

ライン信号の可視化画像による信号認識

木村 祐二 早野 誠治 齋藤 兆古
法政大学大学院工学研究科

オシロスコープ等で観測されるライン信号は、その解析には熟練技術を要する。筆者らはライン信号を可視化画像へ変換する方法である3次元リサーチ法を提案し、可視化画像診断技術の代表である画像認識手法を適用することでライン信号診断に必要とされる技術的習熟度削減を意図した研究を進めている。3次元リサーチ法問題は単一の信号から可視化画像を生成するため、信号を感知するセンサに対する依存度が高いことである。本論文ではこの問題点を解決する一方法として、比較的単純なセンサを複数個用いることでセンサにロバスト性を与えたマルチセンサ型3次元リサーチ法を提案する。この方法で可視化した測定ライン信号に対して画像認識手法を適用し、認識精度に関する従来法との比較より有効性を検証する。

1. 緒論

オシロスコープ上で観測される時間領域信号は、波形、周波数、振幅等を吟味することで多くの知見が得られる。しかしながら、オリジナル信号を直接観察し、信号全体が持つ統合化情報の抽出は、観察者の信号解析技術の習熟と経験に大きく依存する。医用に用いられる心電図や脳波の波形分析、非破壊検査に用いられる超音波信号の分析などがその典型的な例であろう。

オシロスコープで観測される時間領域信号から情報を機械的に分析する手段として周波数スペクトラムアナライザ(FFT)などが使われているが、結果として、信号の周波数成分の分析のみに留まる。このように信号波形を解析する専用機器を用いた場合、信号中の特定情報を抽出可能とするが、信号全体が持つ統合化された情報が失われる。

以上の様な現状に鑑み、筆者らは訓練された人間の視覚情報処理能力を有する人工眼球(Artificial Human Eye, AHE)開発を進めてきた。AHEは、人間が視覚情報処理訓練を行う代わりに、データベースを前提とする画像認識を根幹技術とする。AHEはCCD画像を用いた2次元静止画像や動的画像を前提に開発されている。このため、AHE技術を単純にオシロスコープに表示される時間領域信号へ適用すると、オシロスコープの画面全体で、信号が占める割合は極めて少ないから、信号を何らかの2次元平面上の可視化画像へ変換する必要があり、筆者らは時間領域信号を可視化画像へ変換する方法として3次元リサーチ法を提案し、その有効性を報告した¹⁾。

本論文は時間領域信号認識の第2段階として、落下する金属ターゲットの生ずる信号から個々の金属ターゲットの識別を試みる。

金属ターゲットとして缶の識別を考えた場合、ターゲット缶を落下させて認識をした方が効率もよく現実的である。採用したセンサは差動コイルを複数個設けた多段型磁気センサである。多段型磁気センサの採用は缶識別精度向上を目的とした。固有パターンは3次元リサーチ法を採用した。3次元リサーチ法は通常のリサーチ法に時間軸の重複情報を高さを持たせたものである。識別方法は最小二乗法を用いて行った。

その結果、磁気センサを用いた自動金属缶識別装置開発の見通しが着いたので、ここに報告する。

2. 供試実験装置

本研究で試作した磁気センサは Fig.1 に示すように励磁コイル上に4個の差動コイル設けた多段型である。

本実験では供試金属缶を落下させて識別する。供試金属缶の落下に拠る個々の差動コイルセンサ出力信号は再現性が低い。このため1個の差動コイルセンサだけでなく4個の差動コイルセンサの信号を評価して識別を行う。

Table1 は供試センサの仕様を示す。

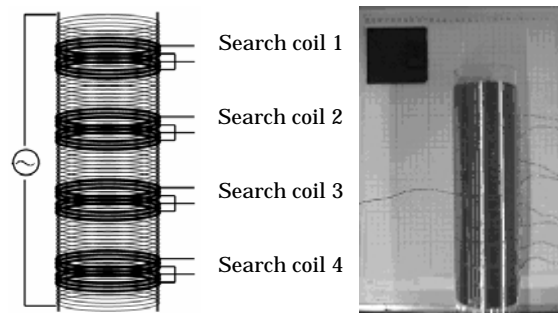


Fig.1 Schematic Diagram of the Tested Apparatus

Table 1 Specification of the Tested Sensor

	Exciting coil	Single Search coil
Number of Turns	400	40

3. 基礎理論

3.1 リサーチ図形

リサーチ図形は時間軸を共通とする2信号間の関係を表す。すなわち、2信号で、オシロスコープのx軸に1信号、y軸に第2の信号を入力して描かれる画像をリサーチ図形と呼ぶ。換言すれば、リサーチ図形は時間が共通パラメータとなる時間領域信号の性質を利用して描かれる画像である。拠って、リサーチ図形へ画像認識法を適用することは、振幅、位相、周波数等の情報を同時に勘案して信号情報を評価することに他ならない。

3.2 3次元リサージュ図

従来のリサージュ図は時間軸上の重複する情報を削除する。リサージュ図で、時間軸上の重複情報を高さ方向にヒストグラムとして残す3次元のリサージュ図を考える。3次元リサージュ図の例を Fig.2 に示す。

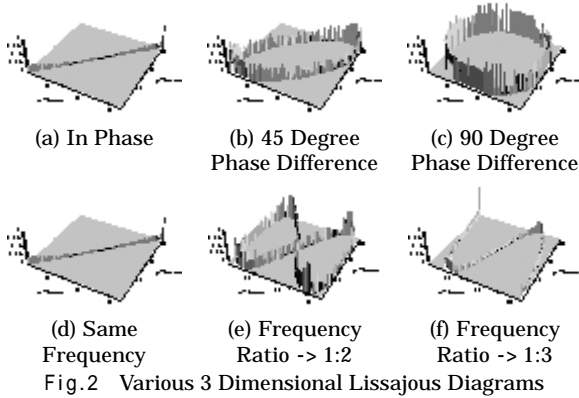


Fig.2 から、3次元リサージュ図は振幅、位相、周波数、そして時間情報を可視化した画像であることが判る。

3.3 最小二乗法

画像データの構成を考えると、画像データは2次元配列に格納されたピクセル値の集合により構成される。よって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。

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

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次元配列へ並べ替えて得られる。

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

あらかじめ用意された n 個のデータベース画像を、入力ベクトルと同様に、それぞれベクトル形へ変換する。

$$\begin{aligned} C_1 &= [g_1(1,1), \dots, g_1(1,l), g_1(2,1), g_1(2,2), \dots, g_1(l,l)]^T \\ C_2 &= [g_2(1,1), \dots, g_2(1,l), g_2(2,1), g_2(2,2), \dots, g_2(l,l)]^T \\ &\vdots \end{aligned} \quad (3)$$

$$C_n = [g_n(1,1), \dots, g_n(1,l), g_n(2,1), g_n(2,2), \dots, g_n(l,l)]^T$$

このようにして得られる n 個の画像データベクトル $C_i, i=1,2,\dots,n$ を使って、式(4)の m 行 n 列の長方システム行列 C を構成する。

$$C = [c_1, c_2, \dots, c_n] \quad (4)$$

いま、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を Y とすれば、システム方程式は式(5)で与えられる。

$$Y = CX \quad (5)$$

式(5)で解ベクトル X の要素を

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n]^T \quad (6)$$

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。式(4)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、式(6)の解ベクトル X から生成される画像データ G は式(7)で与えられる。

$$G = \sum_{i=1}^n X_i V_i \quad (7)$$

式(5)の線形システム方程式において式(4)のシステム行列 C が正方行列である場合、システム行列 C の逆行列を求めることにより、解ベクトル X が得られる。しかしながら、ここで得られるシステム行列 C は長方形であり、式(4)の線形システム方程式は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近似解を最小二乗法で導く。式(8)の誤差ノルムを最小化する近似解ベクトルを式(9)で計算する。

すなわち、式(5)のシステム方程式は n 個の未知数に対し、m 個の式の数であり、 $m > n$ 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

$$\varepsilon = \|Y - CX\| \quad (8)$$

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は式(9)によって式(5)の近似解を与える。

$$X = (C^T C)^{-1} C^T Y \quad (9)$$

4. 初期実験

4.1 識別結果 1 (静的状態)

2章で述べた様にターゲットを落下させる動的状態での識別を行う前に、静的状態で識別を行った。ここでの静的状態とは、ターゲットが落下する軌跡上で静止させて信号測定する方式を言う。静止させた位置は等間隔で 13 箇所である。この 13 箇所での測定は落下させたときの信号を 13 箇所ですamplingしたものに対応する。

落下する動的状態と静的状態での測定の本質的相違は、落下に伴う信号の再現性や、速度や加速度による信号の変化パラメータを動的状態から取り去る点にある。Fig.3 に実験で使用したターゲットを示す。

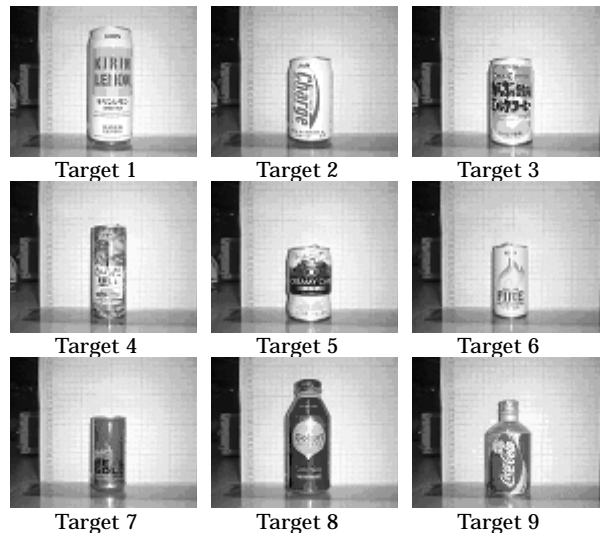


Fig.3 Tested Target cans and Bottles

静的状態で得られる 4 信号を組み合わせる 6 個の 3次元リサージュを作成した Fig.4 は得られた 3次元リサージュ図の例を示す。

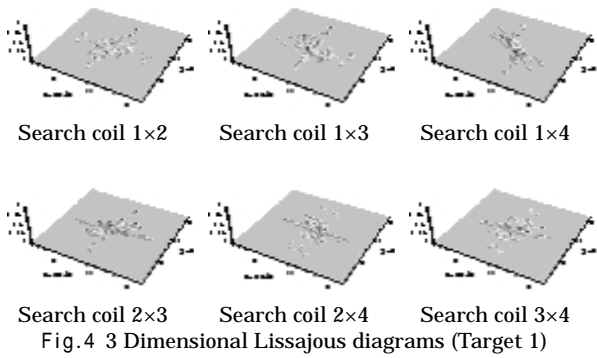


Fig. 4 3 Dimensional Lissajous diagrams (Target 1)

1 個のターゲットに対し、それぞれの 6 個の 3 次元リサーチを合成してデータベースベクトルを生成する。入力ベクトルは別途測定して生成した。

Fig. 5 に近似解ベクトルの例を示す。

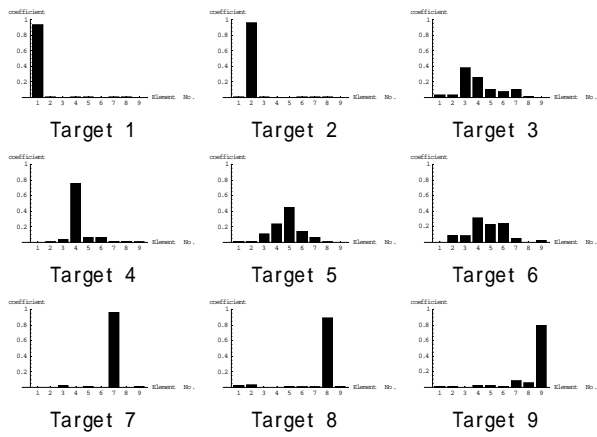


Fig. 5 Solution Vectors in Quasi-Static System

4. 2 識別結果 2 (動的状態)

静的状態での認識はほぼ妥当な解となった。次に実際にターゲットを落下させ、動的状態についても同様に缶やボトルの識別を行った。Fig. 6 は動的状態の 3 次元リサーチの例を示す。

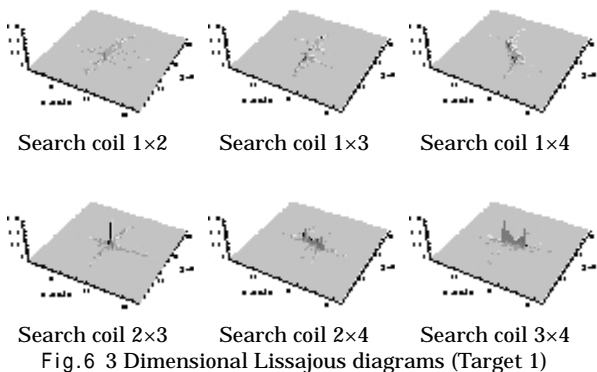


Fig. 6 3 Dimensional Lissajous diagrams (Target 1)

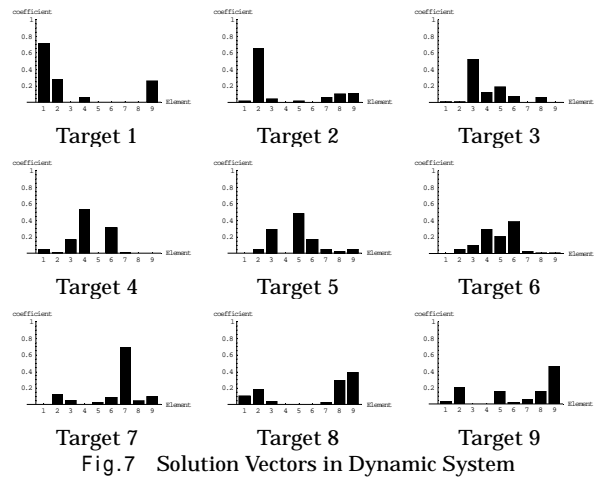


Fig. 7 Solution Vectors in Dynamic System

Fig. 7 は近似解ベクトルの例を示す。静的・動的状態、何れも、信頼性を確認するため、実験を 10 回行った。それぞれの識別結果を Table 2 に示す。

Table 2 Results of Initial Experiment		
	Static	Dynamic
Cognition Rate	98%	80%

Table 2 から、動的状態では静的状態に比較して識別率が悪いことが判る。これは、落下する動的状態ではターゲットの動きが常に異なるためである。

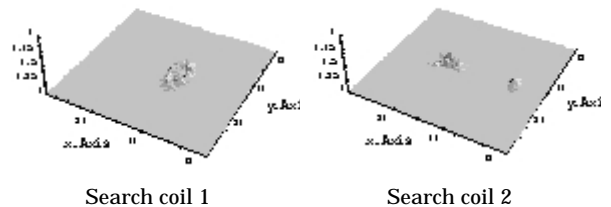
4. 3 多段従来型識別

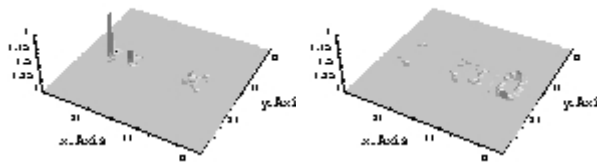
4.2 節までは、4 個のセンサー出力を組み合わせる可視化画像データを生成した。本節では、4 個のセンサー出力を独立に用いて、3 次元リサーチを生成し、金属缶ターゲットの識別を行う。

従来、1 個のセンサー出力から x,y 軸へそれぞれセンサー信号とセンサー信号の時間積分値を入力し、3 次元リサーチを作成した。この単段型磁気センサーで静的条件であるが、80%以上の識別率に成功している¹⁾。

本稿では、この従来型 3 次元リサーチ法を 4 段の多段型とし、単段型が静止画像認識へ対応するのに対し、多段型が動画認識へ対応する方法とした²⁾。

Fig. 8 に 3 次元リサーチ図の例を示す。





Search coil 3 Search coil 4
Fig.8 3 Dimensional Lissajous diagrams (Target 1)

Fig.9は解ベクトルの例を示す.信頼性を確認するため, 実験を10回行った.それぞれの識別結果は,動的状態に対して90%以上の識別結果を得た.

誤識別をした結果は,同等な形状と同一素材間の誤識別であるので,事実上100%に近い識別率といえる.

以上の結果から,単体のセンサーコイル信号で独立した3次元リサージュを作成した方が正しい識別結果を与えることが判明した.これは,1)センサー出力信号間で作成する3次元リサージュは,センサー間の磁氣的結合が強調され,ターゲット缶の情報が反映されない,2)同一信号の時間積分は,ターゲット缶の落下に伴うターゲットの異なる動きの変化(高周波成分)が積分演算で削減されることに起因する,と考えられる.

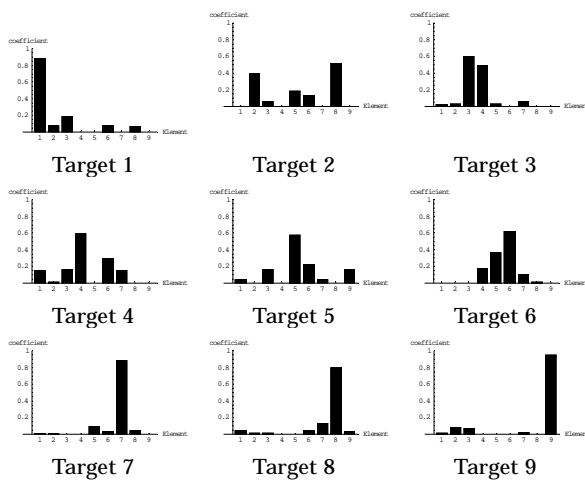


Fig.9 Solution Vectors in Dynamic System

5. まとめ

本論文は時間領域信号認識の第2段階として,落下する金属ターゲットの生ずる信号から個々の金属ターゲットの識別を試みる.金属ターゲットとして缶の識別を考えた場合,ターゲット缶を落下させて認識をした方が効率もよく現実的であることを助案して,複数個設けた多段型磁気センサーを構築した.

3次元リサージュを生成する方法を,1)センサー出力信号間で作成する3次元リサージュ法,2)同一信号の時間積分を用いた3次元リサージュ法を検討した.その結果,多段磁気センサー出力を独立に用いた,従来型の拡張法が高い識別精度を有することが明らかになった.

以上のことから,磁気センサーを用いた自動金属缶識別装置開発の見通しが着いた.

参考文献

- [1]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修士論文.
- [2]佐藤隆紀,早野誠治,齋藤兆古,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.

キーワード.

マルチセンサ型 3 次元リサージュ法、信号認識、画像認識

Summary.

Visualization of Time Domain Signals and Signal Cognition

Kimura Yuji Seiji Hayano Yoshifuru Saito
Graduate School of Engineering, Hosei University

Previously, we have proposed a full automatic metallic cans classification device along with the magnetic sensor signal visualization.

In this paper, we have carried out more practical experiments along with this device. In order to work out a practically usable full automatic metallic cans classification device, it should be considered that the target cans should be processed with more degree of input freedom, i. e. , free falling cans should be cognized and classified in the device. To overcome this difficulty, we have exploited a multi-stage magnetic sensor system and carried out a sequential systematic experimental works.

As a result, it is revealed that simple extension from the previous system to the multi-sensor system could be cognized and classified the tested target cans in a most high accuracy. Thus, we have succeeded in developing the second stage of the full automatic metallic cans classification device.

Keywords.

Multi-sensor type 3 dimensional Lissajous, Signal cognition, Signal visualization