

音響データを用いた機器の異常診断

2E-3

熊谷 紀子¹ 西谷 卓史¹ 町田 直義²

1) (株)日立製作所 システム開発研究所 2) 日立電子サービス(株)

1. はじめに

機器の異常診断において機器が発する音響を用いる方法は、その取得が非接触であり、かつ比較的容易であるという利点をもつ。現在、周期音のような定常的な音に対しては、周波数解析を行う等の方法があり、回転機器の異常検出に適用されている。しかし、音のエネルギーが時間とともに変化する非定常音の診断には不適であるという欠点がある。

本稿では、機器が発する非定常的な音を用い異常診断を行う手法を提案する。さらに、本手法をATM(現金自動預入払出装置)の異常診断に適用した実例を示し、その有効性を述べる。

2. 異常診断方法

2.1 概要

診断方式の処理過程を図1に示す。機器が発生する音響のある特定周波数成分のみを採取し、時系列的な変化を示す音響データを得る。音響データ波形を折れ線で近似し、あらかじめ記憶してある正常時のデータ近似波形と照合、比較することにより異常の診断を行う。以下に、処理手順を述べる。

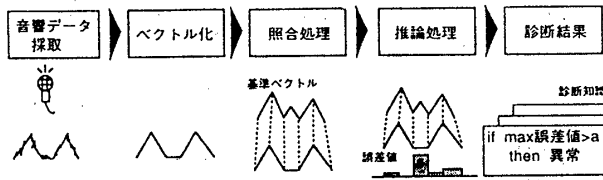


図1 診断方式の処理過程

2.2 前処理

機器から発せられた音響をマイクロホンより採取する。この時、最も異常の表れやすい特定周波数成分をFFT解析、又はバンドパスフィルターを介し、一定のサンプリング周期で取り込む。得られたデータをデシベル値変換し、さらに平均化する。

2.3 音響データの特徴抽出

採取した時系列データに、多項式展開フィルタを用いた積和演算を施すことにより、特徴を抽出する。

2.3.1 多項式展開による特徴抽出

時系列データの展開方法として、エルミートの多項式 $H_m(x)$ による正規直交関数

$$W_m(x) = \frac{1}{A_m} H_m(x) \{E(x)\}^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

を用いる。ここに、 A_m は正規化定数であり、 $E(x)$ はガウスの誤差関数である。時系列データ $f(t)$ も、時刻 t を中心として

$$h(t+x) = f(t+x) \{E(x)\}^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

として展開する。式(2)に対し、式(1)の直交多項式を用いた展開を行うと、時系列データ $f(t)$ は

$$f(t+x) = \sum_{m=0}^{\infty} a_m(t) \frac{H_m(x)}{A_m} \quad (3)$$

と展開される。ここに、 $a_m(t) (m=0, 1, \dots, \infty)$ は

$$a_m(t) = \int_{x=-a}^a f(t+x) \frac{H_m(x)}{\sqrt{A_m}} E(x) \quad (4)$$

より求まる展開係数である。式(4)から多項式展開の係数は

$$W_m(x) = \frac{H_m(x)}{\sqrt{A_m}} E(x) \quad (5)$$

で表される関数と、時系列データの積和演算で求まることになる。以下 $W_m(x)$ を特徴抽出フィルタと呼ぶことにする。

Diagnosis Method for Automatic Teller Machine by Acoustic Data Noriko Kumagai¹, Takushi Nishiyama¹, Naoyoshi Machida²

1)Hitachi, Ltd. 2)Hitachi electronics Services Corporation, Ltd.

なお、時刻 $t = t_0$ における時系列データの復元値 $f(t_0)$ は

$$f(t_0) = \sum_{m=0}^{\infty} a_m(t_0) \frac{H_m(0)}{\sqrt{A_m}} = \sum_{m=0}^{\infty} a_m(t_0) W_m(0) \quad (6)$$

と、求められる。

2.3.2 特徴点の抽出方法

式(4)による展開係数の2次の項 $a_2(t_0)$ は、時刻 $t = t_0$ 近傍における時系列データの凹凸の状態を表している。従って時系列データ $f(t)$ に対して、2次の多項式の展開係数 $a_2(t)$ を求め正又は負の値をもつ区間の重心を求めることにより、特徴点の時刻 t_j を得ることができる。式(6)により、時刻 t_j における時系列データの復元値を求め、特徴点 $(t_j, f(t_j))$ を算出する。この特徴点を結ぶことで時系列データ $f(t)$ は

$$(t_j, d_j) = (t_{j+1} - t_j, f(t_{j+1}) - f(t_j))$$

を要素とするベクトル系列に変換できる。図2にデシベル値変換をした時系列データを、図3に多項式展開係数 $a_2(t)$ を、図4に図2の時系列データをベクトル系列に変換した例を示す。

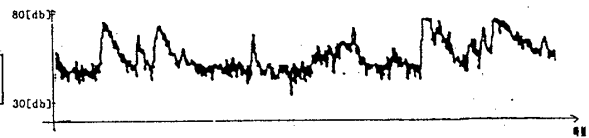


図2 デシベル値に変換した音響データ

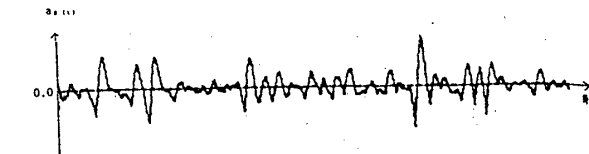


図3 多項式展開係数 $a_2(t)$



図4 ベクトル系列に変換した音響データ

2.4 基準ベクトルとの特徴照合

機器の正常稼働時の音響より、あらかじめベクトル系列を生成し、記憶しておく。このベクトル系列を基準ベクトルとする。また、診断対象となる時系列データのベクトル系列を、計測ベクトル系列とする。基準ベクトルと計測ベクトル系列を、DP(動的計画法)マッチングを用いて照合する。図5に、照合時における探索経路を示す。

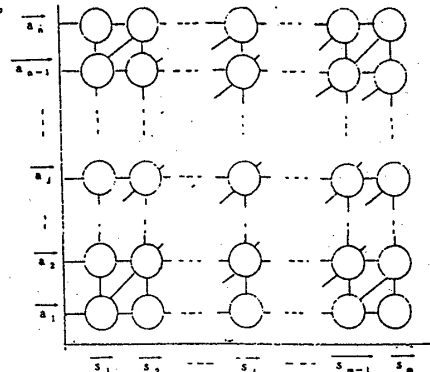


図5 DPマッチングにおける探索経路

横軸が基準ベクトル $s_i (i=1, 2, \dots, m)$ 、縦軸が計測ベクトル系列 $a_j (j=1, 2, \dots, n)$ であり、各ノード \circ は s_i と a_j の対応を表す。各ノードにおいて、図6のような対応を避け、かつ最も誤差の小さい対応をとるルートを、図7に示すルートより選択する。ここで誤差とは、両ベクトル系列の一部が図8のような照合関係の時、式(7)によって算出される。

$$E = \left(\sum_{j=1}^3 |a_j| \right)^2 - 2 \sum_{j=1}^3 (a_j \cdot s_1) + |s_1|^2 \quad (7)$$

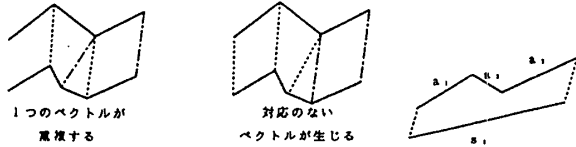


図6 DPマッチングにおいて取り得ないベクトル対応 図8 両ベクトル系列の照合例

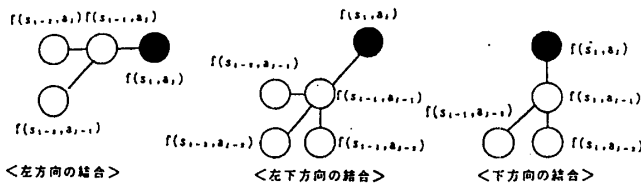


図7 DPマッチングにおけるノードの探索方向

各ノードにおいてルートの探索は、図7に示す各方向との結合において式(8)の計算を行う。

$$\begin{aligned} g_0(i, j) &= d(i-1, j) + g_x(i-1, j) \\ g_1(i, j) &= d(i-1, j-1) + g_x(i-1, j-1) \\ g_2(i, j) &= d(i, j-1) + g_x(i, j-1) \end{aligned} \quad (8)$$

ここにおいて、

- $g_x(i, j)$: r (0:左 1:左下 2:下)方向からのノード (i, j) に至る最適ルートの誤差
- k : ノードにおいて誤差最小とする方向の番号
- $d(i-1, j-1)$: ノード $(i-1, j-1)$ からノード (i, j) に至るルートにおける誤差

とする。式(8)を用いたルートの探索をノード (m, n) までを行い $g_x(m, j) (k=0, 1, 2) (j=1, \dots, n)$ において、誤差最小であるルートが両ベクトル系列の対応を表す。

さらに、対応したベクトルごとの誤差を算出することで、両ベクトル系列の形状の相違を伺うことができる。診断は、この対応したベクトルごとの誤差を用いて行う。

3. 実データによる結果及び評価

以上の手法を、銀行の窓口にあるATMの異常診断に適用した事例を示す。ATMの発する音響を用い、ATMのメカ部の状態診断に利用した。

ATMの発する音響は、紙幣を決められたシーケンスに基づいて処理しているため、間欠音となる。この間欠音を、特定の周波数のみを通過させるフィルタを介し、その出力信号を二乗検波する。これにより得られた信号をサンプリングすることにより、時系列データを得る。図9に、この手法にて採取したATM動作音の時系列データの1部を示す。データ上Aで示すような山として表れる部分が、メカが動作して音のエネルギーを発している部分を意味する。この山の形を診断することによって、メカの状態を診断する。

ATMの動作音を上記の方法で採取し、メカを診断する場合正常なATMでも山の形や幅が変化する。これは丁度、音声認識で問題となる発音速度の変化に相当する。このようなデータを診断するのに、前節で述べた手法が有効となる。

図10は、異常事例に本手法を適用して診断したものである。異常としては、お客様が紙幣を投入した場合、この紙幣を押し込むための押し板がガイドに接触していた異常である。図の上段は、ATMの動作音の時系列データとして採取した正常データと異常データを示す。○印の部分が異常の兆候を示している部分である。図の下段は、このデータを本手法を用いて診断した結果を示す。上部がデータ間のベクトル対応を示したもので下部が対応するベクトル間の誤差値を棒グラフで示したものである。診断結果から

上段で示した○印の部分の誤差値が基準値を越えており、異常を認識できる。○印の前の山の形にも変化がみられるが、これは正常品のバラツキに相当するもので、誤差値がベクトルの角度に敏感に反応するため、診断結果の誤差グラフは低い値を示している。

図11は、正常事例に本手法を適用したものである。異常事例のような飛び抜けた値は存在しない。よって、ある基準値を設定することで異常の認識が行得るといえる。

現在、上記診断機能を内蔵した小型の診断装置を開発中である。

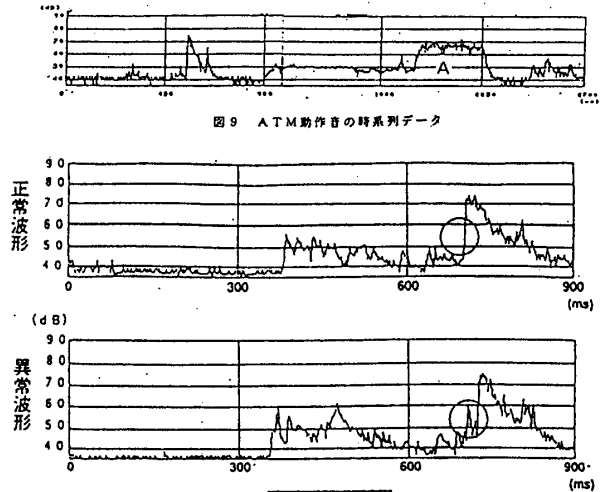


図9 ATM動作音の時系列データ

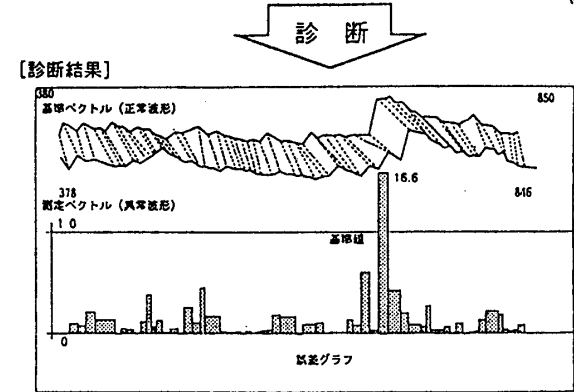


図10 異常データでのATM診断事例

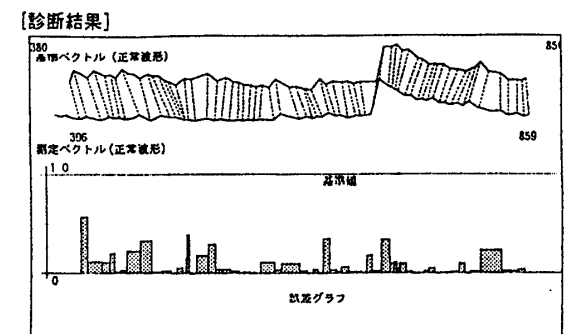


図11 正常データでのATM診断事例

4. おわりに

機器の発する非定常音を用いて、機器の異常診断を行う手法について述べ、ATMのメカ部の診断に適用した事例とその有効性を示した。

以後、異常時の波形の崩れを見極めることで、異常事例の特定まで認識可能となるよう検討を進めている。

参考文献

- 1) 寺澤：数学概論：岩波(1954)
- 2) 特集 最近の情報システム技術と一般産業分野への応用：日立評論、Vol. 73, No8(1991-8)
- 3) 大田、山田：動的計画法によるパターンマッチング：情報処理論文集、Vol. 30, No9, (1989)