遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークによる 磁界源電流分布推定

正 員 岸 本 牧 (原 研)
非会員 坂佐井 馨 (原 研)
正 員 荒 克 之 (原 研)

Estimation of Current Distribution from Magnetic Fields by combination method of Genetic Algorithm and Neural-Network

Maki Kishimoto, Member, Kaoru Sakasai, Non-member, Katuyuki Ara, Member (Japan
Atomic Energy Research Institute)

This paper proposes the inverse estimation method of current distribution from magnetic fields by a combination method of genetic algorithm (GA) and neural-network. We regarded the estimation problem of current distribution as an optimum allocation problem of currents and used GA and neural-network to solve this optimum problem. Case studies with computer simulation showed its effectiveness.

キーワード：磁界逆問題，遺伝的アルゴリズム，ホップフィールド型ニューラルネットワーク初期値問題，最適化問題，多値化

1. はじめに

磁界計測の重要な目的の一つに，その磁界を生じさせている信号源の推定がある。特に，生体磁界計測や金属材料の非破壊検査の分野において，磁界計測からその源である生体内または金属内の信号源電流分布を推定する，いわゆる磁界逆問題の計算が重要課題となっている。例えば，生体磁界においては，医療診断や生体機能解明の面から非常に注目されており^{(1)~(2)}，また非破壊検査においては，金属材料の内部欠陥を検出する新しい電磁探傷手法として注目されている⁽³⁾。しかし，信号源推定という，いわゆる磁界計測における逆問題は，解が一意に定まらない問題として知られている。そこでこの逆問題の解決のために，様々な磁界逆問題解決法が提案され，研究されている^{(4)~(6)}。

現在，著者らは大強度イオン加速器用非侵襲型ビームモニタの開発を行っており，完全反磁性シールド板を用いたイオンビーム断面からの誘導磁界を検出することによるビーム電流分布推定法を提案した⁽⁷⁾。そし

て空間磁界計測データからのビームプロファイルや不均一電流分布状態の逆推定問題を，磁界源電流分布領域への電流最適配置化問題へと帰着させ，この最適化問題解決の手段として，遺伝的アルゴリズムを用いた方法を提案している^{(8)~(9)}。

遺伝的アルゴリズムは，生物の遺伝と進化を模擬するモデルとして考えられた計算理論であり，近年最適化問題解決の手段として特に注目を集めている⁽¹⁰⁾。

このアルゴリズムは，遺伝子設計の自由度の高さや収束性の良さから非常に広い応用範囲をもつが，その理論的解明が不十分なため，十分に確立された手法とはなっていない。

一方，遺伝的アルゴリズムと同様に，最適化問題解決の手法として注目されているものに，ニューラルネットワークがある。このニューラルネットワークは，脳の情報処理を手本にした高度な並列分散情報処理システムであり⁽¹¹⁾，最適化問題への応用としては，ホップフィールド型ニューラルネットワークのネットワークエネルギー最小化特性を利用したものが有名であ

る。しかし、ホップフィールド型ニューラルネットワークでは、単調なエネルギー緩和を示すので、ネットワークの初期状態を適切に設定しないと、求めたい解が得られない。ホップフィールド型ニューラルネットワークを最適化問題に応用する場合には、この初期値問題を解決する必要がある。

本研究では、磁界源電流分布逆推定問題を、電流分布領域への電流最適配置化問題への帰着させ、この最適化問題を解く手段として、ホップフィールド型ニューラルネットワークを適用し、その際問題となるホップフィールド型ニューラルネットワークの初期値問題解決の手段として、遺伝的アルゴリズムを用いた新しい磁界源逆問題解決法を提案した。更に不均一電流分布の逆推定に対応するために、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムの多値化を行った。そして本手法の有効性を計算機シミュレーションによって確認したので、その結果について報告する。

2. 遺伝的アルゴリズムによるホップフィールド型ニューラルネットワークの初期値問題の解決

ホップフィールド型ニューラルネットワークの最適化問題への応用は、ネットワークエネルギーと求めたい事象とを関連づけることにより、ネットワークを作動させるとネットワークエネルギーが減少することを利用して、最適解を求めるものである。しかし、この手法の問題点は、得られる解が必ずしも求めたい解ではないことである。すなわち、ホップフィールド型ニューラルネットワークでは、ネットワークの作動に伴うエネルギー変化が単調な緩和過程を示すため、ある任意の初期状態からネットワークを作動させても、途中の局所解 (local minimum) にトラップされてしまい、求めたい最適解 (global minimum) が必ずしも得られないのである。ネットワークの初期状態をどのように設定すれば求めたい最適解が得られるかなど事前にわからないため、実際の最適化問題への応用を考えた場合、この初期値問題を解決する必要がある⁽¹²⁾。この問題に対しては、ネットワークエネルギーが単調減少ばかりでなく、増加方向へのネットワーク変化も、ある確率で認めるボルツマンマシン⁽¹³⁾のような手法が提案されている。

本研究では、この初期問題の解決に、遺伝的アルゴリズムのもつ高い探索能力を利用し、ニューラルネットワークが最適解に収束するような初期状態を求めることを考える。すなわち、磁界源電流分布状態を遺伝的アルゴリズムにおける遺伝子とし、それを幾つか用

意することによって遺伝子集団を形成する。そして、これら遺伝子の一つ一つをニューラルネットワークの初期状態として与えて、ネットワークを作動させる。当然ネットワークはある局所解に収束するが、ここでこの収束状態の表す電流分布が磁界測定点に作る磁界と、磁界測定値との誤差を、その遺伝子の評価値とする。この評価値をもとに、遺伝子集団に対して淘汰や増殖・交差・突然変異などの遺伝的アルゴリズムの遺伝子操作を加えることによって、ニューラルネットワークの収束状態の表す電流分布が各測定点に作る磁界と測定磁界との誤差が最小になるような初期条件を探索する。そして、このときのネットワークの収束状態が表す電流分布を、求める磁界源電流分布とするのである。

3. 遺伝的アルゴリズムとニューラルネットワークの磁界源電流分布逆推定問題への応用

本研究では、平面に垂直に電流が流れる二次元モデルを考える。測定体系を図1に示す。まず、電流が分布する二次元平面を細かな微小領域に分割し、この電流分布領域を流れる電流は、これら微小領域を流れる電流の和で表されるとする。そして各微小領域を流れる電流の方向成分は、すべて同一方向かつ二次元平面に垂直方向のみであるとする。更に、それら微小領域を流れる電流によって生じる磁界を電流分布領域の周りに電置した磁界測定点で観測する。

図1で電流分布がある測定点 a に作る磁界は、

$$B^a = \frac{\mu_0}{2\pi} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \frac{I_{ij} \times (r^a - r_{ij})}{|r^a - r_{ij}|^2} \dots \dots \dots (1)$$

となる。ただし、 r^a 、 r_{ij} はそれぞれ測定点 a 、微小

図1 測定体系

Fig. 1. System of measurement.

領域 (i, j) の位置ベクトル, I_{ij} は微小領域 (i, j) を流れる電流である。ここで測定点 α における磁界測定値を B^a_m とすると, 電流分布領域を取り囲む磁界測定点での測定値とモデルの電流分布が作る磁界との差の程度を示す磁界誤差評価関数は

$$\frac{1}{2} \sum_{\alpha} |B^a_m - B^a|^2 \quad \dots\dots\dots (2)$$

と表される。

すると, この磁界源電流分布逆推定問題は, 電流分布領域を分割した微小領域に, ある大きさの電流密度を, それが作る磁界がすべての測定点で観測された磁界測定値に一致するように配するという電流最適配置化問題へと帰着させることができる。しかし, この最適化問題へ, ニューラルネットワークや遺伝的アルゴリズムを適用するためには, 磁界源電流分布状態をこれらの手法で扱えるように定式化することと, 更に分布する電流が任意の大きさをとることができるため, 遺伝的アルゴリズムやニューラルネットワークを多値化する必要がある。

4. 電流分布領域における磁界源電流分布状態

まず, 図1に示すように, 測定対象である電流分布領域を M 行 N 列のメッシュに分解する。ここで任意の単位電流密度 J_u を仮定し, 各微小領域に 0 から 255 までの整数値をそこに流れる電流の大きさとして与える。すると辺の長さ δ_x, δ_y , 位置 (i, j) で表される微小領域を流れる電流 I_{ij} は,

$$I_{ij} = n_{ij} J_u \delta_x \delta_y \quad \dots\dots\dots (3)$$

となり, この二次元の磁界源電流分布領域の状態は, 電流密度 n_{ij} を要素とする M 行 N 列の整数行列によって表すことができる〔図2(a), (b)〕。この整数行列を, 磁界源電流分布状態を表す状態行列として, ニューラルネットワークのネットワーク状態や遺伝的アルゴリズムの遺伝子として使用する。

図2 電流分布状態
Fig. 2. State of current distribution.

5. ニューラルネットワークの多値化

電流分布が, 状態行列 n

$$n = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & \cdots & n_{1N} \\ n_{21} & n_{22} & & \vdots \\ \vdots & & & \vdots \\ n_{M1} & \vdots & \cdots & n_{MN} \end{bmatrix} \quad \dots\dots\dots (4)$$

で表されるときネットワークのエネルギーを,

$$E(n) = -\frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{k,l} W_{ij,kl} n_{ij} n_{kl} - \sum_{i,j} T_{ij} n_{ij} \quad \dots\dots\dots (5)$$

$W_{ij,kl}$: 位置 (i, j) と (k, l) のユニット間の結合係数, T_{ij} : 位置 (i, j) のユニットのしきい値

と定義する。ここで求めたい磁界源電流分布は, (2) 式で表される誤差評価関数を最小にするものである。これとネットワークのエネルギー関数式(5)を結び付けるためのネットワークの結合係数としきい値を求めなければならない。また, 図1の測定体系にニューラルネットワークを適用した場合, ユニットの出力が 0 から 255 の整数値をとるため, 多値化されたニューラルネットワークのエネルギー変化と収束について明らかにしておく必要がある。

〈5・1〉 ニューラルネットワークの結合係数としきい値 (1) 式より, 位置 (a, b) の測定点 α に位置 (x_{ij}, y_{ij}) の微小領域 (i, j) の電流が作る B^a_{ij} は,

$$B^a_{ij} = \left[-\frac{\mu_0 I_{ij}}{2\pi} \frac{(b - y_{ij})}{r^{a_{ij}}_{ij}}, \frac{\mu_0 I_{ij}}{2\pi} \frac{(a - x_{ij})}{r^{a_{ij}}_{ij}} \right] \quad \dots\dots\dots (6)$$

ただし, (3) 式などにより

$$I_{ij} = n_{ij} J_u \delta_x \delta_y \quad \dots\dots\dots (7)$$

$$r^{a_{ij}}_{ij} = \sqrt{(a - x_{ij})^2 + (b - y_{ij})^2} \quad \dots\dots\dots (8)$$

である。これより, 測定点 α に電流分布領域の全電流が作る磁界 B^a は,

$$B^a = \left[-\frac{\mu_0 J_u \delta_x \delta_y}{2\pi} \sum_{i,j} \frac{(b - y_{ij})}{r^{a_{ij}}_{ij}} n_{ij}, \frac{\mu_0 J_u \delta_x \delta_y}{2\pi} \sum_{i,j} \frac{(a - x_{ij})}{r^{a_{ij}}_{ij}} n_{ij} \right] \quad \dots\dots\dots (9)$$

と表される。

従って, (3) 式の誤差評価関数は,

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \sum_{\alpha} |B^a_m - B^a|^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{\alpha} (B^a_{m(x)} - B^a_{(x)})^2 \\ & \quad + \frac{1}{2} \sum_{\alpha} (B^a_{m(y)} - B^a_{(y)})^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \left\{ \frac{1}{2} \sum_a B_{m(x)}^a + \frac{1}{2} \sum_a B_{m(y)}^a \right\} \\
&+ \sum_{i,j} \left\{ \frac{\mu_0 J_u dx dy}{2\pi} \sum_a B_{m(x)}^a \frac{(b_a - y_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \right. \\
&- \frac{\mu_0 J_u dx dy}{2\pi} \sum_a B_{m(y)}^a \frac{(a_a - x_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \left. \right\} n_{ij} \\
&+ \frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{k,l} \left\{ \left(\frac{\mu_0 J_u dx dy}{2\pi} \right)^2 \right. \\
&\times \sum_a \frac{(b_a - y_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \frac{(b_a - y_{kl})}{r_{kl}^{a/2}} + \left(\frac{\mu_0 J_u dx dy}{2\pi} \right)^2 \\
&\times \sum_a \frac{(a_a - x_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \frac{(a_a - x_{kl})}{r_{kl}^{a/2}} \left. \right\} n_{ij} n_{kl} \\
&\dots\dots\dots (10)
\end{aligned}$$

となる。

この式で、第1項は磁界測定値であり一定であるので、誤差評価の議論に関して無視してもかまわない。そこで(10)式の第2項、第3項をニューラルネットワークのエネルギー式(5)と比較することにより、ネットワークの結合係数としきい値はそれぞれ

$$\begin{aligned}
W_{ij,kl} &= - \left\{ \left(\frac{\mu_0 J_u dx dy}{4\pi} \right)^2 \sum_a \frac{(b_a - y_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \right. \\
&\times \frac{(b_a - y_{kl})}{r_{kl}^{a/2}} + \left(\frac{\mu_0 J_u dx dy}{4\pi} \right)^2 \\
&\times \sum_a \frac{(a_a - x_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \frac{(a_a - x_{kl})}{r_{kl}^{a/2}} \left. \right\} \dots\dots (11) \\
T_{ij} &= - \left\{ \frac{\mu_0 J_u dx dy}{4\pi} \sum_a B_{m(x)}^a \frac{(b_a - y_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \right. \\
&- \frac{\mu_0 J_u dx dy}{4\pi} \sum_a B_{m(y)}^a \frac{(a_a - x_{ij})}{r_{ij}^{a/2}} \left. \right\} \\
&\dots\dots\dots (12)
\end{aligned}$$

となる。

〈5・2〉 多値化されたニューラルネットワークのエネルギー変化とその収束 いま、(5)式のネットワークのエネルギー関数に、

$$W_{ij,kl} = (1 - \delta_{ij,kl}) W_{ij,kl} + \delta_{ij,kl} W_{ij,kl} \dots (13)$$

ただし、

$$\delta_{ij,kl} = \begin{cases} 1 & (i=k, j=l) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases} \dots\dots\dots (14)$$

を代入すると、

$$\begin{aligned}
E(n) &= - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \sum_{k,l} (1 - \delta_{ij,kl}) W_{ij,kl} n_{ij} n_{kl} \\
&- \frac{1}{2} \sum_{i,j} W_{ij,ij} n_{ij}^2 - \sum_{i,j} T_{ij} n_{ij} \dots\dots (15)
\end{aligned}$$

となる。ここで、 n_{ij} が任意の整数値をとるとすると、上式は多重一次形式⁽¹⁴⁾とならず、ホップフィールドネットワークのように $W_{ij,ij}=0$ の条件が成り立たない。

そこでまず初めに、ネットワークの作動条件として、ネットワークは非同期で作動とする。いま位置 (i, j) のユニット状態が Δn 変化したとき、状態変化前後でのエネルギー変化量 ΔE は、ネットワークが非同期で作動することから、

$$\begin{aligned}
\Delta E &= - \frac{1}{2} \sum_{i,j} (W_{ij,kl} + W_{kl,ij}) n_{kl} \Delta n \\
&- \frac{1}{2} \left\{ W_{ij,ij} (n_{ij} + \Delta n)^2 - W_{ij,ij} n_{ij}^2 \right\} \\
&- T_{ij} \Delta n \dots\dots\dots (16)
\end{aligned}$$

ここで、(11)式より、 $W_{ij,kl} = W_{kl,ij}$ なので

$$\Delta E = - \Delta n U_{ij} - \frac{1}{2} (\Delta n^2 + 2 \Delta n n_{ij}) W_{ij,ij} \dots\dots\dots (17)$$

ただし、 U_{ij} は

$$U_{ij} = \sum_{k,l(i \neq j)} W_{ij,kl} n_{kl} + T_{ij} \dots\dots\dots (18)$$

であり、ホップフィールドネットワークに出てくるユニットへの入力信号の総和にあたる。

ここで、エネルギー変化 ΔE が0以下となるような Δn の変化条件は、(17)式より

$$- \Delta n U_{ij} - \frac{1}{2} (\Delta n^2 + 2 \Delta n n_{ij}) W_{ij,ij} \leq 0 \dots (19)$$

(11)式より $W_{ij,ij}$ は常に $W_{ij,ij} \leq 0$ なので、

$$\left\{ \Delta n + 2 \left(n_{ij} + \frac{U_{ij}}{W_{ij,ij}} \right) \right\} \Delta n \leq 0 \dots\dots\dots (20)$$

ここで、

$$\gamma = n_{ij} + \frac{U_{ij}}{W_{ij,ij}} \dots\dots\dots (21)$$

とすると、 $\Delta E \leq 0$ となる Δn の条件は、

$$(1) \quad \gamma \geq 0 \text{ のとき} \\ -2\gamma \leq \Delta n \leq 0 \dots\dots\dots (22)$$

$$(2) \quad \gamma < 0 \text{ のとき} \\ 0 \leq \Delta n \leq -2\gamma \dots\dots\dots (23)$$

次に、エネルギーが変化しなくなる条件は、 Δn が整数であることを考慮すると、

$$(1) \quad \gamma \geq 0 \text{ のとき} \\ -1 < -2\gamma \leq \Delta n \leq 0 \dots\dots\dots (24)$$

$$(2) \quad \gamma < 0 \text{ のとき} \\ 0 \leq \Delta n \leq -2\gamma < 1 \dots\dots\dots (25)$$

この2式をまとめると、結局

$$- \frac{1}{2} < \gamma < \frac{1}{2} \dots\dots\dots (26)$$

となる。

このニューラルネットワークは、(22)、(23)式で表される条件で n_{ij} を変化させると、単純なエネルギー緩和過程を示し、最終的に各ユニットの状態が(26)式

で表されるような任意の状態に収束することがわかる。ただし、本研究のニューラルネットワークでは、 n_{ij} は 0 から 255 までという制限があるので、ネットワークの収束点で必ずしもすべてのユニットが (26) 式を満たしているわけではない。

6. 遺伝的アルゴリズム

〈6・1〉 遺伝子と遺伝子集団 本研究における遺伝的アルゴリズムの役割は、ニューラルネットワークが最適解に収束するような初期状態を見つけることである。従って、電流分布を表す状態行列を遺伝的アルゴリズム処理における遺伝子とし、これを幾つか用意して遺伝子集団を形成させる (図 3)。この遺伝子集団に対して、次に示すような遺伝的アルゴリズムの遺伝子操作を行う。

図 3 遺伝子集団
Fig. 3. Population.

図 4 交差
Fig. 4. Cross-over.

図 5 突然変異
Fig. 5. Mutation.

〈6・2〉 遺伝子操作 本研究での遺伝的アルゴリズムは、(1) 淘汰および増殖、(2) 交差、(3) 突然変異の三つの遺伝子操作からなる。

(1) 淘汰および増殖 遺伝子をニューラルネットワークの初期値として作動させたときの収束状態が表す電流分布の磁界誤差を、(2) 式の磁界誤差評価関数で評価し、評価の悪い遺伝子を一定割合で削除することにより、淘汰を行う。次に淘汰によって減少した分を評価の高い遺伝子を複写して補うことによって増殖とする。

(2) 交差 遺伝子集団の中から、ランダムに任意の二つの遺伝子を選択し、その一部分を交換する二次元交差を行う (図 4)。交換する領域の大きさや位置も乱数を用いて決定する。

(3) 突然変異 遺伝子集団の中から任意の一つを選び出し、その一部を乱数を用いて値を変化させる (図 5)。

以上の (1) ~ (3) までの処理を一世代として、これを繰り返すことにより、第 2 章で示したように、ニューラルネットワークの収束結果の表す電流分布の磁界誤差評価値が、最小になるようなネットワーク初期状態を求めていく。

7. ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムによる磁界源電流分布逆推定法

図 6 に、ニューラルネットワークと遺伝的アルゴリズムによる磁界源電流分布推定法の流れ図を示す。まず、電流密度の大きさを要素とする状態行列を遺伝子とし、その遺伝子集団を任意に初期化し、各遺伝子をニューラルネットワークの初期状態として与えて、ネットワークを作動させる。すると遺伝子は、それぞれ初期状態に対応したある局所解に収束する。その収束点での磁界誤差評価値をその遺伝子の評価値であるとして、第 6 章で示したような遺伝的アルゴリズムの交差や突然変異などの遺伝子操作を行うことによって、新たなニューラルネットワークの初期値集団を決定する。そして、またニューラルネットワークを作動させ、ネットワークの収束状態で磁界誤差評価を行う。以上の手続きを何度も繰り返すことにより、最終的に、ネットワークがもっとも良い収束結果、すなわち (2) 式で表される磁界誤差評価関数が最小となるような、電流分布に収束する初期状態を遺伝的アルゴリズムによって検索するとともに、そのときのニューラルネットワークの収束結果が表す電流分布を、求める磁界源電流分布とする。

図 6 ニューラルネットワークと GA による磁界源電流分布逆推定法流れ図
Fig. 6. Flow diagram of estimation method of current distribution by neural network and GA.

図 7 求める電流分布
Fig. 7. Real current.

8. シミュレーションによる検証

シミュレーション方法は、まず初めに求めたい電流分布を設定し、それが各測定点に作る磁界計算値を磁界測定値とする。本研究のシミュレーションで電流分布逆推定に用いるのは、測定点におけるこれら空間磁界データのみで、測定領域内で電流が幾つに分離して存在しているか、測定領域内に流れる全電流値や電流

表 1 計算パラメータ

Table 1. Parameters of the simulation.

測定領域の分割数	256 (16×16)
測定点数	24, 32 点
測定点配置	ランダム配置
電流分布微小領域数	10 領域
遺伝子集団数	100 個

図 8 測定点 24 点での推定結果
Fig. 8. Estimation result (24 measuring points).

図 9 測定点 32 点での推定結果
Fig. 9. Estimation result (32 measuring points).

が流れている微小領域数は幾つか、などいっさいわからないものとする。そして、この磁界データをもとにして、第 7 章で述べた手法で電流分布の逆推定を行う。そして計算が進むとともに、最終的にネットワークの収束状態での磁界誤差評価値が、ほとんど変化し

ない平衡状態に達するので、このときのネットワークの収束結果を、求める逆推定電流分布として計算を終了する。そしてこの逆推定結果が、初めに求めたい電流分布として設定したものと一致するかどうかで、本手法の有効性の検証を行う。

表 2 計算パラメータ
Table 2. Parameters of the simulation.

測定領域の分割数	256 (16×16)
測定点数	32 点
測定点配置	ランダム配置
電流分布微小領域	18 領域 (9 領域×2)
遺伝子集団数	100 個

〈8・1〉 シミュレーション1 シミュレーション
計算パラメータを表 1 に、求める電流分布を図 7, シミュレーション結果を図 8, 図 9 に示す。図 7 の左図は、測定領域内での電流強度分布とその位置関係を色の濃淡で示したもの、右図は電流分布を立体的に可視化したものであり、高さが各微小領域での電流強度に対応する。磁界測定点の位置は、誤差評価に対して各測定点がつも重みに差をつけるため⁽⁸⁾、乱数を用いて

図 10 求める電流分布
Fig. 10. Real current.

図 11 測定点数 32 点での推定結果
Fig. 11. Estimation result (32 measuring points).

不均一に分布させる。逆推定結果をみると、電流分布領域の位置や電流分布広がりをよく推定していることがわかる。また、測定点数の違いによる推定結果の影響もあまり大きくなく、少ない空間磁界データでも信頼度の高い電流分布逆推定が可能であることがわかる。

〈8・2〉 シミュレーション2 このシミュレーションでは、電流が二つの別れて分布している場合に、本手法で電流分布の位置や電流分布広がりを正確に逆推定することができるかの検証を行う。計算パラメータを表2に、求める電流分布を図10に示す。求める電流分布は測定領域内で大きく二つに分離しており、測定点の位置はランダム配置とする。逆推定結果を図11に示す。計算結果をみると、電流分布の位置や分布広がりなど非常によく分離逆推定していることがわかる。

9. ま と め

本論文では、磁界源電流分布推定を空間的な電流分布最適配置化問題と考え、この最適化問題解決方法として、多値化したホップフィールド型ニューラルネットワークを適用した。そして、このホップフィールド型ニューラルネットワークを最適化問題に適用する際に問題となる初期値問題を、遺伝的アルゴリズムを用いて、ネットワークが最適解に収束するようなネットワーク初期状態を検索することにより解決した。そしてシミュレーション計算により、本手法の磁界逆問題における有効性を示した。今後の課題として、モデルの三次元化と、更に複雑な不均一電流分布の推定を目指していく。

(平成5年3月17日受付, 同5年6月15日再受付)

文 献

- (1) 上野照剛:「磁気の実体効果」, 応用磁気学誌, 15, No.14, 745 (平3)
- (2) 内川義則・古谷 誠:「生体磁気計測」, 同上, 15, No.4, 759 (平3)
- (3) 山田尚生, 他:「三次元立方体中の電流分布測定」, 電気学会マグネティクス研資, MAG-92-135 (平4)
- (4) 早乙女英夫, 他:「Sampled Pattern Matching法による生体内電流分布推定」, 電学論C, 113, 69 (平5-1)
- (5) 鶴岡 久, 他:「ニューラルネットワークによる脳磁場信号源の推定」, 生体磁気学誌, 5, No.1, A2-6 (平4-6)
- (6) A. Ishiguro, et al.: "A Study Genetic Algorithms' Application to Inverse Problems in Electromagnetics", Nonlinear Phenomena in Electromagnetic Fields (1992) Elsevier Science Publishers B.V.
- (7) 坂佐井 馨, 他:「反磁性平行シールド板と磁界センサによるイオンビームライン断面からの誘導磁界センシング」, 電気学会マグネティクス研資, MAG-90-177 (平2)
- (8) 岸本 牧, 他:「遺伝的アルゴリズムによる磁束源電流分布の逆推定」, 同上, MAG-92-235 (平4)
- (9) M. Kishimoto, et al.: "Application of Genetic Algorithm to Inverse Estimation of Current Distribution from Magnetic Fields", W-42 ISEM'93-Sapporo
- (10) 「特集 遺伝的アルゴリズム」, 計測と制御, 32, No.1 (平5)
- (11) 「特集 ニューラルネット」, 同上, 30, No.4 (平3)
- (12) 和田健之介:「GAってなに? 一遺伝的アルゴリズムの基礎」, 電学誌, 112 (平4-10)
- (13) E. Aarts & J. Kort: Simulated Annealing and Boltzmann Machine: A Stochastic Approach to Combinatorial Optimization and Neural Computing. (1989) John Wiley & Sons
- (14) (社)日本工業技術振興協会ニューロコンピュータ研究会編:ニューロコンピューティングの基礎理論 (平2) 海文堂

岸本 牧 (正員)

昭和38年生。64年東京大学大学院修士課程修了。同年日本原子力研究所入所。現在、先端基礎研究センター・量子計測研究グループ。

坂佐井 馨 (非会員)

昭和35年生。58年早稲田大学理工学部物理学科卒業。同年日本原子力研究所入所。現在、先端基礎研究センター・量子計測研究グループ。

荒 克之 (正員)

昭和14年生。36年東京電機大学通信工学科卒業。現在、日本原子力研究所主任研究員。センシング技術研究室室長。工学博士。