

動画像認識に拠る電流分布推定

丸山 和夫[†] 早野 誠治[†] 齋藤 兆古[†]

[†] 法政大学大学院 〒184-8584 東京都小金井市梶野町 3-7-2

E-mail: maruyama@ysaitoh.k.hosei.ac.jp

あらまし 超伝導体の量子効果を利用した SQUID (Superconducting Quantum Interference Devices:超伝導量子干渉素子)磁束計の多チャンネル化と広範な普及に伴い,生体の神経活動に伴う微弱な磁界測定が可能となり,新しい医療診断装置として鋭意開発が進められ,実用化直前と言える状況にある.いわゆる MCG(Magnetocardiogram:心磁図)・MEG(Magnetoencephalogram:脳磁図)による非侵襲的診断技術・装置の実用化である.MCG・MEG における技術的問題点は2点で代表されるであろう.第1点は生体の神経活動に伴う磁界強度は極めて小さく S/N 比が悪いため,同期加算などの信号処理や磁気シールドルームを必要とする等のハード的な点である.他の問題点は,測定された磁界分布から磁界源となる電流分布などを探査する点にある.換言すれば,磁界から電流を求める逆問題を解くソフト的な点である.

本報告は,後者の問題点,すなわち 逆問題を解く方法として,動画像認識手法を適用する手法の提案である.

キーワード 動画像認識,電流分布推定,固有パターン,相関係数

Estimation of The Current Distributions Based on Dynamic Image Cognition Methodology

Kazuo MARUYAMA[†] Seiji HAYANO[†] and Yoshifuru SAITO[†]

[†] Graduate School of Engineering, Hosei University 3-7-2 Kajino-cho, Koganei-shi, Tokyo, 184-8584 Japan

E-mail: maruyama@ysaitoh.k.hosei.ac.jp

Abstract Spreading use of multi-channeled SQUID flux meters makes it possible to measure the magnetic field distributions accompanying human nerve activations. Result of this fact spurs on the development of new medical invasive diagnosis systems. To realize these new medical systems, two serious problems should be solved. One is a limitation of sensibility of SQUID, and the other is a solution methodology to the inverse problems. Namely, one is the hardware requirement in order to measure the extremely small bio-magnetic fields, and the other is the software methodology to evaluate a unique solution of inverse source problem. This paper concerns with the software methodology. Dynamic current distributions are evaluated by our dynamic image cognition method instead of solving the inverse source problem. At first, we set up the database related to the dynamic magnetic fields and current distributions by computer simulation. Second, practically measured magnetic field distributions are evaluated by means of correlation coefficient. High correlation between the measured and simulated dynamic magnetic fields reveals a current distribution in the database.

Keyword Dynamic Image Cognition, Estimation of Current Distribution, Eigen Pattern, Correlation Coefficient

1. 緒論

近年,超伝導体の量子効果を利用した SQUID 磁束計の多チャンネル化と広範な普及に伴い,生体の神経活動に伴う微弱な磁界測定が可能となり,新しい医療診断装置として鋭意開発が進められ,MCG・MEG による非侵襲的診断技術・装置が実用化直前である.しかし,MCG・MEG の一技術的問題点として,測定した磁界分布から磁界発生源である電流分布を探査する逆問題に置ける解の一意性があげられる.本論文は,磁界分布から電流分布を求める逆問題を解く一手法として,動磁界分布を動画像と見做し,これに動画像認識

手法を適用して電流分布を推定する方法を提案する.

本論文で提案する動画像認識は,計算機に人間の視覚情報処理能力を与えることを究極の目標としている.画像を計算機によって人間と同等に認識させることが可能であれば,人間の脳が行う視覚情報処理を計算機が代行可能であることを意味し,人間の視覚情報処理を必要とする分野を全て機械に代行させることが可能である.従来,多くの画像認識技術は,対象の幾何学的特異点抽出に基づいた手法が一般的で,対象の幾何学的変形に対応不可能であり,人間の情報処理能力には到底及ばない.これらの現状を鑑み,我々はこれま

で画像の色情報を利用した全く新しい画像認識手法を提案し良好な精度で画像認識が可能であることを報告した^[1]。

本論文では、計算機に取り込まれた画像から、画素数、配置、変形等に無関係となる画像の普遍量を抽出する概念を導入し、計算機自身によって画像を認識させる方法を提案する。ここで我々が認識の対象とする画像は、モノクロ画像であり、人間が視覚可能な形態の可視化情報である。画像は2次元平面スクリーン上の画素(pixel)で表され、画像を構成する画素は可視光の強度成分を持ち、数値として表される。さらに、いわゆる動画は静止画像を時系列上に一定の間隔で静止画像を表示させているものに他ならない。これらの画像はスクリーンを構成する画素の光強度成分の幾何学的配置で表現されるため、画素数や基準座標(視点)や形状の変化に依存する性質を持つ。このような性質を削減した画像の普遍量を本論文では画像の固有パターンと呼び、この画像の固有パターンを用いて動画認識を試みる^[2]。更に電気回路の磁界分布を画像として扱い、動画認識法を利用し磁界分布から電流分布を求める。

2. 静止画像の固有パターン

2.1. 画像の光強度成分

計算機に取り込まれた画像は画素の集合であり、光強度成分で構成される。すなわち、 m, n をそれぞれ x, y 直交座標系の x, y 方向の画素数とすれば、画像データを $m \times n$ 次のベクトルとして扱うことができる。ベクトルとして表現された画像データにおける第 k 番目の画素の光強度成分を I_k とすると、画素は式(1)で表される。

$$\begin{aligned} image &\in pixel_{i,j} \\ pixel_{i,j} &\in I_k \end{aligned} \quad (1)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, m, \quad j = 1, 2, 3, \dots, n, \quad k = 1, 2, 3, \dots, m \times n$$

2.2. モノクロ画像の固有パターン

モノクロ画像の固有パターンは、画像中の光強度値で与えられる。

光強度分布 I をダイナミックレンジ D の分布に正規化した正規化光強度分布 I^D を式(2)で定義する。Round[*]は括弧内の値を整数化する演算、Max[*]は括弧内の集合における最大値の要素を求める演算を示す。

$$I_k^D \in Round \left[D \times \frac{I_k}{Max[I_k]} \right] \quad (2)$$

$$k = 1, 2, 3, \dots, m \times n$$

次に、式(2)で求められたダイナミックレンジ D の正規

化光強度分布 I^D において1から D までの数値の出現頻度を求めヒストグラム化する。Count[* , p]は括弧内の集合における数値 p の個数を数える演算である。

$$E \in Count[I^D, p], \quad p = 1, 2, 3, \dots, D \quad (3)$$

式(3)で求められた E を固有パターンと呼ぶ。図.1に静止画像の固有パターンの例を示す。図.1から、画像はそれぞれ独自の固有パターンを持つことがわかる。

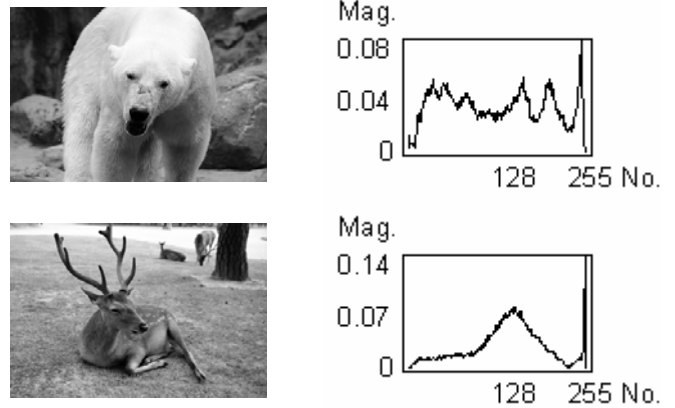


図.1 Sample Images and their Eigen Patterns

3. 固有パターンの一貫性評価

本論文における画像認識とは予め複数の画像から固有パターンを抽出し、データベースを構築しておき、次に入力画像の固有パターンを抽出し、相関係数を計算し、データベースと入力画像それぞれの固有パターン間の一貫性を評価し、入力画像の同定を行う。

3.1. データベース

例として n 個の画像データから固有パターンを抽出しデータベースを構築する。個々の画像データは一意的な固有パターンを持つと仮定する。これらの固有パターンを列ベクトルとして、式(4)の行列が構築される。

$$C = [E_1, E_2, E_3, \dots, E_n] \quad (4)$$

3.2. 相関係数

入力画像データの固有パターンを E_{test} とすると入力画像データとデータベースの相関は式(5)で表すことができる。 k は入力画像データとデータベースとの相関係数である。そして、データベースに対応する全相関係数をベクトル化し解ベクトル X を構成する。解ベクトル X の各要素は式(4)を構成する固有パターンの重みに対応し、解ベクトル X の要素で最大値をもつ要素が残りの要素に対して充分大きい場合、入力画像データとデータベース中の特定の固有パターンが等しいことを意味する。

$$\rho_k = \frac{E_k \cdot E_{test}}{\|E_k\| \|E_{test}\|}, \quad k = 1, 2, 3, \dots, n \quad (5)$$

$$X = [\rho_1, \rho_2, \rho_3, \dots, \rho_n]$$

4. 動画認識

固有パターンと相関係数を用いた静止画像認識手法を動画認識へ一般化する。動画は静止画像を時系列に並べた一連の画像であり、現在一般的に使われているビデオカメラは1秒間に29.97枚のフレーム画像を撮影可能である。これは、動画認識を静止画像認識法で行うには、すべてのフレーム画像による画素値分布から画像の普遍量を抽出する必要があることを意味する^{[3]-[4]}。

すべてのフレーム画像を1画像へ合成し、合成画像から固有パターンを抽出する。

固有パターンは配置、角度、変形などの影響を受けない性質を持つので、対象物が移動や変形をしても認識が可能である。図.2に同一物体で異なる動きをしている動画の固有パターンを示す。固有パターンは位置の変化(動き)に影響されない性質を持つ事がわかる。また、画像を合成することによりノイズを削減することができ、認識率が上がることも確認されている。

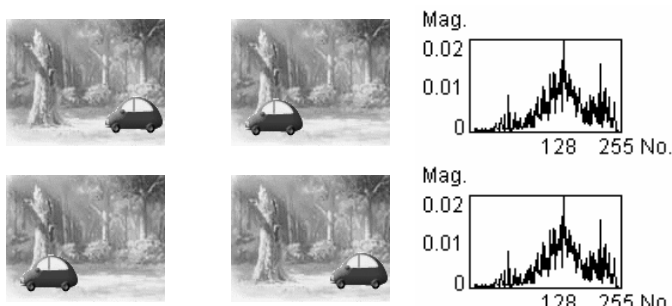


図.2 Sample Dynamic Images and their Eigen Patterns

5. 電流分布推定

本章では、解析対象とする電気回路または生体を想定したコイルモデルより測定された磁界分布から電流分布推定を行う。測定磁界分布から電流分布を推定する場合、磁界は無限遠点まで考える必要があり、解を一意的に決定するための情報は無限個であるから、必然的に与えられる情報は、全情報量よりも圧倒的に少なくなる。したがって、磁界分布から電流分布を推定することは逆問題的手法を伴うことになる。しかし、逆問題の解は何らかの拘束条件を前提としなければ一意的に決まらない。

そこで、本論文では逆問題的手法を伴わない手法として動画認識を利用した電流分布推定を提案する。励磁コイルの表面からソレノイドコイル型サーチコイ

ルを用いて垂直方向磁界に起因する時系列の誘起電圧分布を測定し、時系列誘起電圧分布を動画と見做し、結果として限られた動的磁界分布情報から動画認識法に拠る電流分布推定を行う。

5.1. 磁界分布の固有パターン

図.3に励磁コイルとその垂直成分の磁界分布を示す。励磁コイルには交流電圧をかけているので磁界分布も交流磁界になる。固有パターンの概念を磁界分布へ適用するため、磁界分布を式(2)によって0から255の数値に正規化し式(3)によって固有パターンを抽出する。図.4に磁界分布の固有パターンを示す。

5.2. 磁界分布データベース

動画認識に拠る電流分布推定を行う際のデータベース磁界分布はシミュレーションによって構築する。データベース磁界分布を算出する方法として式(6)に示すビオ・サヴァールの法則を採用する。導体の微小部分 dx に流れる電流 $I[A]$ が動径 $r[m]$ に生ずる磁界は $dH[A/m]$ で表され、全電流によって生ずる磁界は $H[A/m]$ で表される^[5]。

$$dH = \frac{I dx \times \mathbf{r}}{4\pi r^3}, \quad \mathbf{H} = \int_C dH \quad (6)$$

シミュレーション電流分布と、それから生じた磁界分布の一例を図.5に示す。さらに、シミュレーション磁界分布の固有パターンを図.6に示す。

次章で、測定磁界とシミュレーション磁界を動画認識法によって同定し、電流分布を求めた結果を示す。

6. 電流分布推定結果

測定された磁界分布より動画認識法を用いて電流分布推定を行った。図.7に磁界の発生源であるコイル、測定された磁界、動画認識法によって同定されたシミュレーション磁界分布とその発生源であるシミュレーション電流分布、すなわち、推定された電流分布を示す。図.7に示したようにコイルA~Cの電流分布を正確に求めることができた。したがって、動画認識に拠る電流分布推定法が、磁界分布から電流分布を求める逆問題解析の一方法として有効であることが明らかになった。

7. まとめ

本論文では画像の普遍量を光強度成分より抽出する手法を提案し、具体的に画像の固有パターン抽出を行った。入力画像から抽出された固有パターンとデータベースに格納されている固有パターンの一致性評価は相関係数によって行った。また、動画を合成静止画像として扱うことで、静止画像の画像認識手法を動画

像認識法へ一般化した．電磁界系への応用例として，磁界分布より電流分布を推定する逆問題解析手法に動画像認識法を適用し，正確な電流分布を求めることが可能であることを述べた．

その結果，本論文で提案した手法は磁界分布から電流分布を求める逆問題を解く一法として有用であることを明らかにした．

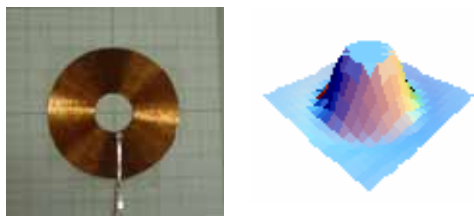


図.3 Sample Coil and Magnetic Field Distribution

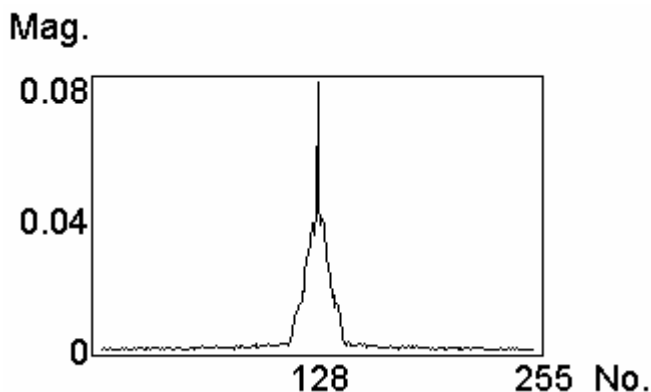


図.4 Eigen Pattern of Magnetic Field Distribution

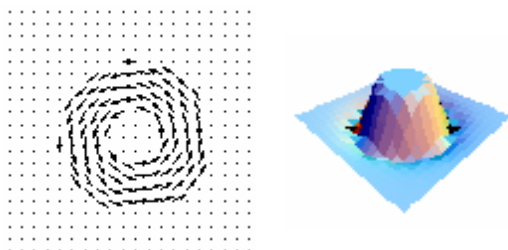


図.5 Simulated Current and Magnetic Field Distributions

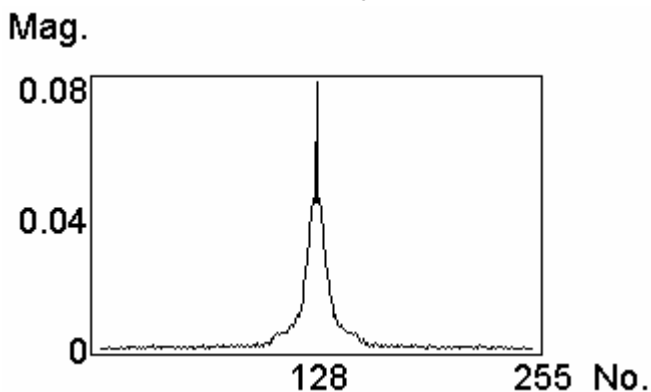


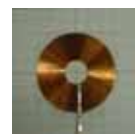
図.6 Eigen Pattern of Simulated Magnetic Field Distribution



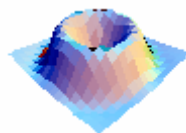
コイル A



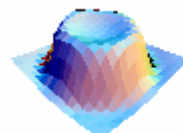
コイル B



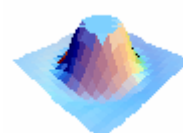
コイル C



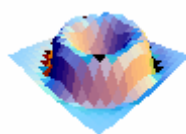
測定磁界分布



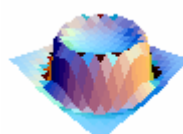
測定磁界分布



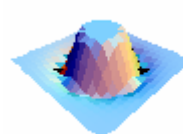
測定磁界分布



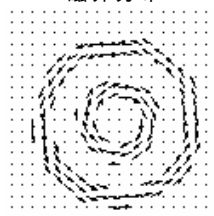
シミュレーション
磁界分布



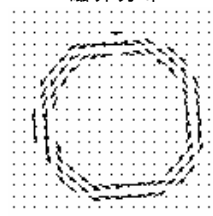
シミュレーション
磁界分布



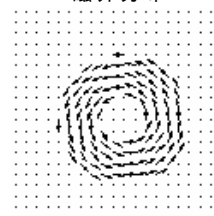
シミュレーション
磁界分布



推定電流分布



推定電流分布



推定電流分布

図.7 Coil shape, Measured magnetic fields and Estimated current distributions

文 献

- [1] 丸山和夫，早野誠治，斎藤兆古，堀井清之，“色情情報を利用した知的動画像認識，”可視化情報学会誌，vol.23, No.1(2003) pp.95-98
- [2] 若林健一，早野誠治，斎藤兆古，國井利泰，“画像の固有パターンと画像認識への応用，”可視化情報学会誌，vol.19(1999)pp.91～94.
- [3] 佐藤隆紀，早野誠治，斎藤兆古，堀井清之，“知的可視化情報処理による動画像認識，”可視化情報学会誌，vol.22, No.1(2002) pp.243-246.
- [4] 佐藤隆紀，早野誠治，斎藤兆古，“動画像認識手法の提案と電子・電磁機器の非破壊検査への応用，”電気学会マグネティクス研究会資料，MAG-01-222(2001).
- [5] 山田直平:電気磁気学，オーム社.