異常音による機械の診断

——軸受の呼び番号の同定と故障の診断——†

渡 辺 嘉二郎*・豊 田 成 人*

Diagnosis of Machine from Abnormal Sound

——Identification of Standard Numbers of Bearings and Diagnosis of the Failure Modes——

Kajiyo WATANABE* and Naruhito TOYODA*

Bearings are the components of rotary machinery, which are easiest to fall into faults. This paper describes how to identify standard numbers of the ball bearings and diagnose their failure modes from scream when they are rotating.

We apply techniques of the neural networks to the identification and the diagnosis. Here we present an architecture of the hierarchically structured multi-layer neural networks. The tasks of identification of the number of bearing and diagnosis of the failure mode are allotted to each hierarchical stages, by which the efficiency of learning and recognition by the network can be improved.

The standard number of a bearing is identified by directly feeding the line power spectrum under the frequency normalized by the revolution frequency to the first stage of the network. The revolution frequency is estimated from the sound of scream. Failure is diagnosed by the networks in the second stage by the information of the standard number of ball bearing, the repetitive frequency of the spectrum and the stationary or nonstationary of the scream.

The ability of associative memory of the neural network can reduce the effect of noise and error in the signal.

The identification and diagnosis of bearings were carried out both by simulation and experiment. We found the hierarchical neural network proposed could effectively identify the standard number and diagnose the faults.

Key Words : fault diagnosis, ball bearing, sound information, neural network

1. はじめに

機械システムにおいて、回転機器の故障はしばしば発生し被害も大きく、その早期診断が強く望まれている¹⁾。回転機器で最も多い故障モードは異常振動、異常音であり全体の50%近くになり、そのほとんどは軸受の故障である²⁾。本論は回転機器の故障診断の一つとしてボールベアリングの診断について考える。

軸受の故障診断に関しては、古くから多くの研究が進

められ^{3)~9)}、振動、音響、温度、油膜の電気抵抗値などによる診断は実用化されている³⁾。これらのうちボールベアリングの呼び番号がわかっている場合、振動、音響による方法は内輪、外輪、玉のいずれが損傷しているかまで診断でき^{4),5)}、呼び番号がわからない場合は、故障の有無が判定できる多くの診断装置が開発されてきている。

軸受の使用条件やセンサの取り付け条件、環境雑音レベルなどにより診断の困難さが異なり、人間の判断に依存せざるを得ないこともある。正常音、故障音をしばしば聞きそれらの音に馴染んだ人間は、異常音を簡単に聞き分けるのである⁸⁾。

本論は、この人間の音響診断能力をニューラルネットワークで実現することを考える。ニューラルネットワークは連想記憶性¹⁰⁾をもち、情報欠落のあるデータの識別

† 第30回計測自動制御学会学術講演会で発表(1991・7)

* 法政大学工学部 小金井市梶野町3-7-2

* Faculty of Engineering, Hosei University, Koganei
(Received January 13, 1992)

(Revised July 13, 1992)

に使われ¹¹⁾、この応用は興味がある。学習済みニューラルネットワークの知識を一部変更する場合、変更後の知識を全体として始めから学習させなければならない¹¹⁾。このような問題を解決するために知識を階層化し、それに対応する階層ニューラルネットワークを構築する方法が考えられる^{12),13)}。

本論は、このような階層ネットワークにより、その第1階層でボールベアリングの呼び番号を同定し、第2階層のネットワーク群でそれぞれのボールベアリングの故障を診断する方法を提案する。このように呼び番号を同定する手法は従来なかった。呼び番号が同定されると高精度な故障診断が可能になり、さらに故障ベアリングサイトの情報も提供できる。

人間の聴覚と同じように、第1階層のネットワークには音のパワースペクトルを直接入力する。つぎに、第1階層で同定された呼び番号に対応するネットワークを第2階層ネットワーク群から選び、それに悲鳴の繰返し周波数および悲鳴の定常性/非定常性の情報を入力し故障を診断する。これらの診断、特に第1階層の呼び番号の同定では、ニューラルネットワークのパターンマッチングの能力が効果的に活用できる。

以下、ベアリング音の特徴、階層多段ニューラルネットワークの構成を紹介し、ベアリングの同定・診断のシミュレーションと実験の結果について述べる。

2. 問題の記述

Fig. 1 に同定・診断の対象となるボールベアリングの構造を示す。ボールベアリングは機械軸の回転を案内し、回転軸にかかる負荷を支える部品である。Fig. 1 に示すように円形軌道を有する内輪-外輪間を転がる玉の転がり摩擦により動作する。このため振動やそれに伴う音響が発生しやすい。Fig. 1 に示すボールベアリングについてつぎの定数、変数を定義しておく。

D : ピッチ円の直径 d : 玉の直径
 Z : 玉の個数 α : 接触角
 f_r^* : 内転回転周波数

Fig. 1 Ball bearing

f_b : f_r^* で正規化した玉の自転周波数

f_c : f_r^* で正規化した玉の公転周波数

f_i : 正規化内輪回転周波数 (1) と f_c との差

(d, D, Z) およびほかのサイズ、形状に関する定数は形状寸法、単に寸法と表現されているが、ここではこれらのうち、(d, D, Z) を形状パラメータと呼ぶ。

軸受の運用条件、軸受音の観測条件および故障についてつぎの仮定を設ける。

- (A 1) 内輪のみ回転し外輪は固定されている。
- (A 2) 外輪に一定のスラスト荷重が加えられている。
- (A 3) 軸受単体から発生する音を計測する。
- (A 4) 想定する故障はつぎの5種類とする。

F_1 : 軌道面が粗くなる。

F_2 : 外輪軌道面に一つの傷がつく。

F_3 : 内輪軌道面に一つの傷がつく。

F_4 : 一つの玉に一つの傷がつく。

F_5 : グリースにゴミが混入する。

N : 正常である。

以上の仮定において、仮定 (A 1), (A 2) の条件は軸受の通常の運用条件である。仮定 (A 3) は以上の仮定で最も制約的である。回転機械の近傍ではベアリング音のほかに様々な音が存在し、注目するベアリングのみの音を計測しにくい。しかし、指向性の高いマイクロホンを目にするベアリングに近づけたり、聴音棒を用いれば仮定 (A 3) は満たされる。従来の診断方法^{4),5)} はほとんどの場合が加速度計により、注目するベアリングの振動を検出する方法でこの仮定の下での方式である。仮定 (A 4) で想定される故障はボールベアリングの早期故障のモードである。

以上の仮定のもとで、ボールベアリングの回転音からその呼び番号を同定し故障を診断する。

3. ボールベアリングからの音

3.1 呼び番号と音のスペクトル

いかに優れた製造法によっても、軸受の軌道輪、軌道面、玉の形状の精度の限界から、軸受音は発生する。

いま、仮定 (A 1), (A 2) の条件のもとでボールベアリングを用いると内輪回転周波数 f_r^* で正規化した玉の公転周波数、自転周波数、相対周波数は理論的に

$$\text{玉の公転周波数 } f_c = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cdot \cos \alpha \right) \quad (1a)$$

$$\text{玉の自転周波数 } f_b = \frac{D}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cdot \cos^2 \alpha \right) \quad (1b)$$

$$\text{相対周波数 } f_i = 1 - f_c = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cdot \cos \alpha \right) \quad (1c)$$

と求められる^{3),9)}。以下本論では周波数は全て内輪回転周波数 f_r^* で正規化する。ボールベアリングから発生する

音のスペクトルは(1a), (1b), (1c)式の周波数成分とつぎの内輪面, 外輪面, 玉の回転軸方向とその垂直方向の振動による周波数成分からなる⁹⁾.

$$\text{軸心の偏りによる振動周波数: } 1 + Zf_c \quad (2a)$$

$$\text{外輪面軸垂直方向振動周波数: } nZf_c \quad (2b)$$

$$\text{内輪面軸垂直方向振動周波数: } nZf_i \quad (2c)$$

公転により変調を受けた内輪

$$\text{面軸垂直方向振動周波数: } nZf_i \pm mf_c \quad (2d)$$

回転により変調を受けた内輪

$$\text{面軸垂直方向振動周波数: } nZf_i \pm m \quad (2e)$$

$$\text{玉の自転周波数: } f_b \quad (2f)$$

$$\text{玉の軸垂直方向振動周波数: } 2nf_b \quad (2g)$$

公転により変調を受けた玉の

$$\text{軸垂直方向振動周波数: } 2nf_b \pm mf_c \quad (2h)$$

回転により変調を受けた玉の

$$\text{軸垂直方向振動周波数: } 2nf_b \pm m \quad (2i)$$

ここで, $m=1, 2, 3, \dots$, $n=1, 2, 3, \dots$ である。(1)式, (2)式の周波数は, 内輪回転周波数 f_r^* とボールベアリングの形状 (d, D, Z) から定まり, これらの周波数はボールベアリングの呼び番号に対応する。

3.2 故障と音のスペクトル

軌道面や玉に傷のあるボールベアリングでは, 音は傷の上を玉が通過するときに生じる⁹⁾. 軸が定速回転する場合, 故障によって同じ周期で継続する音あるいは間欠的な音を生じる. 継続音の場合, その周期の基本波と高調波のスペクトルが現れる. この基本波の周波数は繰返し周波数と呼ばれる. 繰返し周波数は故障あるいはその個所で異なった値をもち, これから故障原因が診断できる.

仮定(A 4)で想定した故障 $F_1 \sim F_9$ および正常 N について音がどのように発生するかを述べる.

【 F_1 : 軌道面の粗さ】 軌道面の微小な凹凸上の玉の通過による振動. これは面が粗くなった玉の通過による振動と同じである. 振動は玉の自転によるため繰返し周波数 f_b の音が定常的に継続する.

【 F_2 : 外輪軌道面の傷】 外輪軌道面の 1 か所の傷の上を Z 個の玉が公転することによる振動. 振動は玉の公転速度により, 繰返し周波数 Zf_c の音が継続する.

【 F_3 : 内輪軌道面の傷】 内輪軌道面の 1 か所の傷の上を Z 個の玉が, 公転速度に対する内輪の相対速度で通過するときの振動. 振動は内輪の相対回転速度によるため, 繰返し周波数 Zf_i の音が継続する.

【 F_4 : 玉の傷】 玉の 1 個の傷がその自転に伴い内輪と外輪の軌道面に接触するときの振動. 玉の傷による振動のため, $2f_b$ の繰返し周波数の音が継続する.

【 F_5 : グリースの中への 1 個のゴミの混入】 グリース

の中の小さなゴミが玉の自転により内輪と外輪の軌道面に接触するときの振動. 振動が玉の自転によるため繰返し周波数は f_b で非定常な間欠的な音がする.

【 N : 正常】 (1), (2)式の周波数の微小振動が全て現れ, 繰返し周波数は現れない. ここで繰返し周波数が現れないというのは, 常時観測できないもので『なし』とし, 継続というのは, 常時観測できるもので『定常』とする. また間欠的というのは, ある時間間隔では観測され, 別の時間間隔では観測できないもので『非定常』とする.

以上より, (1b), (2b), (2c), (2g)式の繰返し周波数の音が故障時に現れる.

3.3 呼び番号同定と故障診断のための特徴

【呼び番号同定のための特徴量】 離散時間 Δt でサンプリングされた音響信号 $x(k\Delta t)$ を G 倍に増幅し FFT アルゴリズムにより dB で表現されたスペクトルを求める.

内輪回転周波数 f_r^* では低周波領域内で大きなパワーをもつ. はじめ, 音響信号からこの f_r^* を推定し, 全ての周波数を f_r^* で正規化する. 正規化周波数の 1 から注目する最大周波数 $f_{\max}$ まで Δf ごとのスペクトルを用いる. 付録から, 最大周波数, 周波数幅の目安はつぎのとおり.

$$f_{\max} = 4 \sim 10 \quad (3a)$$

$$\Delta f < 0.3 \quad (3b)$$

すなわち

$$X(\Delta f) = 20 \log_{10} |\text{FFT}\{Gx(k\Delta t)\}| \quad (4a)$$

$$1 \leq 1 + \Delta f \leq f_{\max}, \quad l = 1, 2, \dots \quad (4b)$$

のスペクトルを特徴として呼び番号を同定する.

【故障診断のための特徴量】 離散値音響信号の絶対値を遮断周波数 f_{cut} のつぎのローパスフィルタ

$$s\{(k+1)\Delta t\} = p \cdot s(k\Delta t) + (1-p) \cdot |Gx(k\Delta t)| \quad (5a)$$

$$p = \exp(-2\pi f_{\text{cut}} \Delta t) \quad (5b)$$

で平滑化し, そのスペクトルを求める.

$$S(\Delta f) = \text{FFT}\{s(k\Delta t)\} \quad (5c)$$

この処理は包絡線処理と呼ばれる^{5), 9)}. $S(\Delta f)$ は周期周波数関数となり, この周期が繰返し周波数である. 以上の処理を異なる時間帯でのデータに適用し同じスペクトルが求まるか否かで音の定常性(継続発生), 非定常性(間欠発生)を推定する. これら繰返し周波数と音の定常/非定常性の特徴量としてボールベアリングの故障を診断する.

(4)式の呼び番号同定のための特徴量は, 理論的に与えられる(2)式に比較して, ノイズによりスペクトルの欠落や別のスペクトルの混入が起こり得る. さらに(2)式の高調波間の区別は困難であり, 計測スペクトルと

(2)式の周波数の対応は容易ではない。

また故障診断のために求められる繰返し周波数はノイズや傷の性質によりバラツキを生じる。

4. 階層型ニューラルネットワークによる診断

4.1 階層ニューラルネットワーク

3.3節で述べた特徴量よりボールベアリングの呼び番号を同定し故障を診断する。これらの特徴量には情報の欠落やノイズの混入があるため、同定・診断に連想記憶性をもつニューラルネットワークを応用する。

Fig. 2 に提案するニューラルネットワーク構造を示す。これはパーセプトロン型の3層ニューラルネットワークを階層型に構築したものである。第1階層のネットワークには(4)式で処理したパワースペクトルをそのまま入力する。第1階層のネットワークの入力ノード番号は(4a)式の周波数 $1, 1+\Delta f, \dots, f_{\max}$ に対応し、各ニューロンに(4a)式で計算したパワースペクトルを入力する。(4b)式の処理、第1階層のネットワークは人間の聴覚と類似する構造をもっている¹⁴⁾。第1階層の出力は呼び番号に対応する。

第2階層には診断対象とするボールベアリングの種類の数だけのニューラルネットワークを設ける。各ネットワークの入力ノードに繰返し周波数と音の定常性/非定常性の情報を入力し、故障を診断する。これは人間による診断と類似している⁸⁾。

Fig. 2 Diagnostic system

4.2 学習パターン

【呼び番号同定のための学習パターン】 ボールベアリングの呼び番号とその形状パラメータ (d, D, Z) には対応があり、呼び番号がわかるとパラメータがわかる。パラメータを(1)式に代入し、(2)式の正規化周波数を求める。(2)式において

$$n=1, m=1, 2, 3 \quad (6)$$

とし、つぎのように学習パターンを発生させる。

回転機械の診断では、回転周波数からその2倍程度までが解析帯域であるので⁹⁾、(6)式のもとでは、回転周波数からその6倍までカバーできる。

$$[1+\{(2)\text{式の各周波数}-1\}/\Delta f] \text{ のノードに High} \quad (7a)$$

$$[1+\{(2)\text{式の各周波数}-1\}/\Delta f] \text{ の以外のノードに Low} \quad (7b)$$

【故障診断のための学習パターン】

ベアリングの呼び番号が特定されていると、繰返し周波数と音の定常性/非定常性から故障原因も唯一に特定できる。3.2節からこの学習パターンは Table 1 のようになる。

4.3 階層型ネットワークの特徴

この故障診断ではベアリングの呼び番号の同定と故障診断の仕事をしている。これら異種の仕事を、2層に積み重なる3層パーセプトロンニューラルネットワークで分担している。これにより、つぎの特徴をもつ。

- ① 第1階層の呼び番号同定と、第2階層の故障診断のネットワークを一つに構成したネットワークと比較すると、
 - ① あらかじめパターンマッチング空間を分割していることから、マッチング空間が狭くなり、学習時間を短縮し診断精度が向上できる。
 - ② 対象とするボールベアリングの種類が増えても、全体のネットワークを再学習させる必要がない。そのベアリングの故障診断ネットワークの学習と第1階層のネットワークの再学習のみで済む。
 - ③ 学習に必要なデータは従来の経験に基づくものが多く、条件によって大きく異なることがある。しかしここでは、ネットワークの学習に必要なデータはボールベアリングの呼び番号がわかれば簡単に計算できる。

Table 1 Learning patterns for diagnosis of failure modes

Failures	Frequency Repetition	Stationary
N	---	-----
F ₁	f_b	Stationary
F ₂	Zf_c	Stationary
F ₃	Zf_i	Stationary
F ₄	$2f_b$	Stationary
F ₅	f_b	Nonstationary

5. 呼び番号同定シミュレーション

呼び番号の同定のシミュレーションを行う。ここではスペクトルの欠落に対するニューラルネットワークの連想記憶性の効果を調べる。

【シミュレーション準備】 対象ボールベアリングは 6301～6305 であり、この形状パラメータを Table 2 に示す。接触角 α は 0 とした。このパラメータから (1), (2) 式, (7) 式に基づき学習パターンが作れる。

(3) 式より $\Delta f, f_{\max}$ をつぎのように選ぶ。

$$\Delta f = 0.04 (< 0.3), \quad f_{\max} = 6$$

また (6) 式より, (2) 式の n, m をつぎのようにした。

$$n = 1, \quad m = 1, 2, 3$$

特徴周波数は 1 から $f_{\max}$ までを採用するので、周波数の個数、すなわち入力ノードの個数は

$$1 + (f_{\max} - 1) / \Delta f = 1 + (6 - 1) / 0.04 = 126$$

となる。中間層のノード数を 4, 出力層のノード数を 5 (対象ベアリングの数) とする。

たとえばボールベアリング 6305 では、High を入力すべきノード番号はつぎの 19 個の番号となる。

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 111

ほかのノードには Low を入力する。

High=2, Low=-2 としてバックプロパゲーション法により、6301～6305 についての学習パターンを教え込む。

このとき学習は学習係数を 0.9, 収束係数を 0.1 のもとで、100 回学習後の出力層の各ノードの出力と教師データとの 2 乗誤差の和に対して、その和が 10% になるまで実行した。それに必要な繰返し回数は、2000 回であった。ニューロンの特性を表わすには傾き 2.0 のジグモイド関数を用いた。入力範囲はほぼ -2 ～ +2 であり、出力範囲は 0 ～ 1 である。ネットワークのサイズは 126 × 5 のパターンに対し、126 × 4 × 5 と大きく、少ない繰返し回数で収束している。

Table 2 Parameters of ball bearings

Number	Number of Balls Z	Diameter [mm]	
		Ball d	Pitch D
6301	7	7.9375	24.5
6302	7	7.9375	29.5
6303	7	8.7313	32.0
6304	7	9.5250	36.0
6305	7	11.1125	43.5

Contact angle $\alpha = 0$ deg

【シミュレーション】

初め学習パターンをそのまま入力した。そのときの出力パターンを Fig. 3 に示す。当然のことながら正しい認識結果が得られている。

つぎに対象ボールベアリングを 6305 として、スペクトル欠落の影響を調べた。つぎの①～⑤のケースは重複する場合を除いて、考えられるほとんどの場合をカバーする。

また、これらの欠落は現実にはきわめて厳しい条件であり、通常このように多くの欠落はない。

① $n=1, m=1, 2$ とし 14 個の線スペクトル (5 個の欠落 ×)

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 1X1

② $n=1, m=1, 3$ とし 15 個の線スペクトル (4 個の欠落 ×)

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 111

③ $n=1, m=2, 3$ とし 10 個の線スペクトル (9 個の欠落 ×)

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 1X1

④ $n=1, m=1$ としさらに 3 個を欠落させ、残り 7 個の線スペクトル (12 個の欠落 ×)

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 1X1

⑤ $n=1, m=2$ とし 4 個の線スペクトル (15 個の欠落 ×)

10, 19, 21, 28, 35, 39, 40, 48,
56, 57, 59, 66, 75, 84, 93, 94,
102, 108, 1X1

結果を Fig. 4 に示す。情報欠落により出力レベルは少

Fig. 3 Identification of standard numbers by using the learning patterns themselves

Fig. 4 Identification of standard numbers by using patterns with lacking spectra

し下がるが、全ての場合で呼び番号は正しく同定されており、ニューラルネットワークの連想記憶性が効果的に作用している。

6. 呼び番号同定と故障診断の実験

6.1 実験条件

【対象ボールベアリングと計測条件】 対象ボールベアリングは 6301 LLB～6305 LLB (NTN 製造) である。6305 LLB について故障を診断した。

単体のボールベアリングに 8 kg のスラスト荷重を加え、 $f_r^* = 30 \text{ rps} [\text{Hz}]$ で回転させ、ベアリングから 0.1 m 離れた場所で音を計測した。

【呼び番号同定のためのパラメータ設定】 データの A/D 変換サンプリング間隔 $\Delta t = 100 \mu\text{s}$, FFT を施すデータ数は $N = 8192$ とした。音響信号には遮断周波数 5 kHz のローパスフィルタを施している。

$$\Delta f = 1 / (N \cdot \Delta t \cdot f_r^*) = 0.0407$$

$$1 + (f_{\max} - 1) / \Delta f = 1 + (6.1269 - 1) / 0.0407 = 126$$

で、適正なサンプル間隔、データ数が選ばれている。

第 1 階層の呼び番号同定のニューラルネットワークはつぎの構造をもつ。

入力層のノード数=126, 中間層=4, 出力層=5
学習条件はシミュレーションの場合と同じである。

【設定故障と診断のためのパラメータ】 ボールベアリングに仮定 (A 4) で想定した故障を作った。

包絡線処理のためのローパスフィルタ遮断周波数は、 $f_{\text{cut}} = 150 \text{ Hz}$ とし、(5) 式より繰返し周波数を求めた。

ボールベアリング 6301 LLB～6305 LLB の故障診断のために第 2 階層 5 個のネットワークを設けた。各ネットワークのノード数はつぎのようにした。

入力層のノード数=2, 中間層=4, 出力層=6

学習パターンは Table 1 に基づく。表中の f_b , Zf_c , Zf_i , $2f_b$ は各ボールベアリングの構造パラメータから求めた。音の定常性/非定常性については、

定常=2, 非定常=-2, なし=-3

として入力の学習パターンを発生させ、それを学習させ

た。学習係数, 収束係数, 収束条件は呼び番号同定ネットワーク学習の場合と同様にし、100 回学習後の出力層の各ノードの出力と教師データとの 2 乗誤差の和に対して、その和が 10% になるまで実行した。それに必要な繰返し回数は 6000 回であった。

ネットワークのサイズは 2×6 のパターンに対し、 $2 \times 4 \times 6$ と小さく、繰返し回数が多くなっている。

6.2 実験結果

【内輪回転周波数の推定】 Fig. 5 に内輪に傷がある (F_3) 場合のボールベアリング音の 0～40 Hz の間のパワースペクトルを示す。0 Hz から観測して初めてピークが現れる周波数が f_r^* である。Fig. 5 から f_r^* は 30.5 Hz と推定できる。ボールベアリングに傷がない場合、ほかの傷がついている場合もほぼ同じ周波数が読み取れる。

【呼び番号の同定】 Fig. 6 に正常なボールベアリング (6305 LLB) の音の時系列波形とパワースペクトルを示す。Fig. 7 には同じ呼び番号のボールベアリングに外輪軌道面に傷 (F_2) がある場合、Fig. 8 にはグリースにゴミが混入 (F_5) した場合の波形を示す。

Fig. 5 Estimation of rotating frequency

Fig. 6 Normal

Fig. 7 Defect on the outer race

Fig. 8 Dust in the grease

Fig. 6 の正常ボールベアリング音は、故障音に比べて音のレベルが低い。Fig. 7 では周期音が定期的に発生しているのに対して、Fig. 8 では音が非定期的である。

6305 LLB について、正常(N)の場合、故障(F_1, F_2, F_3, F_4, F_5)の場合のパワースペクトルをシミュレーションで用いたネットワークの第1階層に直接入力しベアリング呼び番号を同定する。ネットワークからの出力を Fig. 9 に示す。いずれの場合も呼び番号 6305 を正しく同定している。

【故障診断】 同定された呼び番号より第2階層の中から対応するネットワークを選択する。6305 の場合でこの

Fig. 9 Identification of standard number by screaming of faulty ball bearing

Fig. 10 Diagnosis of failure modes by screaming of faulty ball bearing

ネットワークに繰返し周波数の値と定常/非定常性の情報を入力する。繰返し周波数のばらつきは 5% 程度ある。正常(N), 故障(F_1, F_2, F_3, F_4, F_5)のデータを入力した場合のネットワーク出力を Fig. 10 に示す。全ての故障が正しく診断されている。

7. む す び

ボールベアリング音より、その呼び番号を同定し故障を診断する方法について述べた。階層構造をもつニューラルネットワークを導入し、上の二つの仕事を各階層に分担させた。この方法は以下の特徴をもつ。

- ① 周波数による回転機械の診断は、回転周波数で正規化して解析する。この回転周波数を知るためには、マイクロホンのほかに回転計などのセンサが必要となるが、ここでは回転音から内輪回転数周波数が推定でき、これで全ての周波数が正規化できる。
- ② 階層型ニューラルネットワークに新たな知識を加えたい場合、一部のネットワークのみを再学習させればよい。
- ③ 学習データはボールベアリングの設計データから全て発生できる。
- ④ 音の情報(スペクトル)のかなりの欠落があっても、正しく呼び番号が同定できる。
- ⑤ 検出される繰返し周波数にばらつきがあっても、正しく故障が診断できる。

参 考 文 献

- 1) 安全工学協会：安全工学講座 4 故障，海文堂(1982)
- 2) 池田三郎：故障診断マニュアル；感覚を働かせた故障診断のテクニック，電気書院(1980)
- 3) 五十嵐昭男：転がり軸受の振動および音響，潤滑，32-5，317/322(1987)
- 4) 五十嵐昭男：欠陥をもつ転がり軸受の振動・音響に関する研究(第1報1個の傷がある玉軸受の振動)，日本機械学会論文集(C)，47-422，1327/1336(1981)
- 5) 滝瀬忠：ボールベアリングを組み込んだ小型機器の回転音による診断法，日本音響学会誌，44-6，419/424(1988)
- 6) 有本健夫：転がり軸受，潤滑，26-4，247/251(1981)
- 7) 吉岡武雄：転がり軸受の新しい異常検知法について，潤滑，26-2，85/90(1981)
- 8) 城戸健一：信号処理による機械系の診断・監視，電子情報通信学会誌，72-1，107/109(1989)
- 9) 豊田利夫：図解・設備診断技術シリーズ1；回転機器診断の進め方，日本プラントメンテナンス協会(1991)
- 10) 中野馨：ニューロコンピュータの基礎，コロナ社(1990)
- 11) McClelland and D.E. Rumelhart, eds: Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vols. 1, 2, 3, MIT(1986)
- 12) K. Watanabe et al.: Incipient Fault Diagnosis of Chemical Process via Artificial Neural Networks, AIChE J. 35-11, 1803/1812(1989)
- 13) K. Watanabe and S. Hirota: Incipient Diagnosis of Multiple Faults in Chemical Process via Hierarchical Neural Network, IECON'91, 1500/1505(1991)
- 14) 難波精一郎：聴覚ハンドブック，ナカニシヤ出版(1984)

《付録1 最大周波数 $f_{\max}$ と周波数幅 Δf 》

通常のボールベアリングで玉の個数は $Z=5\sim 14$ ，玉の直径とピッチ円の直径の比 $d/D=0.25$ ，接触角 α は小さい。一つの目安を得るため $n=1$ ， $m=1$ とする。

はじめ $f_{\max}$ の目安となる範囲を求める。最大の周波数は(2e)式より与えられる。 $Z=5$ の場合、

$$f_{\max} = Zf_i + m = Z \cdot \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) + m = 4.12$$

$Z=14$ の場合、 $f_{\max}=9.75$ となる。したがって、 $f_{\max}$ の範囲は

$$f_{\max} = 4 \sim 10 \quad (3a)$$

が目安になる。

つぎに Δf の目安を求める。(2)式から最も隣接する

周波数は(2c)と(2d)式、あるいは(2g)と(2h)式である。いずれの場合も周波数幅は f_c で与えられる。したがって、通常のボールベアリングで、最小の Δf は

$$\Delta f < f_c = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) = 0.375$$

である。したがって Δf の目安はつぎのようになる。

$$\Delta f < 0.3 \quad (3b)$$

《付録2 ジグモイド関数と結合荷重の修正量》

各ユニットの入出力関数には、 u_j をユニット j の入力値の総和とすると、つぎの傾き T のジグモイド関数を用いた。

$$f(u_j) = \frac{1}{1 + \exp(-u_j/T)}$$

学習には、バックプロパゲーション法を用い、このときある層のユニット j とそのつぎの層のユニット i との結合荷重の修正量 $\Delta W_{ji}(t)$ は以下の式によって求めた。

$$\Delta W_{ji}(t) = -\eta \cdot \delta_j \cdot O_i + \alpha \cdot \Delta W_{ji}(t-1)$$

$$\delta_j = (O_j - T_j) \cdot f'(u_j)$$

ここで、 t ：学習回数、 η ：収束係数、 O_j ：ユニット j の出力($O_j = f(u_j)$)、 T_j ：ユニット j の教師データ、 α ：学習係数

[著 者 紹 介]

渡 辺 嘉二郎 (正会員)

(本号 p. 17 参照)

豊 田 成 人 (学生会員)

現在、法政大学大学院工学研究科システム工学専攻修士課程在学中。ニューラルネットワークを用いた故障診断の研究に従事。