

ニューラルネットワークによる誘電率の推定

木村 昭 穂

Estimation of Electric Permittivity Using Neural Network

Akio KIMURA

Abstract

This paper deals with the estimation of electric permittivity using a neural network (NN). NN can learn about the relationships between inputs and outputs. It is also possible to develop an algorithm for estimation of permittivity, easily allowing a target solution. I provided patterns for calculating data, electric field strength, electric permittivity and coordinates. Through numerical experiments I could demonstrate the validity of the proposed approach for the estimation of electric permittivity.

Key words: neural network, Kalman filter

1. はじめに

最近、電力需要の増加に伴い電力機器が、高電圧化・高機能化する傾向にある。電力機器の信頼性向上の一要因として、絶縁材料の誘電率の特性が大きく左右する。誘電率を機器に組み込まれた状態で測定することは困難な場合が多い。その様なことから、機器の周りの電界や電位を測定し、そのデータを基に誘電率が推定できると便利である。絶縁体の誘電率推定の試みとしてニューラルネットワークを用いた。ニューラルネットワークは、一種のブラックボックスとみなせ、一つのニューラルネットワークは、そのネットワークのリンク荷重が決定されると、そのニューラルネットワークの特性が決定される。ブラックボックスの中身の物理的な意味を考慮することは困難であるが、ニューラルネットワークで入力と出力を関係づけることが出来るという優れた点を有している。また、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムとしてBP法が理論的に明確で極めて汎用性の高いアルゴリズムであることが知られている。しかし、BP法の欠点は、ネットワークのシステム誤差を所定値に収束させるために学習回数が多くにわたることである。そこで、ニューラルネットワークの収束誤差の改善や学習回数の減少、ひては計算時間の短縮のために拡張カルマンフィルタを適用した。計算は誘電体の誘電率が不均一であると仮定し、階層型ニューラルネットワークを用いて誘電率の同定を行なった。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワーク^{1,2,6)}のユニットの伝達関数としてシグモイド関数(1)式を用いた。ただし、 x は入力、

w はシナプス荷重、 $f(x)$ は出力である。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-wx}} \quad (1)$$

また、シグモイド関数の出力は0~1の範囲となる。そこで、入力データや教師データがこの範囲内にあるように、次式を用いて規格化を行った。

$$I_{ik}^{nor} = \frac{I_{ik} - I_{min k}}{I_{max k} - I_{min k}} \quad (2)$$

$$P_{ik}^{nor} = \frac{P_{ik} - P_{min k}}{P_{max k} - P_{min k}} \quad (3)$$

ただし、 I_{ik}^{nor} : 規格化された入力データ、 I_{ik} : 学習パターン i の k 番目のデータ、 $I_{max k}$: k 番目のデータの最大値、 $I_{min k}$: k 番目のデータの最小値、 P_{ik}^{nor} : 規格化された教師データ、 P_{ik} : 学習パターン i の k 番目のデータ、 $P_{max k}$: k 番目のデータの最大値、 $P_{min k}$: k 番目のデータの最小値である。

3. 拡張カルマンフィルタによる学習

線形確立システムの状態方程式²⁻⁵⁾は、システムに誤差の混入がないという条件を付けると、次式のように表される。

$$\{w\}_{t+1} = [F]\{w\}_t \quad (4)$$

$$\{y\}_{t+1} = \{h\{w\}\}_t + \{v\}_t \quad (5)$$

ただし、 $\{w\}_t$: 状態ベクトル、 $\{y\}_t$: 観測ベクトル、 $\{v\}_t$: ガウス白色観測ノイズ、 $\{F\}_t$: システム行列、 $\{h\{w\}\}_t$: NNの構造と各ユニットの非線形特性で定まる関数で時不変とする。

推定パラメータに相当する状態ベクトルは、それ自身時間的遷移構造を持たないので、時間軸について一定である。システム行列に単位行列を選ぶと状態ベクトルは、

$$\{w\}_{t+1}=[I]\{w\}_t \quad (6) \quad \text{る。}$$

のように表わされる。

線形確立システムに学習アルゴリズムとして観測更新アルゴリズムといわれるカルマンフィルタを適用する。

(a) フィルタ方程式

$$\{\hat{w}\}_{t+1/t}=\{\hat{w}\}_{t/t-1}+[K]_t[\{y\}_t-[H]_t\{\hat{w}\}_{t/t-1}] \quad (7)$$

(b) カルマンゲイン

$$[K]_t=[P]_{t/t-1}[H]_t^T([H]_t[P]_{t/t-1}[H]_t^T+[R]_t)^{-1} \quad (8)$$

(c) 推定誤差共分散行列

$$[P]_t=[P]_{t/t-1}-[K]_t[H]_t[P]_{t/t-1} \quad (9)$$

$$t=0, 1, 2, 3, \dots$$

(d) 初期条件

$$\{\hat{w}\}_{0/-1}=\hat{w}_0, [P]_{0/-1}=\Sigma_0 \quad (10)$$

ここでは $\{\hat{w}\}_{t/t}$ 現在 (t/t) より 1 ステップ前 ($t/t-1$) に計算されたシナプス荷重の推定値にある修正分を加えて得られた現在の値である。また、 $[P]_{t/t}$ についても同様である。 $[K]_t$ は 1 ステップ前の $[k]_{t-1}$ の値とは関係なく計算され $[K]$ の現在 (t) の値である。 $[H]_t$ についても同様である。初期条件 w_0 および Σ_0 が与えられると $[H]_t$ が既知であることからカルマンゲイン $[K]$ および推定誤差共分散行列 $[P]$ が直ちに計算される。次に反復公式 (7) 式を用いて新しい推定値 $\{w\}$ を求める。

(5) 式の観測式は状態量 $\{w\}$ について線形になっているが、推定値は定式化において非線形となる。

$$\{y\}_t=\{h(\{\hat{w}\})\}_t+\{v\}_t \quad (11)$$

上式の $\{y\}_t$ を推定値 $\{\hat{w}\}_{t/t+1}$ のまわりにテイラー展開を行い、高次の項を無視すると、次のような線形式が得られる。

$$\{\eta\}_t=[H]_t\{w\}_t+\{v\}_t \quad (12)$$

ただし、 $\{\eta\}$ 、 $[H]_t$ は、次式で表される。

$$\{\eta\}_t=\{y\}_t-\{h(\{\hat{w}\}_{t/t-1})\}_t+[H]_t\{\hat{w}\}_{t/t-1} \quad (13)$$

$$[H]_t=\left.\frac{\partial\{h\}_t}{\partial\{w\}_t}\right|_{w=\hat{w}_{t/t-1}} \quad (14)$$

$\{\eta\}_t$ は観測量 $\{y\}_t$ から計算できるので、線形システムと同じ扱いが可能である。

(3)、(14) 式より (13) 式の $\{\eta\}_t$ を求めると、次式のようなになる。

$$\{\eta\}_t=\{p\}_t-\{h\}_t+\{\partial h/\partial w\}\{\hat{w}\}_{t/t-1} \quad (15)$$

ここで、 $\{p\}_t$ は教師データ、 $\{\hat{w}\}_{t-1/t}$ は 1 ステップ前に計算したシナプス荷重、 $\{h\}_t$ は入力データによる出力であ

4. 解析結果

図1は、解析モデルを示したものである。図中の斜線の部分は誘電体であり、誘電体中の要素 a, b, c は誘電率が異なるものとする。ニューラルネットワークを用いて解析するに当たり、入力のユニット数は 8, 中間層の層数は 1 でこの時のユニット数は 3 または 6, 出力ユニット数は 3 または 6, 教師データ数は 4 または 10 として、それぞれを組み合わせて行った。表1はその組み合わせを示したものである。図2は教表1の①, ②(師データ数が4で中間層のユニット数が3, 出力層のユニット数が

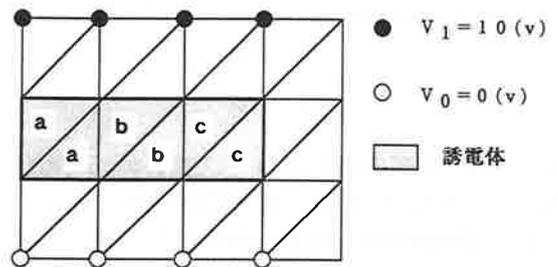


図1 解析モデル

表1 ニューラルネットワークの計算例

計算例	中間層のユニット数	出力層のユニット数	教師データ数
①	3	3	4
②	3	3	10
③	6	3	4
④	6	3	10
⑤	6	6	4
⑥	6	6	10

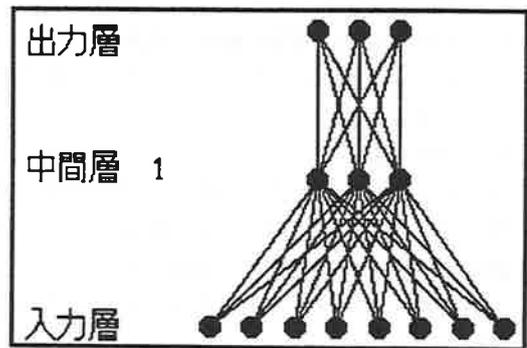


図2 ニューラルネットワークの構造 (表1の①, ②)

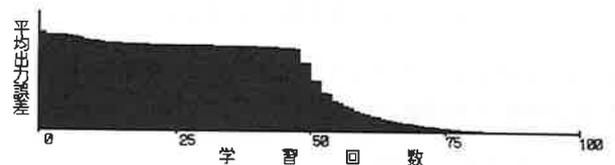


図3 学習回数と平均出力誤差 (表1の①)

3) のときのネットワーク構造を示したものである。図3は、表1の①の条件で行ったときのネットワークの平均出力誤差を示したものである。学習回数が50回ぐらいから急に減少していることが分かる。平均出力誤差が徐々に減少に至らない主な理由は、中間層のユニット数が少ないことによるものと思われる。急激な現象は、学習効果とカルマンフィルタによるものと思われる。図4は表1の②(教師データが10)のときの平均出力誤差を示したものである。平均出力誤差がある学習回数から一定であるのは、中間層のユニット数が少ないことと、教師データ数が多くなり計算誤差が大きくなったことによるものと思われる。図5は表1の③、④(中間層のユニット数を6)のときのニューラルネットワーク構造を示したものである。図6は表1の③(教師データが4)のときの平均出力誤差を示したものである。学習回数が34回程度で収束しているのは、中間層のユニット数を増やしたことにより、出力のユニットの情報が増加したことによるものと思われる。図7は表1の④(教師データが10)のとき



図4 学習回数と平均出力誤差 (表1の②)

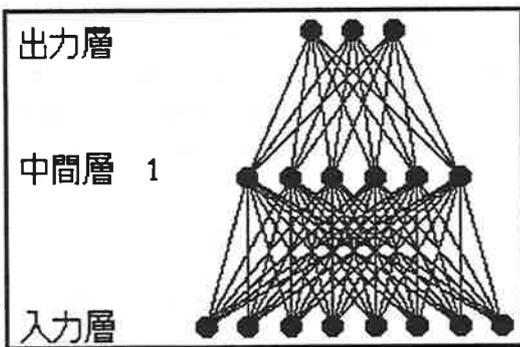


図5 ニューラルネットワークの構造 (表1の③, ④)

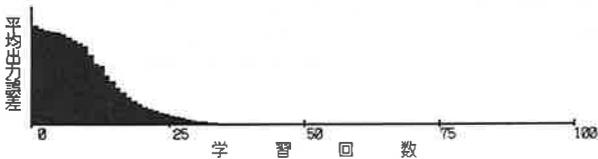


図6 学習回数と平均出力誤差 (表1の③)



図7 学習回数と平均出力誤差 (表1の④)

きの平均出力誤差を示したものである。図4の表1の④(教師データが10, 中間層のユニット数が3)のときと比較すると、平均出力誤差が徐々に減少していることが分かる。

図8は表1の③ 中間層のユニット数が3のときの教師データ数の違いによる比誘電率の真値と計算値を比較を示したものである。図4と比較すると教師データ数が多いと平均出力誤差が大きいことがいえる。平均出力誤差が大きい割には、真値に近いことがいえる。教師デー

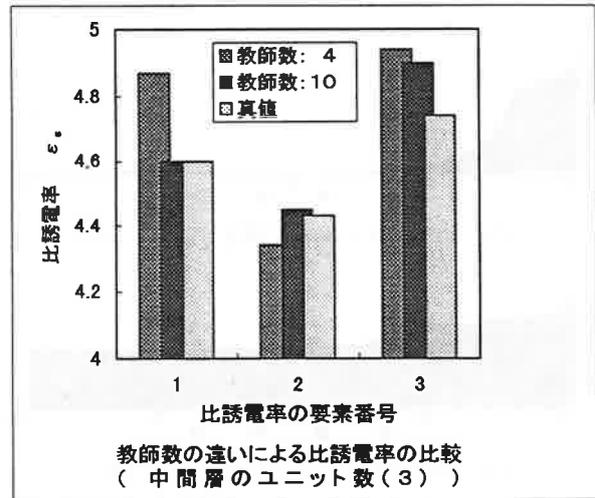


図8 計算値と真値比較 (表1の①, ②)

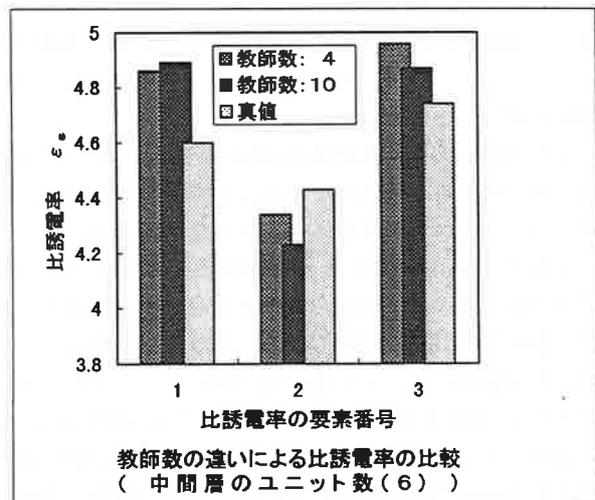


図9 計算値と真値比較 (表1の③, ④)

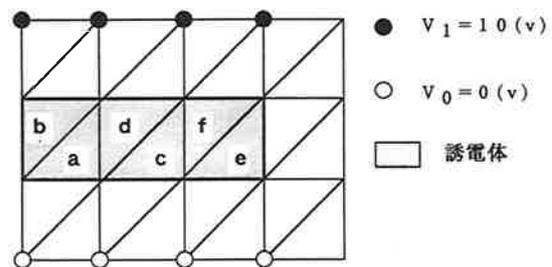


図10 解析モデル2

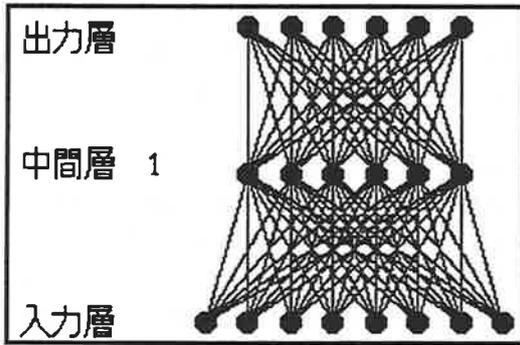


図11 ニューラルネットワークの構造 (表1の⑤)



図12 学習回数と平均出力誤差 (表1の⑤)



図13 学習回数と平均出力誤差 (表1の⑥)

タ数の学習効果によるものと思われる。図9は表1の③、④のときの教師データ数の違いによる比誘電率の真値と計算値の比較を示したものである。図8と比較するとどちらかといえば、中間層のユニット数が多いほうが真値に近いことが分かる。

図10は要素中の誘電体の誘電率 a, b, c, d, e, f が異なる場合のときの解析モデルを示したものである。図11はこのときのニューラルネットワークの構造を示したものである。図12は表1の⑤(教師データが4)のときの学習回数に対する平均出力誤差を示したものである。学習回数が34回程度で収束しているのは、入力ユニット数、中間層素のユニット数、出力層のユニット数が適当であり、計算誤差が小さいことによるものと思われる。図13は表1の⑥(教師データ数が10)のときの学習回数に対する平均出力誤差を示したものである。学習回数が約30回程度から出力誤差が一定であるのは、教師データが

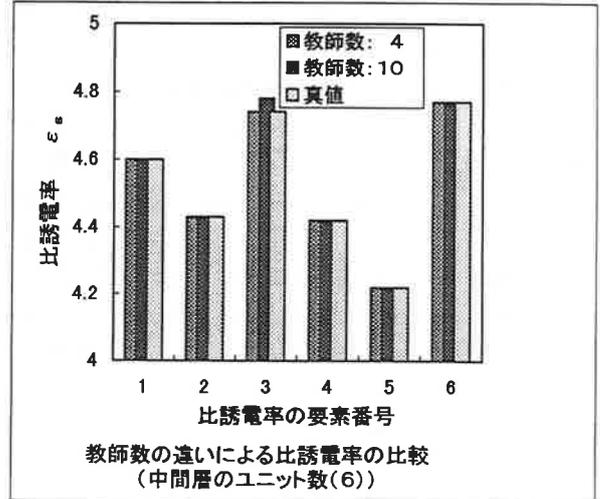


図14 計算値と真値比較 (表1の⑤, ⑥)

多くなり、計算誤差が大きくなったためによるものと思われる。図14は、教師データ数の違いによる真値と計算値を比較したものである。教師データ数が多いと一部において真値と少し違うが、ほぼ同じであることが分かる。

5. ま と め

階層型ニューラルネットワークに拡張カルマンフィルターの学習アルゴリズムを用いて、誘電率の同定が行なえるようになった。また、中間層のユニット数によって収束が大きな影響を受けることがいえる。中間の層のユニット数は、出力層のユニットよりも多いと全体的に誤差が小さいことがいえる。今後の課題として、複雑なものについての応用と検討が必要である。

参 考 文 献

- 1) 市川：階層型ニューラルネットワーク，共立出版
- 2) 村瀬他：カルマン・ニューロコンピューティング，森北出版
- 3) 片山：応用カルマンフィルタ，朝倉書店
- 4) 村瀬，小山，石田：順・逆解析入門，森北出版
- 5) 中野，西山：パソコンで解くカルマンフィルタ，丸善
- 6) 木村，松坂，加川：ニューラルネットワークによる誘電率の同定，電気学会全国大会，平成9年，662，pp.3-179