

等価固有値法によるライン信号処理

河村 憲作¹⁾, 早野 誠治²⁾, 齋藤 兆古²⁾ (法政大学大学院)

堀井 清之²⁾ (白百合女子大学)

Time Domain Signals Analysis by Equivalent Characteristic Value

Kensaku KAWAMURA, Seiji HAYANO, Yoshifuru SAITO and Kiyoshi HORII

ABSTRACT

After Newton mechanics had been established, major effort of human innovation had been devoted to amplify the human physical power, such as hand, foot and fighting power by many physical tools and mechanical devices. After widely spreading use of digital computers, most of the human innovative efforts are now devoting to work out the artificial human brain or compensative tool of human brain works.

In the present paper, one of the methodologies to carry out the line signal diagnosis is proposed based on the some assumptions in natural phenomena.

Keywords: Equivalent Characteristic Value, Signal Cognition, Image Cognition

1. 緒 論

映像情報は、医学などで見られるように、極めて具体的な現実の状態把握を可能とする。たとえ言語が異なる民族ですら、映像情報で意志伝達を行えば誤解無く伝わる。このように人間の視覚情報処理は地球上の全人類が共用する強力な知的機能である。

ニュートンは林檎が木から落下する現象を自分の視覚で観察し、最終的に現代力学の最も基礎的な体系であるニュートン力学を集大成した。この意味で視覚情報から物理的現象の因果関係を把握するため、人類の視覚機能では直接観察不可能な現象を可視化する試みがなされている。医学での可視化技術は、X線から始まり核磁気共鳴を利用したMRI画像まで実用化されている。工学・物理学では、電子顕微鏡やX線結晶構造解析法が発明された後、材料中の物理現象に関する因果関係が明らかにされた。

筆者らは、このような過去の経過とインターネットによる時間・空間的相違を克服した映像情報獲得手段の広範な普及を鑑み、可視化情報から特異点や規則性を計算機の強力な反復計算能力を用いて抽出する全く新しい学術分野の開拓を試みている。この学術を我々は「知的可視化情報処理 (Smart Visualized Information Processing, Svip と略記)」と呼び、従来の「可視化情報処理」と区別している。これは、訓練された人間の視覚情報処理能力を前提とする従来の可視化情報処理と異なり、計算機で全ての可視化情報処理、すなわち、特異点抽出や規則性抽出などを行うことを前提とするためである。

筆者らは Svip の 1 例として、Svip のツールとして開

発された ECV (Equivalent Characteristic Value)法や線形システム行列の固有ベクトルを利用した MWT (Modal Wavelets Transform) 解析法をアルコールランプで局所加熱中の赤外線動画画像へ適用し、材料中の熱伝達現象の規則性抽出を試みた。しかしながら、ダイナミックレンジ幅が小さいこと等、測定器の能力限界に起因するノイズの影響から成功には至っていない。さらに ECV 自体にノイズを拡大する演算を前提とするため、ノイズ対策の必要性があることが痛感された¹⁾。

本論文では、双曲線関数の指数値が、初期値問題の固有値に対応することを利用した等価固有値法を、最も簡単な電気回路である R-L 回路へ適用する。その結果、ノイズを含む実験データに対して繰り返し加算平均処理を用いることが非常に有効であることを述べる。また、ノイズ処理した ECV と 3 次元リサージュ法を空き缶識別問題へ適用し、繰り返し加算平均処理を用いた ECV 法の有効性を吟味した。

2. 磁気センサー信号処理

2.1 等価固有値 (Equivalent Characteristic Value)

ECV は系が与える時間領域の応答信号を初期値問題の解と仮定して解析することで系の性質、すなわち、系の固有値情報を求める方法である。ECV は応答信号が双曲線関数の指数部を計算可能な最小離散化点数 3 点毎に計算可能である²⁾。

2.2 シミュレーションによる電気回路の ECV

電気抵抗 R とインダクタンス L が直列に接続された電気回路へ直流電圧 V が印加された場合、出力電流は Fig.1 のように時間変化する。Fig.1 の任意の離散化された時間 $n\Delta t$ における電流は式(1)で表現できるから、

$$i_{n\Delta t} = i_{(n+1)\Delta t} + [i_{(n-1)\Delta t} - i_{(n+1)\Delta t}]e^{-\lambda\Delta t} \quad (1)$$

R-L 直列回路の等価固有値 ECV は式(2)で与えられる .

$$\lambda = -\frac{1}{\Delta t} \ln \left[\frac{i_{n\Delta t} - i_{(n+1)\Delta t}}{i_{(n-1)\Delta t} - i_{(n+1)\Delta t}} \right] \quad (2)$$

Fig.1の波形に式(2)を適用して得られる ECVを Fig.2 に示す . 明らかに , 線形なシステムから得られる ECV は一定値の実数である .

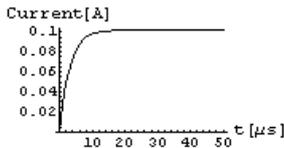
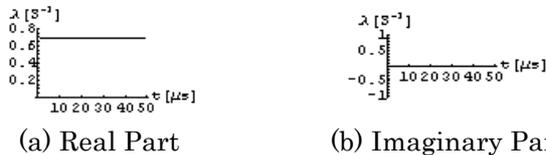


Fig.1 DC transient Current of a R-L Series Circuit



(a) Real Part (b) Imaginary Part
Fig.2 ECV Evaluated from the Current in Fig.1

直流電圧入力に対する応答から , ECV は正確に計算される . しかし , 交流入力に対する応答信号からは , 信号の時間変化率が小さい部分でノイズが生ずる . このノイズを削減するため , ECV を加算平均処理し , ECV 値の実数部は入力に依存せずシステムに固有の値を取り , 虚数部は交流入力の角周波数へ対応する ECV 値へ収束することは既に報告した³⁾ .

2.3 実験による電気回路の ECV

2.2 節のシミュレーションと同様に , R-L 回路を用いた実際のデータを測定する . 150 回巻きの有限長ソレノイドコイル , 400[Hz] の正弦波電圧駆動時に抵抗 R=98.23[Ω] , リアクタンス ωL=2.677[Ω]である回路を供試回路とした . この供試回路のステップ応答の電流波形を Fig.3(a)に示す . 実際の実験データにはサンプリングノイズが含まれており , 2.2 節で用いた単純な加算平均処理を行っても , Fig.4に示すよう ECV 値はノイズに影響される .

2.4 繰り返し加算平均によるノイズ処理

ECV 法は , 双曲線関数の指数部を抽出するため , 特異点を持つ対数 (Log) 演算を用いる . その結果 , 対数演算がノイズを拡大する . このため , 単純な加算平均処理だけではノイズが削減出来ない . このため , 単純加算平均を繰り返し行う , 繰り返し加算平均処理で測定データを平滑化する .

Fig.3(b)は繰り返し加算平均処理を 1000 回行った結果であり , この平滑化された応答電流から計算された ECV 値を Fig.5 に示す . 繰り返し加算平均処理は , 繰り返す回数が増えるほどデータ個数が減る欠点はあるが , Fig.5 からわかるようにノイズが削減され , シミュレーションとほぼ同様の結果が得られることがわかる .

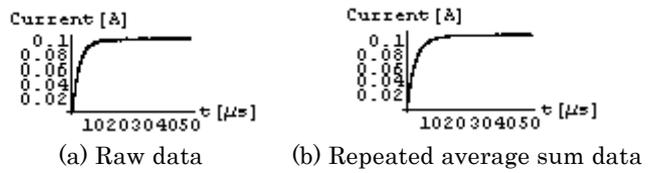


Fig.3 Step Response of a R-L Series Circuit

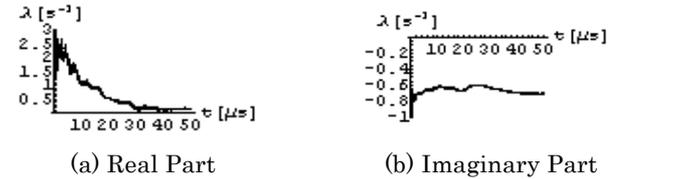


Fig.4 ECV Evaluated from the Current in Fig.3(a)

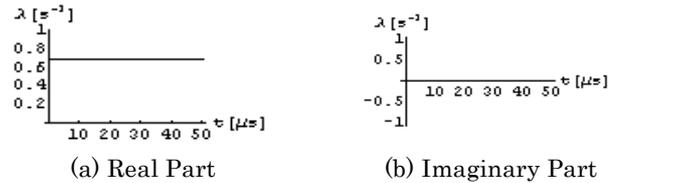


Fig.5 ECV Evaluated from the Current in Fig.3(b)

さらに , 繰り返し加算平均処理を , 周波数・波形・位相変化した実験データに適用した結果 , いずれも解析解の ECV 値とほぼ同様の結果が得られた .

3 . ライン信号識別

3.1 3次元リサージュ図

ライン信号の可視化画像 , 本稿ではこれを固有パターンと呼ぶ . 固有パターンは信号のリサージュ図形である . リサージュ図形とは 2 個の信号を用い , x 軸に一信号 , y 軸に他の信号を入力し , 時間軸をパラメタとして描いた図のことである . 従来の単純なりサージュ図では軌跡の重複情報が削除される . このため , 軌跡の重複度をヒストグラムの加算し重複情報を高次情報として維持する 3 次元リサージュ図を考える . Fig.6 は位相差や周波数の相違を表す 3 次元リサージュを示す .

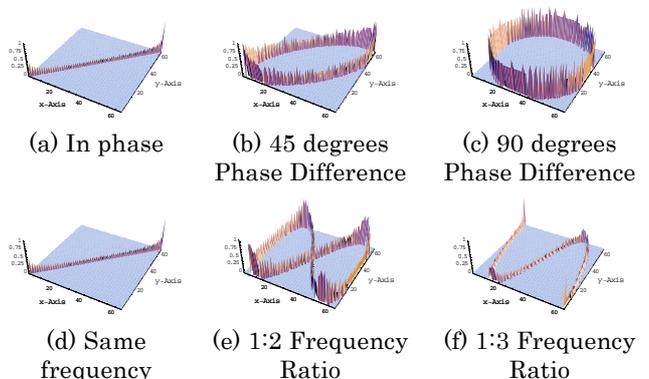


Fig.6 Various 3Dimension Lissajous

Fig.6 から , 3 次元リサージュ図は振幅 , 位相 , 周波数 , そして時間情報などを巧みに表現する画像化方法であることが分かる^{4) 5)} .

3.2 等価固有値法を用いた固有パターン

等価固有値法を用いた固有パターンは ECV 値の実数部と虚数部を用いた 3 次元リサージュ図形である²⁾。

3.3 最小二乗法

画像データは 2 次元スクリーン上のピクセルに格納されている。すなわち、2 次元画像データは以下のようにあらわすことができる。

$$G = g(i, j) \quad i=1,2,3,\dots,l \quad , j=1,2,3,\dots,l \quad (3)$$

画像認識のシステム方程式の入力ベクトル Y は、画像データ G の要素を 1 次元ベクトルへ並べ替えて得られる。

$$Y = [g(1,1), \dots, g(1,l), g(2,1), g(2,2), \dots, g(l,l)] \quad (4)$$

画像認識のシステム方程式の係数行列を構成する列ベクトルは、予め用意された n 個のデータベース画像から入力ベクトル Y と同様に、それぞれの画像データをベクトルデータへと変換し、

$$C_1 = [g(1,1), g(1,2), \dots, g(1,l), g(2,1), g(2,2), \dots, g(2,l), g(3,1), \dots, g(l,l)]$$

$$C_2 = [g(1,1), g(1,2), \dots, g(1,l), g(2,1), g(2,2), \dots, g(2,l), g(3,1), \dots, g(l,l)] \quad (5)$$

⋮

$C_n = [g(1,1), g(1,2), \dots, g(1,l), g(2,1), g(2,2), \dots, g(2,l), g(3,1), \dots, g(l,l)]$
得られた n 個の画像データベクトル $c_i, i=1,2,\dots,n$ を使って、 n 行 m 列のシステム行列 C を構成する。

$$C = [c_1, c_2, \dots, c_n] \quad (6)$$

任意の画像データを 1 次元配列へ並べ替えて得られる入力ベクトルが Y であるから、システム方程式は(7)式で与えられる。

$$Y = CX \quad (7)$$

(7)式で解ベクトル X の要素を

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \quad (8)$$

とすれば、最大値を取る要素が識別された画像データとなる。

(6)式の画像データベクトルのそれぞれに対応する原画像データベクトルを、 V_1, V_2, \dots, V_n とすれば、(8)式の解ベクトル X から生成される画像データ G は(9)式で与えられる。

$$G = \sum_{i=1}^n X_i V_i \quad (9)$$

次に解ベクトル X を求める方法について述べる。一般に、(7)式の線形システム方程式のシステム行列 C が正方行列の場合 C の逆行列を求めることで解ベクトル X を求めることができる。しかし、(7)式のシステム行列 C は長方形行列であるから不適切なシステム方程式となる。この不適切な線形システム方程式の解を導くため、最小二乗法を用いて近似解を導く。

(7)式のシステム方程式は n 個の未知数に対し、 m 個の式数であり、 $m > n$ とすれば、全ての式を同時に満足する

解は特別な場合を除いて存在しない。このため、誤差ベクトルのノルム

$$\varepsilon = |Y - CX| \quad (10)$$

を最小にする解ベクトル、すなわち、最小二乗法による解ベクトルを用いて(7)式の近似解(11)式を得る。

$$X = (C^T C)^{-1} C^T Y \quad (11)$$

4 . 磁気センサー信号識別への応用

4.1 サンプル

Fig.7 に示す空き缶の識別を行なう。ECV と積分型、それぞれの 3 次元リサージュ図を用いて缶の識別を行う。サンプルはアルミ缶 (Sample1 ~ 4) とスチール缶 (Sample5 ~ 9) である。



Sample 7 (Steel) Sample 8 (Steel) Sample 9 (Steel)
Fig.7 Tested Sample Cans

4.2 試作磁気センサー

缶の識別データを得るため、Fig.8 に示す磁気センサーを試作した。試作磁気センサーは励磁コイルと差動センサコイルからなり、励磁コイルは直径 9[cm] で 0.5[mm] のホルマル線 200 回巻きの有限長ソレノイドであり、両端の差動コイルは同一仕様であり、それぞれ直径 8[cm] で 0.5[mm] のホルマル線 200 回巻きの有限長ソレノイドである。この磁気センサーの励磁コイルへ周波数 400[Hz] の正弦波電圧を印加し、差動コイルの一方に Fig.7 に示す缶を挿入した場合に得られる差動コイルの出力信号を缶の識別データとして得る。この識別データ信号から Fig.7 に示されている個々の缶を識別する。

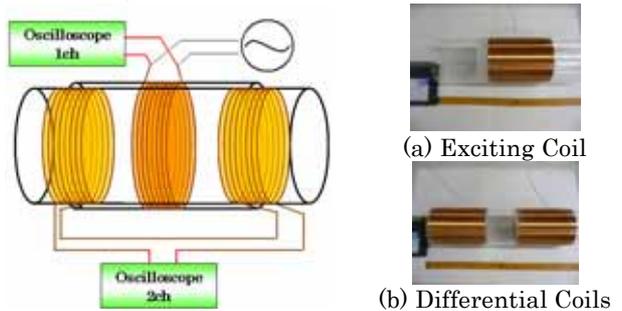


Fig.8 Tested Differential Coil Type Magnetic Sensor

4.2 . 識別結果

4.3.1 等価固有値法を用いた固有パターン

Fig.8 に示す磁気センサーの出力信号に繰り返し加算平均処理を施し,3.2 節で述べた手法で作成したリサージュ図を Fig.9 に示す.結果として, Fig.9 の固有パターンは再現性に乏しく,最小二乗法による解ベクトルでは缶の識別は殆ど不可能であった.これは ECV の虚部の値が小さいため正確な固有パターンが生成出来なかったことに起因する.

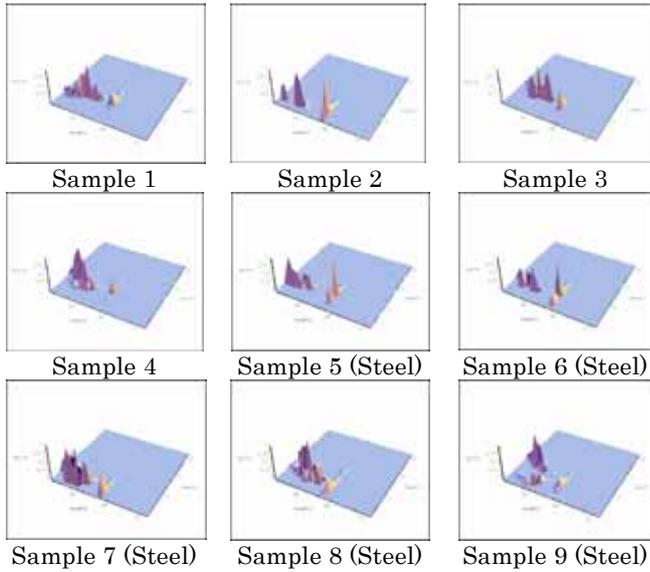


Fig.9 Eigen patterns of ECV

4.3.2 3次元リサージュ法

Fig.10 は励磁コイルの入力信号と差動コイルの出力信号を用いた3次元リサージュ図である.Fig.10 は, Fig.9 の ECV 法の固有パターンと異なり,アルミ缶とスチール缶の違いが位相差として表現している.このため, Fig.10 の3次元リサージュ図から個々の缶の相違が観察できる.

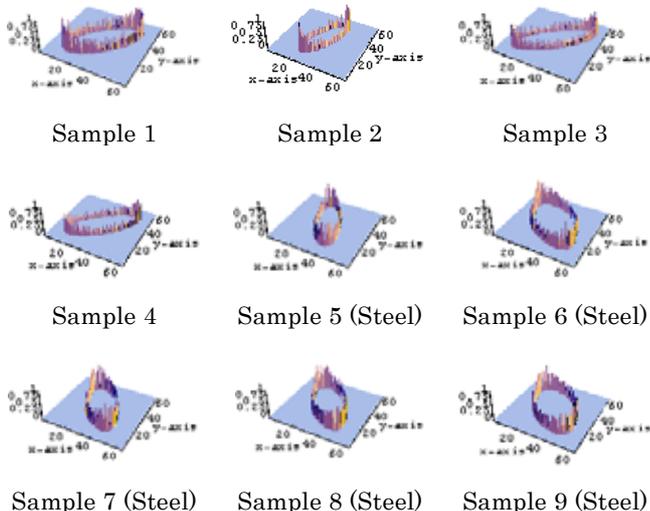


Fig.10 3Dimension Lissajous

Fig.10 の3次元リサージュ図を用いて3.3節で述べた最小二乗法で缶の認識を行なう.解ベクトル X の要素を Fig.11 に示す.各解ベクトル中の最大値をとる要素番号がデータベース中の認識された画像である.Fig.11の結果から,3次元リサージュ法は,振幅,位相,周波数,そして時間情報などを的確に可視化する方法であり,すべての缶が磁気センサー信号から識別できることが分かる.

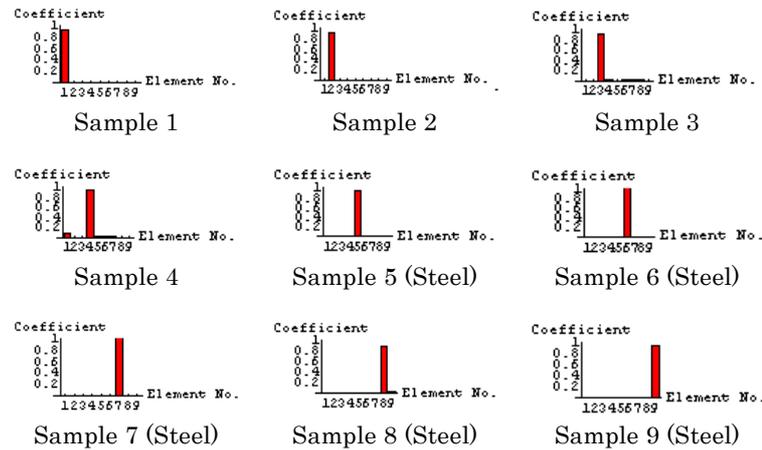


Fig.11 Elements of Solution Vector X

6.まとめ

本稿は Svip のツールとして開発された ECV (Equivalent Characteristic Value)法がノイズを拡大する欠点を克服するため,実験データへ繰り返し加算平均処理を適用し,ノイズの影響を減らすことが可能であることを述べた.ECV の応用例として,ECV から得られた実部と虚部を用いた固有パターンを作成し,ライン信号識別を試みた.しかしながら,センサーから得られた信号の ECV 値の虚部の値が極めて小さく正確な固有パターンが得られず,ライン信号識別は不可能であった.

繰り返し加算平均処理は,ノイズ削減に有効である反面,高周波情報の削減や最適加算平均回数等の問題があり,フーリエ解析やウェーブレット解析を用いたノイズ処理を試みる必要性が示唆された.他方,ライン信号の可視化法として提案した3次元リサージュ法は信号識別問題に対して極めて有効な手段であることが判明した.

参考文献

- 1) 河村憲作,早野誠治,斎藤兆古:「赤外線画像から熱伝導率の推定」,可視化情報学会誌,pp-219-222 (2004)
- 2) 茂田幸康,早野誠治,斎藤兆古:「磁気センサー信号処理-概念と一例-」,電気学会マグネティックス研究会資料, MAG-00-116 (2000).
- 3) 茂田幸康,早野誠治,斎藤兆古:「等価固有値法による磁気センサー信号処理」,2002 年度法政大学大学院工学研究科電気工学専攻修士論文 (2003).
- 4) 木村祐二,早野誠治,斎藤兆古:「ライン信号の可視化と信号認識」,可視化情報学会誌,pp-235-238 (2004)
- 5) 妹尾 勇,「信号認識と磁気センサー」,2001 年度法政大学大学院工学研究科電気工学専攻修士論文 (2001).