤差がネットワークを構成する全てのPEおよび結合から生じているとみなし、それぞれの重みを調整していく。すなわち、結合を通じて前の層へさかのぼって出力の誤差を伝搬させることにより、誤差の責任を追求する方法である。これが入力層に達するまで繰り返されるので、バックプロパゲーション法と呼ばれる。以下に、一つのパターンに対する重みの調整について説明しよう。まず、 $s$ 層を出力層とすれば、 $i$ 番目のユニットに対する実際の出力は $x_i^{[s]}$ で表されるが、その教師信号を $d_i$ とする。全体的な誤差の程度を表す二乗誤差 $E_p$ は、次式で与えられる。

$$E_p = \sum (d_i - x_i^{[s]})^2 / 2 \quad (4)$$

$i$ 番目のPEに対する誤差を表現する誤差関数は、次式で与えられるので、

$$\delta_i^{[s]} = -(\partial E_p / \partial x_i^{[s]}) \cdot x_i^{[s]} (1 - x_i^{[s]}) \quad (5)$$

から求められるので、

$$\delta_i^{[s]} = (d_i - x_i^{[s]}) \cdot x_i^{[s]} (1 - x_i^{[s]}) \quad (6)$$

となる。(6)式の誤差を最小にするように重みを計算した結果は次式のようなになる。

$$w_{ij}^{[s]} = w_{ij}^{[s]} + \eta \cdot \delta_i^{[s]} x_{ij}^{[s-1]} \quad (7)$$

$\eta$  : 学習係数

$w_{ij}^{[s]}$  : 前の層の $j$ 番目のPEから $i$ 番目のPEに対する結合の重み

$w_{ij}^{[s]}$  : 調整後の結合の重み

次に、誤差を  $s-1$  層に伝搬させて、その調整すべき重みを求める。直前の中間層 ( $s-1$  層) の  $i$  番目の PE に対する誤差を表現する誤差関数  $\delta_i^{[s-1]}$  は、(6) 式から再帰的に計算でき、次式のようになる。

$$\delta_i^{[s-1]} = f'(I_i^{[s-1]}) \sum (\delta_k^s \cdot w_{ki}^s) \quad (8)$$

ここで伝達関数がシグモイド関数であれば、(8) 式は次式となる。

$$\delta_i^{[s-1]} = x_i^{[s-1]} (1 - x_i^{[s-1]}) \sum (\delta_k^s \cdot w_{ki}^s) \quad (9)$$

したがって、 $\eta$  を学習係数、 $w_{ij}^{[s-1]}$  を  $s-2$  層の  $j$  番目の PE から  $s-1$  層の  $i$  番目の PE に対する結合の重み、 $w_{ij}^{[s]}$  をその調整後の重みとすれば、(7) 式と同様な関係にあるので次式となる。

$$w_{ij}^{[s-1]'} = w_{ij}^{[s-1]} + \eta \cdot \delta_i^{[s-1]} \cdot x_j^{[s-2]} \quad (10)$$

となる。このような順で入力層に向かって誤差を逆伝搬させて、重みを上述のように調整すればよい。このように、BP 法では、出力と教師信号の誤差がネットワークを構成するすべてのユニット及び結合から生じていると見なして、それぞれの重みを調整していくことになる。すなわち、BP 法は、結合を通じて前の層へさかのぼって出力を伝搬させることにより誤差の責任を追及することになる。

#### 4 高調波電流波形の測定と解析

高調波電圧と高調波電流を比較すると、電流の方が電圧より正弦波の波形ひずみが顕著に現れるので、一般に負荷の特徴を示す場合に高調波電流が用いられる。そこで、本研究でも、高調波電流を測定して FFT (高速フーリエ変換) 解析後、高調波電流含有率を入力データとして用いた。ひずみ波の第  $n$  次の高調波電流含有率は、次式で与えられる。

$$\text{高調波電流含有率} = I_n / I \times 100 (\%) \quad (11)$$

ここで、 $I$  は高調波電流の基本波の実効値を、また、 $I_n$  は高調波電流の第  $n$  次の実効値を表す。

図 4 に、高調波電流波形の測定に用いた実験回路の概略図を示す。高調波を発生する検討対象負荷として、表 2 に示すように 5 種類の家電製品を各 1 台ずつ用いた。ここで、以後、テレビを

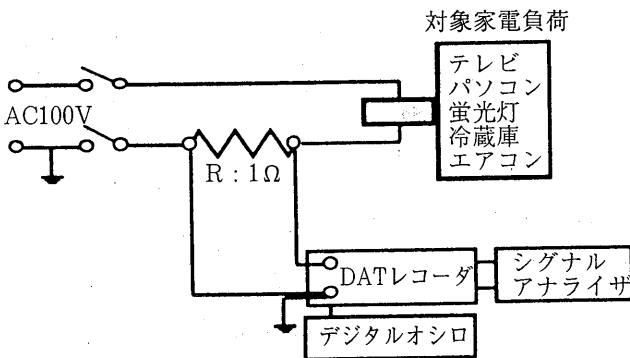


図 4 高調波電流波形測定用実験回路の概略図

TV、パソコンを PC、蛍光灯を FL、冷蔵庫を RE そしてエアコンを AC と略する。単体あるいは複数の組み合わせの負荷に対して、高調波電流の波形を D

表 2 5 種類の家電製品と略記号

種類	メーカー	型式	略記号
テレビ	アイワ	VX-T14G1	TV
パソコン	NEC	18007933A	PC
蛍光灯	日立	7EA8	FL
冷蔵庫	三菱	MR-11EW	RE
エアコン	日立	RAS-28SHX	AC

表3 家電製品の単体あるいは複数組み合わせにおける電流波形と高調波分析結果 (その1)

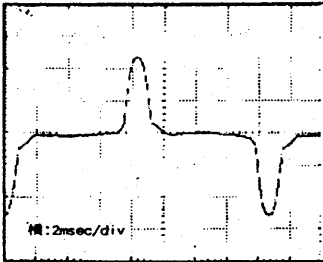
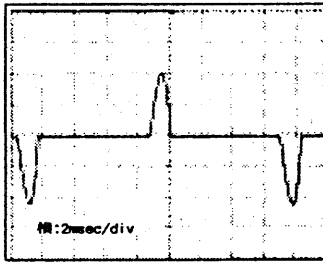
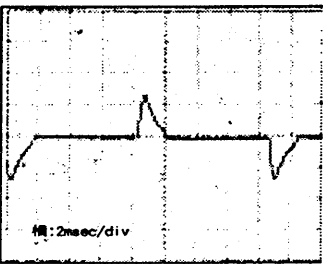
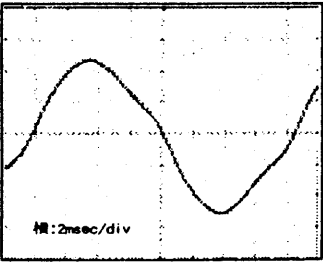
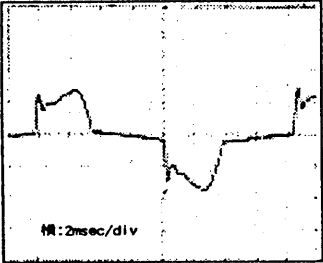
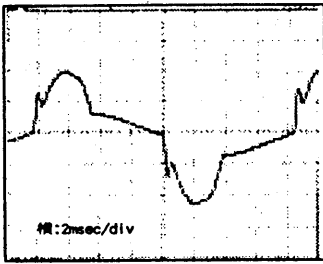
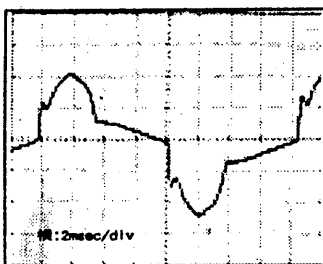
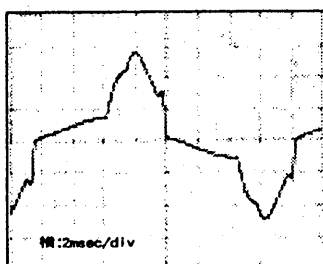
負荷の構成	電流波形	高調波分析結果 (第2次~第19次まで)			
TV		高調波 次数	高調波電流 含有率%	高調波 次数	高調波電流 含有率%
		2	2.498	11	11.832
		3	90.184	12	0.616
		4	0.048	13	1.245
		5	64.283	14	0.236
		6	0.372	15	4.896
		7	36.818	16	0.316
		8	0.901	17	8.258
		9	26.050	18	0.175
		10	0.874	19	6.779
		PC		高調波 次数	高調波電流 含有率%
2	2.483			11	48.356
3	103.186			12	0.827
4	0.511			13	30.845
5	89.401			14	1.031
6	0.708			15	19.362
7	67.896			16	0.625
8	0.951			17	10.288
9	64.320			18	1.348
10	0.384			19	5.583
FL				高調波 次数	高調波電流 含有率%
		2	4.120	11	30.580
		3	98.180	12	1.480
		4	3.160	13	23.560
		5	79.850	14	1.090
		6	3.560	15	23.810
		7	51.300	16	1.080
		8	2.600	17	21.940
		9	40.880	18	0.250
		10	1.200	19	15.110
		RE		高調波 次数	高調波電流 含有率%
2	1.090			11	0.294
3	9.051			12	0.070
4	0.278			13	0.203
5	2.403			14	0.120
6	0.288			15	0.142
7	0.502			16	0.101
8	0.099			17	0.113
9	0.247			18	0.035
10	0.072			19	0.171

表3 家電製品の単体あるいは複数組み合わせにおける電流波形と高調波分析結果(その2)

負荷の構成	電流波形	高調波分析結果(第2次~第19次まで)			
AC		高調波 次数	高調波電流 含有率%	高調波 次数	高調波電流 含有率%
		2	0.289	11	7.090
		3	49.830	12	0.051
		4	0.033	13	6.789
		5	7.970	14	0.069
		6	0.133	15	3.653
		7	15.249	16	0.043
		8	0.096	17	6.250
		9	7.330	18	0.129
		10	0.020	19	4.117
		TV+RE +AC		高調波 次数	高調波電流 含有率%
2	0.438			11	5.452
3	41.676			12	0.091
4	0.089			13	4.679
5	8.783			14	0.067
6	0.087			15	2.357
7	6.041			16	0.103
8	0.130			17	5.000
9	2.459			18	0.062
10	0.047			19	3.417
TV+RE +AC+ FL+				高調波 次数	高調波電流 含有率%
		2	0.338	11	4.956
		3	42.504	12	0.103
		4	0.033	13	4.656
		5	8.451	14	0.057
		6	0.055	15	1.786
		7	6.846	16	0.045
		8	0.113	17	4.801
		9	3.427	18	0.042
		10	0.066	19	3.080
		TV+RE +AC+ FL+PC		高調波 次数	高調波電流 含有率%
2	0.270			11	6.520
3	45.653			12	0.158
4	0.036			13	5.483
5	12.254			14	0.122
6	0.089			15	0.762
7	3.889			16	0.045
8	0.173			17	4.282
9	2.046			18	0.069
10	0.185			19	2.769



ATデータレコーダ (TEAC (株)、RE-135T) とデジタルオシロスコープ (岩通通信 (株)、DS-9121) で測定後、シグナルアナライザ (横河電機 (株)、SA2400) を用いてFFT解析後、各次数の高調波電流含有率を調べた。表3に、例として表2に示した家電製品を用いて、単体あるいは複数の負荷の組み合わせ場合の高調波電流波形および第2次から第19次までの高調波電流分析結果の例を示す。

## 5 高調波発生負荷の構成比推定システムの構築

### 5.1 システムの構築条件

入力ユニットは高調波電流含有率を表し、出力ユニットは各高調波負荷を表している。入力データに対する高調波負荷に属する出力層のユニットの出力を1とし、それ以外の出力ユニットの出力を0にするように学習させた。例えば、テレビ(TV)単体の場合の学習過程を図5に示す。同図において、TVのデータが入力データならば、TVに対する出力ユニットTVへ教師信号1を与え、他の出力ユニットTV、FL、RE、ACには教師信号0を与える。また、図6に示すように、5つの入力データが同時に存在する場合には、5つのPC、TV、FL、RE、ACに対する出力ユニットPC、TV、FL、RE、ACへ教師信号0.2を与えるとともに出力ユニットPC、TV、FL、RE、ACにも教師信号0.2を与える。以下に、5種類の家電製品を対象とし、これらの負荷単体または数種ずつ組み合わせた複合負荷の高調波電流含有率から負荷の構成比を推定可能なシステムの構築過程の概略を示す。

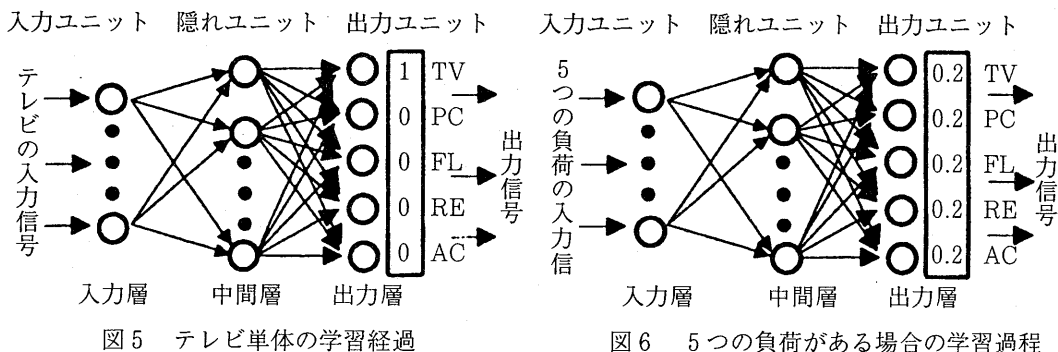


図5 テレビ単体の学習経過

図6 5つの負荷がある場合の学習過程

(a) ネットワークの種類：ニューラルネットワークとしては、バックプロパゲーションネットワーク(BP)を用いた。

(b) 学習用データ：家電製品の各負荷単体および数種ずつの組み合わせ全31グループ(1種ずつ：5グループ、2種ずつ：10グループ、3種ずつ：10グループ、4種ずつ：6グループ、5種ずつ：1グループ)の複合負荷から発生する高調波電流含有率を各グループ40次まで5セットずつ測定し、

そのうち4セットを学習用データとして用いた。また、相関の低い学習用データはノイズとして作用するために学習の誤差の増大を招き、学習用データが多すぎると学習時間の増加などの問題が生じるため、最も効果的で精度の良い学習能力を持つシステムを構築するために、4種類の学習用データ(A:第40次までの奇数次、B:第20次までの奇数次、C:測定した5セットの各次数ごとのばらつきを計算し、ばらつきが±20%以下の次数、D:ばらつきが±10%以下の次数)を用意し、学習用データの内容が学習能力に与える影響を検討した。なお、ここでPE数としては、次数の数に等しいと仮定した。

(c)テスト用データ：測定した高調波電流含有率のうち、学習用データに用いられなかった残りの1セットを、システムの学習度合を試すためのテスト用データとして用いた。

(d)中間層のPE数：中間層のPE数を変化させるとシステムの学習能力も変化するるので、最適なシステムを構築するためにはさまざまなPE数を持つシステムをテストする必要がある。しかし、PE数を増やしすぎるとノイズ成分まで学習してしまい、学習能力が低下するという傾向がある。そこで、中間層のPE数を2～学習用データ中の次数の数(=入力層のPE数)×2倍の範囲で変化させ、中間層のPE数が学習能力に与える影響を検討した。

(e)学習回数：学習回数を増やせば増やすほど、システムは学習用データの相関関係ではなく学習用データそのものを覚えてしまい、学習の意味がなくなるという傾向がある。そこで、経験値により、学習用データ中のセット数×250倍の回数学習(例：テレビとパソコンの組み合わせは、テレビのみ、パソコンのみ、テレビとパソコンの3種類あるので、3種類×4セット×250=3,000回。つまり、2種ずつ：3,000回、3種ずつ：7,000回、4種ずつ：15,000回、5種ずつ：31,000回)を行い、その時点での二乗平均誤差からシステムの性能を評価した。ここで、二乗平均誤差は出力層の各PEからの出力と教師信号との誤差の二乗を足して、それをPEの数で割り、その平均値の平方根を求めたものである。二乗平均誤差が小さいほど学習能力が高いことを意味する。

(f)学習速度：学習速度を評価するにあたり、二乗平均誤差を用いた。二乗平均誤差が0.5になった時点で学習を停止し、その学習回数(少ないほど学習能力が高い)からシステムの性能を評価した。また、各学習は10回ずつ試行し、それぞれの学習回数の平均値をとった。

(g)解析ソフト：本研究で用いた解析ソフトは、Neural Works社製のNeural Works Professional II/PLUS Ver.5.0である。図7に、Neural Works Professional II/PLUSを用いて作成したネットワークの例を示す。

## 5. 2 システムの構築と結果

5種類の家電製品の2種類以上を用いた組み合わせ(全26グループ)のそれぞれについて最適なシステムの構築を行い、テスト用データを入力してそのシステムの精度を検討した。最適なシステムの判断条件として、前述の規定学習回数終了時における二乗平均誤差と二乗平均誤差が0.5まで低下するのに必要な学習回数を用いるが、規定学習回数終了時における二乗平均誤差の方が優

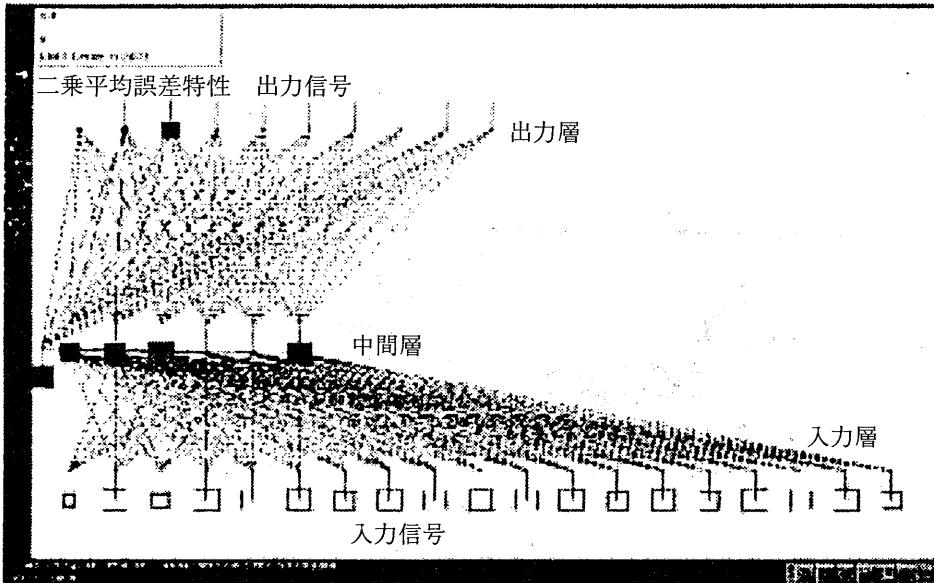
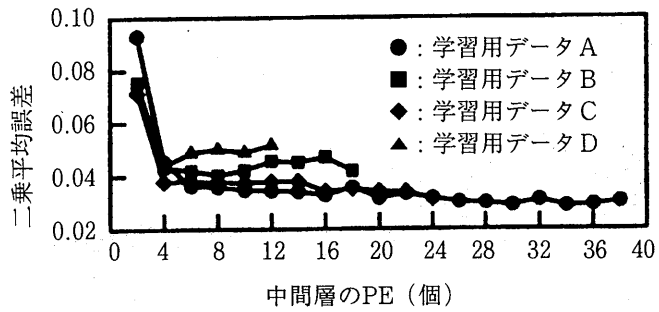
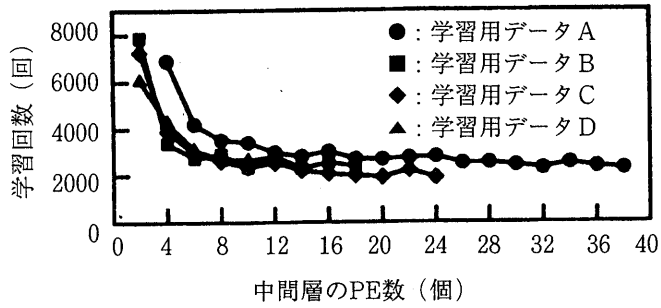


図7 Neural Works Professional II/PLUSによるネットワーク構築の例

先順位は高いものとした。各負荷の組み合わせ(全26グループ)を対象にしたシステムの構築を検討した。以下に、その一部の規定学習回数終了時における二乗平均誤差(二乗平均誤差特性)と二乗平均誤差が0.5まで低下するのに必要な学習回数(学習回数特性)の結果(図8～図10)について示すとともに最も良い学習能力を示した学習用データと中間層のPE数を持つシステムにテスト用データを入力して、負荷の構成比を推定した結果(推定結果)(表4～表6)について述べる。



(a) 二乗平均誤差特性



(b) 学習回数特性

図8 テレビ、冷蔵庫とエアコンの組み合わせにおける二乗平均誤差特性と学習回数特性

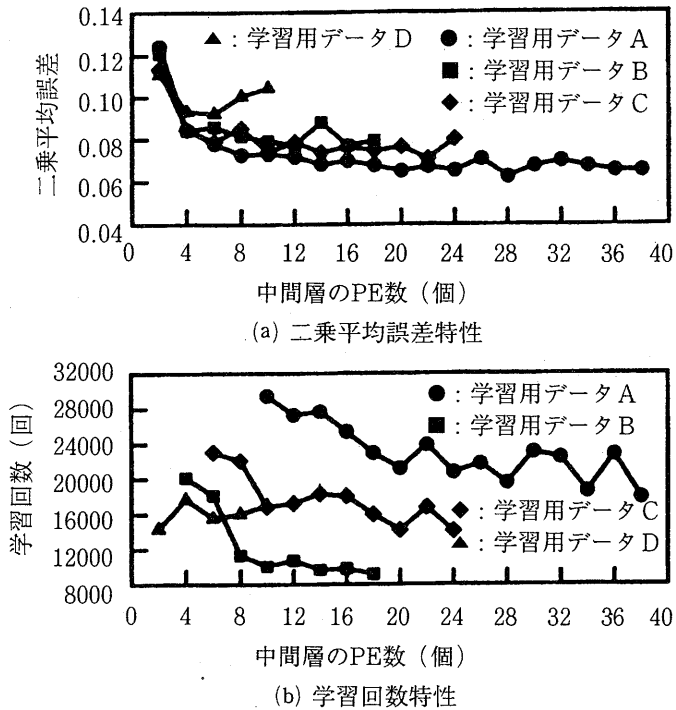


図9 テレビ、冷蔵庫、エアコンと蛍光灯の組み合わせにおける二乗平均誤差特性と学習回数特性

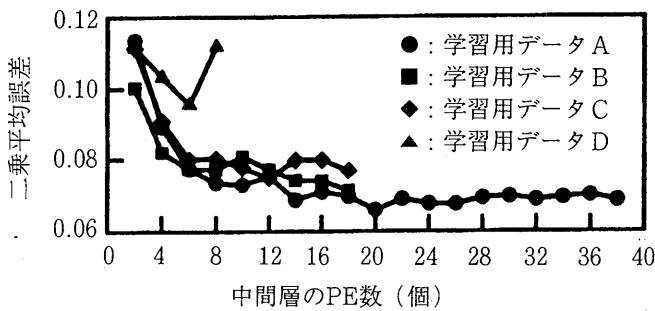


図10 テレビ、冷蔵庫、エアコン、蛍光灯とパソコンの組み合わせにおける二乗平均誤差特性

表4 学習用データAを用いたときのテレビ、冷蔵庫とエアコンの組み合わせにおける推定結果（中間層のPE数=34個）

	TV	RE	AC
構成比	1.000	0.000	0.000
推定値	1.016	-0.054	0.052
構成比	0.000	1.000	0.000
推定値	0.032	0.968	0.007
構成比	0.000	0.000	1.000
推定値	0.010	0.040	0.957
構成比	0.500	0.500	0.000
推定値	0.466	0.559	-0.018
構成比	0.500	0.000	0.500
推定値	0.442	0.035	0.510
構成比	0.000	0.500	0.500
推定値	0.047	0.421	0.538
構成比	0.330	0.330	0.330
推定値	0.329	0.338	0.315

図5 学習用データAを用いたときのテレビ、冷蔵庫、エアコンと蛍光灯の組み合わせにおける推定結果（中間層のPE数=28個）

	TV	RE	AC	FL		TV	RE	AC	FL
構成比	1.000	0.000	0.000	0.000	構成比	0.000	0.000	0.500	0.500
推定値	0.988	-0.011	-0.098	0.098	推定値	0.060	0.010	0.530	0.418
構成比	0.000	0.000	0.000	1.000	構成比	0.000	0.500	0.500	0.000
推定値	-0.062	-0.004	0.031	1.019	推定値	0.003	0.494	0.432	0.091
構成比	0.000	1.000	0.000	0.000	構成比	0.333	0.333	0.000	0.333
推定値	0.019	0.936	0.023	0.027	推定値	0.355	0.315	0.016	0.314
構成比	0.000	0.000	1.000	0.000	構成比	0.333	0.000	0.333	0.333
推定値	0.018	0.038	0.968	0.033	推定値	0.313	0.078	0.342	0.260
構成比	0.500	0.000	0.000	0.500	構成比	0.333	0.333	0.333	0.000
推定値	0.477	-0.060	0.074	0.478	推定値	0.318	0.292	0.312	0.056
構成比	0.500	0.500	0.000	0.000	構成比	0.000	0.333	0.333	0.333
推定値	0.460	0.492	-0.021	0.093	推定値	0.049	0.312	0.379	0.273
構成比	0.500	0.000	0.500	0.000	構成比	0.250	0.250	0.250	0.250
推定値	0.452	0.074	0.529	0.041	推定値	0.258	0.265	0.252	0.209
構成比	0.000	0.500	0.000	0.500					
推定値	0.062	0.460	0.026	0.465					

表6 学習用データAを用いたときのテレビ、冷蔵庫、エアコン、蛍光灯とパソコンの組み合わせにおける推定結果 (中間層のPE数=20個)

	TV	RE	AC	FL	PC		TV	RE	AC	FL	AC
構成比	1.000	0.000	0.000	0.000	0.000	構成比	0.333	0.333	0.000	0.000	0.333
推定値	1.001	-0.008	-0.045	0.026	0.032	推定値	0.348	0.357	-0.005	0.088	0.212
構成比	0.000	0.000	0.000	0.000	1.000	構成比	0.333	0.000	0.333	0.000	0.333
推定値	-0.113	-0.009	0.003	-0.005	1.076	推定値	0.358	0.077	0.307	0.029	0.269
構成比	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	構成比	0.333	0.333	0.000	0.333	0.000
推定値	0.016	-0.021	0.008	0.927	0.003	推定値	0.347	0.364	0.036	0.232	0.030
構成比	0.000	1.000	0.000	0.000	0.000	構成比	0.333	0.000	0.333	0.333	0.000
推定値	-0.061	1.093	0.004	-0.045	0.023	推定値	0.280	0.048	0.294	0.325	0.051
構成比	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000	構成比	0.333	0.333	0.333	0.000	0.000
推定値	0.055	0.036	0.876	0.060	0.041	推定値	0.346	0.342	0.267	0.060	-0.025
構成比	0.500	0.000	0.000	0.000	0.500	構成比	0.000	0.333	0.000	0.333	0.333
推定値	0.589	0.004	-0.095	0.052	0.472	推定値	0.052	0.329	0.006	0.295	0.330
構成比	0.500	0.000	0.000	0.500	0.000	構成比	0.000	0.000	0.333	0.333	0.333
推定値	0.487	-0.068	0.021	0.508	0.030	推定値	0.030	-0.044	0.312	0.345	0.297
構成比	0.500	0.500	0.000	0.000	0.000	構成比	0.000	0.333	0.333	0.000	0.333
推定値	0.434	0.496	-0.007	0.045	0.031	推定値	0.089	0.386	0.299	0.006	0.275
構成比	0.500	0.000	0.500	0.000	0.000	構成比	0.000	0.333	0.333	0.333	0.000
推定値	0.295	0.065	0.474	0.067	0.099	推定値	-0.071	0.390	0.315	0.366	-0.022
構成比	0.000	0.000	0.000	0.500	0.500	構成比	0.250	0.250	0.000	0.250	0.250
推定値	-0.031	-0.043	-0.039	0.636	0.497	推定値	0.250	0.291	0.028	0.223	0.206
構成比	0.000	0.500	0.000	0.000	0.500	構成比	0.250	0.000	0.250	0.250	0.250
推定値	0.059	0.478	0.011	0.009	0.441	推定値	0.225	0.023	0.318	0.306	0.189
構成比	0.000	0.000	0.500	0.000	0.500	構成比	0.250	0.250	0.250	0.000	0.250
推定値	0.007	0.044	0.502	0.083	0.389	推定値	0.245	0.277	0.223	-0.073	0.359
構成比	0.000	0.500	0.000	0.500	0.000	構成比	0.250	0.250	0.250	0.250	0.000
推定値	0.056	0.508	0.060	0.356	0.040	推定値	0.284	0.234	0.318	0.204	-0.004
構成比	0.000	0.000	0.500	0.500	0.000	構成比	0.000	0.250	0.250	0.250	0.250
推定値	0.083	0.000	0.534	0.335	0.082	推定値	0.040	0.332	0.199	0.237	0.189
構成比	0.000	0.500	0.500	0.000	0.000	構成比	0.200	0.200	0.200	0.200	0.200
推定値	0.036	0.399	0.452	0.044	0.092	推定値	0.254	0.249	0.155	0.174	0.188
構成比	0.333	0.000	0.000	0.333	0.333						
推定値	0.348	-0.017	-0.051	0.305	0.394						

### 5. 3 考 察

各負荷グループで、最適な学習用データや中間層のPE数は様々であるが、テスト用データを入力してそれぞれのシステムの精度を検討した結果、実際の構成比とシステムの推定比はおおむね一致している。しかし、負荷の数が増えるにつれて、その精度は悪化している。その原因としては、学習データ用の高調波電流含有率を測定する際、冷蔵庫のモーターやパソコンの起動時・定常時を考慮せずに測定を行ったため、学習用データ内にあいまいな情報が混入したためと思われる。高調波電流含有率の測定の際には、負荷の様々な運転状態ごとに測定を行い、全ての運転状態をシステムに学習させれば、システムの精度は向上するものと思われる。

## 6 まとめ

5種類の家電製品（テレビ、パソコン、蛍光灯、冷蔵庫、エアコン）の2種類以上を用いた組み合わせ（全26グループ）のそれぞれについて、複合負荷の高調波電流含有率から負荷の構成比を推定可能なシステムの構築を行い、テスト用データを入力してそのシステムの精度を検討した。その結果、実際の構成比とシステムの推定比はおおむね一致しており、最適な学習用データおよび中間層のPE数の組み合わせを用いることで、高調波電流含有率から負荷の構成比を推定可能なシステムの構築が可能であることがわかった。また、配電系統の高調波電流含有率の実測データから、ある地域・ある時刻における稼働負荷の構成比を推定するためには、さらに多くの負荷を分類可能なシステムの構築が必要である。

## 謝 辞

本研究課題について御指導・御鞭撻を頂いた宮崎大学工学部本田親久教授、大坪昌久助教授に対して謝意を表す。また、熱心に協力いただいた宮崎大学工学部松根阜樹技官、宮崎大学工学部大学院生の大堂潤哉君と濱本貴寿君、そして卒業研究の一部としてデータの解析等に協力した宮崎公立大学人文学部の竹内 聡君に深く謝意を表します。なお、本研究で用いた解析ソフト（Neural Works社製のNeural Works Professional II/PLUS）及びコンピュータは、平成10年度に新規導入された本学の大学共同研究情報機器を利用したこと記す。

最後に、本研究の一部は、文部省科学研究費（基盤研究(C);課題番号:「10650289」）と宮崎学術振興財団助成金の援助を得たことを記す。



## 参考文献

- (1)J.デイホフ原著、桂井 浩訳：ニューラルネットワークアーキテクチャ入門、森北出版（株）、(1992)。
- (2)藤田博文・大澤靖治・桐岡健二：ニューラルネットワークによる電力系統動特性のモデル化、平成9年電気学会電力・エネルギー部門大会論文集（論文Ⅱ）、No.129、pp.57～58
- (3)角田典生、後藤泰之、雪田和人、一柳勝宏、水野勝教、横水康伸、松村年郎：類似気象データを用いたニューラルネットワークによる翌日最大電力需要予測、平成9年電気学会電力・エネルギー部門大会論文集（論文Ⅱ）、No.183、pp.164～165
- (4)黒嶋公則、奥村克夫、河村達雄、三宅幸博、高橋貞夫：ニューラルネットワークによる落雷移動予測手法の検討、電気学会放電・高電圧合同研究会資料、ED-97-138・HV-97-122、pp.119～124 (1997)
- (5)トレート・ベッチャラニン、光井英雄、曾禰元隆：ニューラルネットワークを用いたアクティブフィルタの高調波検出、電気学会論文誌、Vol.115-B、No.7、pp.765～771(1991)
- (6)植松 博、森 啓之、都築旋二：ニューラルネットによる高調波負荷の分類、電気学会論文誌、Vol.111-B、No.7、pp.757～763(1991)
- (7)電気協同研究会編：電力系統における高調波とその対策、第46巻、第2号(1990)
- (8)電気協同研究会編：配電系統の高調波障害防止対策、第37巻、第3号(1988)
- (9)金子正光、辻 利則、大堂潤哉、大坪昌久、本田親久、窪園隆昭、上田直行、大黒良明：光応用電圧・電流センサを用いた配電用高圧高調波測定器の開発、電気学会論文誌、Vol.118-C、No.5、pp.636～642(1998)
- (10)大堂潤哉、濱本貴寿、大坪昌久、本田親久、金子正光、辻 利則、大黒良明：ニューラルネットワークを用いた高調波電流発生負荷の構成比の推定、平成9年度電気関係学会九州支部連合大会論文集、No.928
- (11)金子正光、辻 利則、竹内 聡、濱本貴寿、大坪昌久、本田親久、大黒良明：ニューラルネットワークを用いた高調波電流発生負荷の構成比の推定(2)、平成10年度電気関係学会九州支部連合大会論文集、No.1111

