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

非会員 ナレート ペッチャラニン (武蔵工大)
 会 員 光 井 英 雄 (武蔵工大)
 会 員 曾 禰 元 隆 (武蔵工大)

Harmonic Detection in Active Filter by Using Neural Network

Narade Pecharanin, Non-member, Mototaka Sone, Member, Hideo Mitsui, Member
 (Musashi Institute of Technology)

Recently, active power filter has been studied as it enables the harmonic compensation according as the fluctuation of harmonic patterns. The compensation of active filter is conducted by detecting harmonic component from load current, then inject the equal-but-opposite harmonic current into power line by inverter. Therefore the accuracy and the speed of harmonic detection is important for the performance of active filter. In case that it has to specify the frequency of harmonic for high performance compensation, it needs to analyze load current into each kind of harmonic by using such the Fourier transformation. Fast Fourier transformation(FFT) enables high speed analysis, however, over one cycle of wave form is required, then the compensation is delayed more than two cycles of current wave.

The purpose of this paper is to improve the harmonic detection based on the frequency decomposition by using artificial neural network. A half cycle of current wave form is used for harmonic analysis, the amplitudes at time series is the input signals of neural network. Each node in output-layer is corresponded for each kind of harmonic, the content of each harmonic is detected as the signals of the corresponding node. As neural network enables parallel processing, the content of each harmonic component is speedy detected within a half cycle. That means it is possible to compensate the harmonic in each half cycle of current wave. Therefore, the response time of active filter is improved more than 4 times comparing with the usual method. As the simulation results, we conclude that neural network is available to be used as the harmonic detector. By the proposed algorithm, it is possible to improve the performance of active power filter.

キーワード： 電力用アクティブフィルタ, 高調波検出, 周波数解析, ニューラルネットワーク

1. まえがき

種々の電気機器に使われている半導体応用素子によって発生する高調波は、直列リアクトル・力率改善コンデンサの過熱・うなり、周辺機器の振動・不安定等の原因となり、電力系統にとって深刻な問題である⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾。系統に流入した高調波は、直列リアクトルや力率改善コンデンサ高調波を除去するために従来からLCフィルタが用いられているが、変動の大きな高調波に対応できないため、近年、高調波の変動に追従して補償できるアクティブフィルタに関する研究が活発に行われている⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾。

アクティブフィルタは電力系統に流入した高調波電流を

検出し、逆相電流を系統に注入することによって、高調波成分を相殺することで目的を達成している。アクティブフィルタの構造は一般に、補償電流を生成するインバータ回路と、高調波検出を含めた指令値作成回路に分けられる。特に、高調波の検出は補償すべき電流パターンを決めるのに用いられるため、アクティブフィルタの性能を左右する重要な過程である。

高調波検出の方法は、周波数の分解による方法⁽⁷⁾⁽⁸⁾と、p, q演算による方法⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾に大別できる。これらの方法において、フーリエ変換、バンドパスフィルタ、回転座標変換などによる高調波成分解析、ローパスフィルタによる基本波成分の除去が行われるため、複雑な演算処理を必要とす

る。この演算時間が長くなると装置の複雑化や補償動作の遅れなどを生じ、アクティブフィルタの性能は低下する。そこで、高調波の検出をより高速にするために、ニューラルネットワーク（以下NNと称す）による高調波検出を試みられている。

NNは、入力データの高速な識別を行うことが可能であることとして知られている。これらの機能により、ひずみ波から各高調波成分を高速に識別することが可能と考えられる。NNを用いた高調波対策に関する研究としては、高調波パターンの分類⁽¹¹⁾、高調波負荷の分類⁽¹²⁾⁽¹³⁾などが報告されているが、これらの研究ではひずみ波の周波数スペクトラムを入力としたパターン分類に限られ、原波形から高調波成分を直接に検出する研究はまだ報告されていない。

本論文では、ひずみ波の瞬時値を入力とし、それに含まれている各次の高調波の含有量を3層ネットワークを用いて特定する。分散処理を可能にした3層部分結合型ネットワークを用いることにより、各高調波成分を正確に検出可能であることがシミュレーションによって確かめられた。シミュレーションでは一部のひずみ波を使ってネットワーク学習を行う。ひずみ波は、多くの実用例から考慮し第3～第11高調波の含有率がそれぞれ20%以下とする。各高調波の位相に関しては、位相の変動がない特定負荷を対象に考えた場合、常に位相の検出を行う必要がなく、その負荷高調波の位相特性をあらかじめ掌握して最適な状態にフィルタを設定すればよい。また、位相の制御については、高調波解析の過程で得られた位相情報に基づいて電流制御指令信号を作成する方法の他に、補償回路側で最適制御する方法が考えられる。ここでは高調波検出時間を短縮しリアルタイム制御を行うため、後者の位相制御方法に基づいて検討し、高調波成分を検出する際、各高調波の位相検出は行わないが、±15度の位相の変動についてはNNの揺らぎ吸収力に期待し、その効果を求めた。

シミュレーションの結果、NNを用いた高調波検出の方法は複雑な高調波解析演算や基本波除去処理を省き、簡単な構成でアクティブフィルタのための高調波検出アルゴリズムを実現可能であることが判明したので報告する。

2. ニューラルネットワークによる高調波検出のシミュレーション

〈2・1〉 高調波の検出方法 アクティブフィルタによる高調波の検出方法の一つに周波数成分の分解・合成がある。本論文ではこの方法に基づいて高調波検出を行う。図1 (a) (b)に従来の方法と提案する方法のそれぞれを示す。従来の方法（同図(a)）では、電力系統から入力されたひずみ波が、フーリエ変換によって周波数解析される。各周波数スペクトルのうち、ローパスフィルタによって基本波成分が除去され、残りの周波数スペクトルが高調波成分として各々の含有量が検出される。

一方、提案する方法（同図(b)）では、フーリエ変換と

図1 AFにおける高調波検出のアルゴリズム
Fig.1 Harmonic detection algorithm in AF

図2 高調波検出用ニューラルネットワーク構造
Fig.2 NN structures for harmonic detection

表1 それぞれのネットワークにおけるユニット構成
Table 1. Consist of units in each network

	完全結合型	部分結合型
入力ユニット (IU)	90	90
中間ユニット (HU)	10 (for all OU)	10 (for each OU)
出力ユニット (OU)	1～5	1～5

ローパスフィルタを用いずに、NNを用いてひずみ波から各高調波の含有量を検出する。ネットワークの入力はひずみ波の振幅値であり、各高調波成分の含有量は出力層の各ユニットに検出される。NNによる出力はフーリエ解析による出力と同様であるが、基本波に対応する出力ユニットは故意に設けないため、基本波成分が自動的に除去される。このようにNNは、学習機能により、ひずみ波が入力される度に周波数解析を行う必要がなく、各高調波の含有量が高速に検出することができる。

表2 学習用ひずみ波の波形と各高調波成分の含有率（第3および第5高調波が含まれている場合）
Table 2. Distorted waveform using for learning and harmonic content (3rd and 5th including)

第3調波成分 0 % 第5調波成分 0 %	第3調波成分 0 % 第5調波成分 10 %	第3調波成分 0 % 第5調波成分 20 %	第3調波成分 10 % 第5調波成分 0 %	第3調波成分 10 % 第5調波成分 10 %	第3調波成分 10 % 第5調波成分 20 %	第3調波成分 20 % 第5調波成分 0 %	第3調波成分 20 % 第5調波成分 10 %	第3調波成分 20 % 第5調波成分 20 %
No.1	No.2	No.3	No.4	No.5	No.6	No.7	No.8	No.9

〈2・2〉 使用したニューラルネットワーク構造
本論文で用いているNNの構造は、図2(a)(b)に示す3層BP法を基本とした完全結合型および部分結合型である。完全結合型（同図(a)）は、文字認識や音声認識などに用いられている一般の構造で、各層間の全ユニットは互いに結合し、特に出力層の各ユニットは共通の中間層ユニットと結合している。それに対し、部分結合型（同図(b)）は、入力層と中間層間の結合は完全結合型と同様であるが、出力層の各ユニットは独自の中間層ユニットを所有し、これらは他の出力ユニットと結合していない。

まず、それぞれのネットワーク構造を高調波検出のシミュレーションに用いる場合、その適性について検討する。シミュレーションでは、第3～11高調波を検出するが、ここでは第3および第5高調波検出を例として説明する。第3および第5高調波を検出する場合、ネットワークを構成する各層のユニット数を表1に示す。

出力層では第1出力ユニット(OUT1)は第3高調波に、第2出力ユニット(OUT2)は第5高調波にそれぞれ対応する。完全結合型は各出力ユニットに共通の中間層（10ユニット）を用いるが、部分結合型ではそれぞれの出力ユニットに対し中間ユニット10個ずつを用いるため、中間ユニットの総数は20ユニットとなる。なお、検出高調波が増加した場合は、中間層、出力層の各ユニット数は増加させた。

〈2・3〉 シミュレーション方法 負荷ひずみ波に含まれている高調波パターンは、負荷の種類および運用形態によって様々に異なるが、特定の負荷については、定常的な高調波パターンに限定して考えることができる。本論文では、負荷ひずみ波に含まれている各高調波成分の位相が不変で各高調波成分の含有率が変化する場合について検討する。

シミュレーションに使われた負荷ひずみ波は第3～第11高調波を含み、各高調波の含有率を0～20%、各次の位相は0°に設定する。例としてひずみ波に第3および第5高調波のみが混入している場合、各次の含有率が0%、10%、20%であるものを学習データとし、それぞれの波形を表2に示す。

ひずみ波を入力する際に、一周期の波形から120個の瞬時値（160μsec間隔）を正規化せずに各入力ユニットの入力値とする。なお、入力データ長は一周期波形の他に半周期波形（80μsec120ポイント）についてもシミュレーシ

ンを行ったが、これについては省略する。

ネットワーク学習では誤差逆伝搬アルゴリズム(Back Propagation: BP)⁽¹⁴⁾学習の際における教師信号は一般に0.1と0.9の2値信号を用いるが、この場合、各々のひずみ波に対する出力値は各高調波の量（含有率）に対応させる。教師信号は各高調波の含有率0%、10%、20%に対し0.0、0.1、0.2で与えた。認識用のひずみ波が入力されると、第1出力ユニットに第3高調波の含有率、第2出力ユニットに第5高調波の含有率としてそれぞれ出力される。

シミュレーションでは、まず完全結合型および部分結合型ネットワーク構造を用いて学習し、高調波検出に適したネットワーク構造について検討する。最適なネットワーク構造において、ひずみ波に含まれる高調波成分を0.1, 2, ..., 20%に変化させ、ひずみ波における各高調波成分を検出した。また、ネットワークの学習条件を最適化し、さらに高精度の検出結果を求めた。高調波検出の精度は、各ネットワークの各出力ユニットの出力値とひずみ波に混入している高調波の含有率との差で判断する。また、第3、第5、第7高調波検出についてもシミュレーションを行い、検出の精度および速度について検討を行った他、位相の変動による高調波の検出精度についても検討を行い、NNの位相変動にの吸収性について求めた。

3. シミュレーションの結果および検討

〈3・1〉 ネットワークの構造による高調波検出の能力について NNを構築し、高調波の検出を可能にするためには、学習データ（表2）により学習を行わなければならない。各出力ユニットの出力値は各高調波の含有率を示すので、正確にこれを検出するためには、学習誤差を十分に小さくする必要がある。完全結合型および部分結合型ネットワークに対する学習誤差の学習回数依存性を図3に示す。なお、学習誤差は各出力ユニットの出力値と教師信号との差の二乗和である。

同図において、学習を1000回繰り返したとき、完全結合型による学習誤差は0.02に減少したのに対し、部分結合型による学習誤差は0.0007まで減少した。また、完全結合型では学習誤差の減少が0.02にとどまるのに対し、部分結合型では学習回数を増やせば、学習誤差がさらに減少する傾向にある。

学習の結果では、完全結合型より部分結合型の方が精度よく学習したことがわかる。その原因は次のように考えられる。完全結合型は、各出力ユニットが同じ中間層と結合し、各出力ユニットが中間層を通じて互いに影響しあう。学習の際に両出力ユニットの出力値を同時に満たす必要があるため、学習誤差を容易に減少させることはできない。

一方、部分結合型は、各出力ユニットが共通する中間層を持たないため、各出力ユニットは互いに独立している。学習の際に、各々の出力ユニットに関わる処理は他の出力ユニットからの影響を受けないため、学習誤差が容易に減少する。従って、部分結合型は高調波の検出に高い能力を持っていると考えられる。

各ネットワーク構造による高調波検出能力は学習波形を使って表すことができる。学習終了後、学習波形を入力し、各ネットワーク構造による第3高調波の検出結果を図4(a)(b)に示す。なお、理想の出力は学習波形に含まれている第3高調波の含有率を表す。同図(a)において、第3高調波に該当する出力ユニットの出力値はほとんど期待値に近似しない。また、各々の学習波形に対し、含有率が同じでも出力値が変動している。この変動は第5高調波成分の変化と同じ傾向であることから、第5高調波成分は第3高調波成分の検出に影響することがわかる。一方、同図(b)において、各々の出力値は期待値に近似し、第5高調波成分による影響が見られない。第5高調波についても上記と同様の結果が得られた。

このようにネットワークの構造によって、高調波の検出の能力が大きく異なることが明らかである。高調波検出の結果はアクティブフィルタの能力を左右するため、上記の結果により、部分結合型ネットワークが高調波の検出に適していることがわかる。そこで、さらに部分結合型ネットワークの学習精度を上げて、より正確な高調波の検出を求めることにする。

学習回数を10000回にしたとき、学習誤差の変化と学習波形における第3、第5高調波の平均出力誤差を図5に示す。同図において、学習誤差が減少するにつれて高調波の検出に対する誤差が減少し、学習誤差 $=10^{-5}$ では0.2%の誤差で

各高調波の検出が可能であった。この結果により、学習波形に対して、ほぼ正確に各高調波の含有率を検出できることがわかる。この学習精度により、未知のひずみ波に対しても各高調波の含有率が検出可能となろう。

(a) 完全結合型ネットワークを用いる場合
Detection by using perfect connecting network

(b) 部分結合ネットワークを用いる場合
Detection by using partial connecting network

図4 異なるネットワーク型による第3高調波の検出
Fig. 4 3rd harmonic detection by each network

図3 学習中における学習誤差の変化
Fig. 3 Learning error variation during learning

図5 学習誤差に対する高調波検出誤差(学習波形)
Fig. 5 Detection error at each learning error

〈3・2〉未知の高調波成分に対する検出能力について 学習波形を含む一般のひずみ波を使って、各高調波成分の検出について検討する。図6に各ひずみ波を入力したとき、第3、第5高調波成分の検出結果を示す。同図では、第5高調波の含有率を変化させ、第3高調波の含有率を固定した場合である。

同図において、第5高調波の含有率の増加に比例して該当する出力ユニットも単調に増加した値を出力した。未学習ひずみ波に対してはやや誤差があるものの、全体的に線形的に増している。第3高調波成分は教師信号と同じであるため、理想の出力とほぼ同じ出力値が得られた。各ひずみ波に対する出力は、第5高調波成分の変化にまったく影響を受けずに一定である。また、第3高調波の含有率を変化させ、第5高調波の含有率を固定した場合においても、上記と同様の結果が得られた。

上記の結果により、一部のひずみ波を使って各高調波検出の学習が終了すると、その他の未学習ひずみ波に対しても各高調波成分の検出が可能であることがわかる。また、任意の高調波成分が変化してもその変化に追従して検出できる。また、ひずみ波のひずみ率が変化しても、固定した高調波成分の出力が変化しないことから、出力の変動が波形のひずみ率の変化ではなく高調波成分の変化のみに依存していることがわかる。

未知の高調波成分を検出する際、フーリエ変換ではひずみ波が入力される度に高調波解析のための計算処理が必要であるのに対し、NNでは学習機能により未知の高調波成分を導出する。そのため処理の過程が短縮化された上に高速に各高調波成分を検出可能となる。

高調波検出の速度はネットワークの規模を縮小することによってさらに上げることができる。図7に中間層ユニット数を減少させたとき、変化する第3、第5高調波成分の平均出力誤差（出力ユニット値と期待値の差）を示す。同図において、中間層ユニット数を減少させても出力結果がほとんど変わらない。このようにネットワークの規模を縮小しても高調波検出の結果に大きな影響がないことから、さらに高速な高調波検出が可能となる。

〈3・3〉高調波検出の精度について 高調波検出の結果はアクティブフィルタの性能を左右する重要な要素であるため、NNによる高調波検出の精度について検討する。

前述した高調波検出の結果では、未知の高調波成分に対しては最大誤差 $\approx 2\%$ であった。例えば、実際の高調波の含有率が15%である場合に、ネットワークの出力は $15 \div 13\%$ になる。アクティブフィルタが補償電流をできるだけ正確に決めさせるためには、高調波検出の誤差を小さくする必要がある。検出誤差を小さくする方法として、線形式による検出結果の修正、学習波形の増加、学習回数の増加、教師信号パターンの変更などが考えられる。本論文では教師信号パターンに着目して検討を行った。

図6 未知ひずみ波に対する高調波の検出結果
Fig. 6 Harmonic detection from unknown waves

図7 中間層ユニット数に対する高調波検出の誤差
Fig. 7 Detection error by various midden units

図8 各教師信号パターンによる学習誤差の変化
Fig. 8 Learning error at each supervisor patterns

図8に教師信号パターンを変更して学習を行ったときの学習誤差の変化を示す。なお、教師信号パターン0.0, 0.1, 0.2はこれまでのシミュレーションで使用したものである。同図において本論文が未調整の教師信号を用いた学習より、調整最適調整の教師信号を用いた学習の方が学習の収束性がよく、 10^{-10} まで学習誤差が減少した。学習誤差がより小さくなったことで、未知の高調波成分に対する出力の精度がより改善されると考えられる。

図9に、ひずみ波に含まれている高調波成分の変化に対し、これまで得られた学習誤差(10^{-5})と新たに得られた学習誤差(10^{-10})による高調波成分の検出結果を示す。同図において、学習誤差= 10^{-5} に比べて学習誤差= 10^{-10} における出力がほぼ期待値と一致している。出力誤差でみると、未知の高調波成分に対しても最大誤差0.1%まで出力精度を改善できた。

このように教師信号パターンを最適化することによって、極めて小さな学習誤差まで学習ができ、その結果、高調波検出の精度がよくなった。この精度で高調波検出を行うと、アクティブフィルタの性能に大きな影響はないと考えられるが、さらに高い精度が要求される場合には、NNが出力した高調波含有率を修正する必要がある。

4. 高調波の次数および位相の変化について

〈4・1〉 高調波次数の変化に対する検出能力について 第3～第11次高調波成分が含まれているひずみ波(全243パターン)を学習した後、高調波成分が様々に変化する未知のひずみ波に対して高調波検出を行う。各高調波の含有率を検出した結果、最大の検出誤差を図10に示す。

同図において、各高調波成分における最大の検出誤差はいずれでも0.2%程度の誤差である。通常、複数の高調波を含むひずみ波は様々に変化する複雑波形になるが、NNは高調波次数の増加に影響されずに高い精度で各高調波の含有率を検出可能であることがわかる。また、現在のアクティブフィルタでは第11次高調波まで補償可能であることから、アクティブフィルタにおける高調波の検出にNNを用いることが可能である。

さらに、フーリエ変換やバンドパスフィルタなどによる高調波検出では、高調波の次数に比例して処理時間が大きくなる。それに対してNNでは、並列処理が可能であるため、高調波の次数によらず各高調波の成分を同時に検出可能である。このようにNNを用いることにより、高調波検出アルゴリズムの単純化および高速化が可能であるため、アクティブフィルタの性能をさらに向上させることができる。

〈4・2〉 位相ずれの影響による高調波の検出精度について 高調波の位相成分の検出は、一般に複素数FFTを用いて行うが、解析演算が複雑になる他、演算時間がかかる。アクティブフィルタの構成上、高調波の各成分の大きさおよびそれぞれの位相情報が必要となるが、装置の複雑性および演算時間の問題を考慮して、本論文では、位相の変動がない特定負荷を対象に検討することにしたが、高調波の位相ずれが生じた場合においても検討を行った。

想定負荷が第5、第7、第11高調波成分を発生しそれぞれの含有率は20%、15%、8%であると仮定する。各高調波の位相差が $-15^{\circ} \sim +15^{\circ}$ で変動した場合、入力ひずみ波に対する高調波の検出精度について検討する。なお、NNで

図9 高精度学習による高調波検出精度の改善
Fig.9 Detection error improvement by high learning accuracy

図10 未知のひずみ波に対する最大検出誤差
Fig.10 Maximum detection error from unknown waves

図11 位相ずれに対する高調波検出精度の変化
Fig.11 Harmonic detection accuracy at phase fluctuation

は位相差0度で上記のシミュレーションと同様の学習を行った状態であり、位相変化に対する学習は行っていない。

図11に各高調波の位相の変化に対し、各高調波成分の理論値の含有率とNNが検出した含有率との誤差を示す。このとき、各高調波の位相が 0° である場合のみが学習を行ったものである。同図において、各高調波の位相が 0° からずれるほど検出誤差が負の方向に大きくなる。この結果より、各高調波の位相が変動すると、高調波の検出誤差が生じるが、いずれでも、実際の含有率より大きな値にならないため、高調波補償する際に系統に過剰な補償にならない

ことがわかる。高調波の位相ずれは $\pm 5^\circ$ の範囲内であると考えた場合、検出誤差が -5% 以下であることから、特に問題にならないと考えられる。また、各高調波の位相差も検出する場合には、別の位相検出用ネットワークを追加することが可能である。これについては今後検討する予定である。

5. むすび

アクティブフィルタにおける高調波の検出にニューラルネットワークを応用し、その有効性をシミュレーションによって確かめた。その結果、ひずみ波に含まれている第3～第11次高調波の含有率が20%以下の場合において、最大誤差0.2%程度で検出できたことがわかった。また、各高調波の位相の検出については検討していないが、位相が ± 10 度においても、各高調波成分の検出誤差が -10% 程度以下であり、補償後の系統に大きな影響がないことがわかった。

本論文が提案する高調波検出方法は、高調波検出の処理過程および処理時間を短縮し、アクティブフィルタの動作速度を向上させることである。今回はひずみ波形を一周期ごとに検出可能であることについて述べたが、半周期ごとにおいても各高調波を検出可能である。したがって、FFTを用いた高調波検出方式より提案の方式が2～4倍の速度で高調波の検出ができる。

(平成6年5月25日受付、同年12月5日再受付)

文献

- 1 A. P. Meliopoulos, et al.: "Effects of Harmonics on Power System Equipment and Loads", IEEE Tutorial Course: Power System Harmonics, 84 EHO221-2-PWR, 21 (1984)
- 2 島田, 他: 「工場電機設備における高調波の現状と対策」, 電機学会技術報告(Ⅱ部)第396号 (1991)
- 3 箱田, 他: 「高調波発生要因と補償対策」, 電気設備学会誌, Vol. 8 No. 5 (1988)
- 4 K. Hayafune, T. Ueshiba, E. Masada, Y. Ogihara: "Microcomputer Controlled Active Power Filters", Proc. of the IEEE-IECON, Oct. 1984
- 5 赤木, 他: 「多重電圧PWM変換器を用いた高調波抑制用アクティブフィルタ」, 電気学会論文誌B (B60-7)
- 6 小林, 他: 「アクティブフィルタの技術動向」, 明電時報通巻229号 (1993)
- 7 細川: 「無効電力の考え方: 波形からのアプローチ」, 電気計算, 53, No. 8, 27 (1984)
- 8 N. Watanabe, et al.: "Application of Active Filter to UPS System", Proc. 1989 ISPE, AF-66 (1989)
- 9 M. Takeda, et al.: "Harmonic Current and Reactive Power Compensation with an Active Filter", PESC 88 Record, 1174 (1988)
- 10 T. Ise, et al.: "Compensation Characteristics of the Active Filter using a Current Source PWM Converter", Proc. 1990 IPEC, 791 (1990)
- 11 桧山, 他: 「ニューラルネットを用いた高調波電流パターンの分類」, 電気学会技術研究会資料PE-98-65 (1990)
- 12 植松, 他: 「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 B 111 7号 (1991)
- 13 R. Hatana & G. Richards: "Harmonic Source Monitoring and Identification using Neural Networks", IEEE Trans. Power Systems, 5, 4, 1098 (1990)
- 14 D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, R. J. Williams: "Learning Representation by Back-Propagating Errors", in Parallel Distributed Processing, vol. 1, MIT Press (1986)

ナレート ペッチャラニン (学生員)

タイ王国出身。1965年3月21日生。90年3月防衛大学校本科電気工学部卒業。92年3月同大学理工学研究科修了。93年4月武蔵工業大学電気工学博士課程入学し現在に至る。主として、大電力アクティブフィルタおよびNNIに関する研究に従事。電気学会学生会員。

光井 英雄 (正員)

昭和9年6月13日生。32年3月武蔵工業大学電気工学科卒業。38年3月東京電気大学大学院電気工学専攻修士課程修了。32年4月武蔵工業大学電気電子工学科勤務。51年4月同教授、現在に至る。この間48年イギリス・サルフォード大学に客年間赴任。工学博士。主として、電気絶放電機構に関する研究に従事。47年電気真空協会、電気設備学会会員。

曾禰 元隆 (正員)

昭和17年1月12日生。43年3月武蔵工業大学大学院電気工学専攻修士課程修了。40年4月同大学電気電子工学科勤務。平成2年4月同教授、現在に至る。この間59年アメリカ・クラークソン大学に客員研究員として1年間赴任。工学博士。主として、有機絶縁材料の絶縁破壊機構および気中放電現象に関する研究に従事。近年では、ニューラルネットワーク、ファジイ理論及びDSP等の人工知能の電力への応用を行っている。47年電気学会論文賞受賞。電子情報通信学会会員。