

ニューラルネットワークを用いたディーゼル機関のガスリーク音の認識

三井造船(株) ○辻 康之, 佐藤 功一, 竹田 博

Recognition of Gas Leak Noise from Diesel Engine by Using Neural Network

○Y. Tsuji K. Sato H. Takeda

Mitsui Engineering & Shipbuilding Co., Ltd.

Abstract- A new machinery diagnostic system using neural network was investigated. We applied this system to recognize gas leak noise from diesel engine. Reflection coefficients were calculated as characteristics and input into the input units of 3-layered neural network and network learning was carried out by back propagation algorithm. As a result, this system showed a high recognition rate for practical use.

1. はじめに

近年、各種設備機械の異常診断、監視の自動化のニーズが高まっており、温度、圧力、振動などを用いた種々の異常診断の方法が既に実用化されている¹。ところが、実際の監視に従事している保全員が音響により多くの情報を得ているにもかかわらず、音響を用いた異常診断の実用化の例は少なく^{2,3}、音響による異常診断の実用化が望まれている。

そこで、筆者らは、音響信号の特徴量として最大エントロピー法(MEM)により算出した反射係数とその時間変化を考え、この特徴量を入力とするニューラルネットワークにより異常音の認識を行う方法について検討を加えた。本方法の有効性を確認するために、本方法を発電用中速ディーゼル機関の燃焼ガスリーク音の認識に適用したところ、良好な結果が得られた。本稿では、以下、ガスリーク音認識方法と認識結果について述べる。

2. 計測方法

認識の対象とした放射音は、指圧器取付用の弁から大気中に燃焼ガスを人為的に放出させたときに生ずる放射音である。放射音の収集は、全く漏れがない場合(正常音)、熟練保全員ならば放射音から異常を検知できる程度の漏れの場合(小リーク音)、明確に放射音から異常が検知できる程度の漏れの場合(大リーク音)の3ケースで行った。また、放射音はシリンダヘッド上方、約2メートルに設置した無指向性マイクロホンを用いて計測し、データレコーダに記録した。

3. ディーゼル機関放射音の反射係数

ニューラルネットワークへの入力パターンとして、音響信号の短時間の反射係数とその時間変化を考える。この入力パターンは、連続した時系列波形に対して短い分析窓(フレーム)を適用して短時間反射係数を算出し、このフレームを一定の間隔で逐次移動させることにより得られる反射係数群をまとめることにより算出する。本実験では、記録したディーゼル機関放射音をサンプリング周波数32kHz、12bitでA/D変換し、8msのフレームを相互の先頭を10msずつずらし、時間的に連続した10フレーム分の反射係数を求めた。このとき反射係数の数は対象とした放射音の差異が顕著に認められる2~11次の10倍とし、その10フレーム分にあたる100個を1つの入力パターンとした。また、MEMによる反射係数の算出には、Burg法を用いた。

以上のようにして算出したディーゼル機関放射音の反射係数の例として、Fig. 1に正常音の反射係数を、Fig. 2に小リーク音の反射係数を示す。これらの図から小リーク音の反射係数は、0.2秒毎に小さな値となることを除いて、正常音のそれとよく似ていることがわかる。このことは、現象的にリークが0.2秒毎に生じ、持続時間が短いこととよく対応しており、機械放射音の特

徴量として、放射音の反射係数を用いることの妥当性を示すものと考えられる。

4. ニューラルネットワークの構成と学習

ニューラルネットワークの構成は3層階層型ネットワークとし、各層のユニット数は入力層100、中間層25、出力層3とした。学習用入力パターンは各カテゴリ毎に200パターン、総数600パターンとした。また、学習にはバックプロパゲーション法を用い、結合係数やしきい値の修正にはモーメント法を適用した。学習時のパラメータは、学習定数を0.2、安定化定数を0.8とし、誤差の2乗和が0.08以下となるまで学習を繰り返した。

5. 実験結果、及び考察

以上のような方法で学習を行ったニューラルネットワークに、学習を行っていない部分の正常音と2種類のガスリーク音を認識させて本方法の有効性を検討した。検定に使用した各カテゴリの入力パターン数は、5秒間にわたる500パターンである。

これらのパターンをニューラルネットワークに与えたときの出力層の出力値の時間的推移をFig. 3~5に示す。Fig. 3は正常音入力時の出力値の推移を示したもので、Fig. 3(a)、(b)、(c)は、各々、正常音、小リーク音、大リーク音に割り当てたユニットの出力値の時間的推移を示したものである。Fig. 3(a)からも明らかのように、正常運転時の放射音に対する認識率は、しきい値を0.80とした場合、99%と良好である。また、Fig. 3(b)、(c)にも著しく誤った反応は見受けられない。

Fig. 4に小リーク音入力時の各ユニットの出力値の時間的推移を示す。Fig. 4(a)に示すように、正常音ユニットの出力値は0.2秒毎に0に近い値となり、それ以外では1に近い値となっている。逆に、Fig. 4(b)に示すように、小リーク音ユニットの出力値は0.2秒毎に1に近い値となり、それ以外では0に近い値となっている。これは、Fig. 1、2に示した反射係数にも見られるように、持続時間の短いガスリークが0.2秒毎に生じていることを反映したもので、本ニューラルネットワークが小リーク音を正しく認識していることを示していると考えられる。ただし、Fig. 4(c)に示すように、大リーク音ユニットの出力値が一部大きくなっており、誤認識も認められる。

Fig. 5に大リーク音入力時の各ユニットの出力値の時間的推移を示す。正常音ユニットと大リーク音ユニットの出力値の時間的推移は、小リーク音入力時の正常音ユニットと小リーク音ユニットのそれと同様な推移を示しており、大リーク音に対しても、本ニューラルネットワークは正しい認識を行っていると考えられる。

以上示したように、ここで述べたニューラルネットワークは良好にガスリーク音を認識することができる。しかしながら、連続音に対してはニューラルネットワークの出力値を用いて故障を診断することは可能であるが、リークなどの間欠的な現象を認識対

象とする場合には、ユニットの出力値が間欠的に大きな値を取るため、故障を診断する場合にはユニットの出力値を基に診断するアルゴリズムを追加する必要がある。本実験で対象としたガスリーク音の場合は、例えば、正常音ユニットの出力値が0.2未満かつリーク音ユニットの出力値が0.8以上の状態が0.2秒毎に出現しているかどうかなどのアルゴリズムが考えられる。

また、Fig. 4 (c) に見られるように一部誤反応を示すケースがあるが、今後、学習パターン数を増加させることや分析時間を増加させることなどで精度の改善を図る予定である。

6. まとめ

以上のことから、我々の提案するアルゴリズムによる機械放射音の認識において、実用に耐え得る認識結果を得られたと考える。

なお、本実験に際し、東亜合成化学工業株式会社工場様には多大なご協力を頂きました。ここに記し、心より感謝いたします。

参考文献

- 1) 大島：設備診断予知保全実用辞典，(株)NTS,(1988)
- 2) 小谷，松本，牧野，金川：ニューラルネットワークによる音響信号のデータ圧縮能力について，計測自動制御学会論文集，Vol. 28, No. 7, 887/895 (1992)
- 3) 水谷，木村：異常音の検出によるディーゼル機関の監視システムに関する研究，日本音響学会誌，Vol. 45, No. 2, 85/93 (1989)

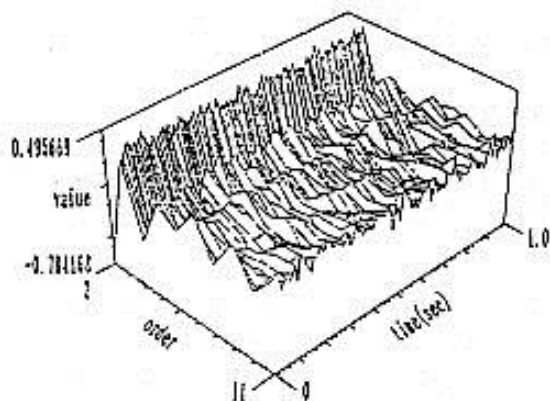


Fig. 1 The time series of reflection coefficients of normal noise

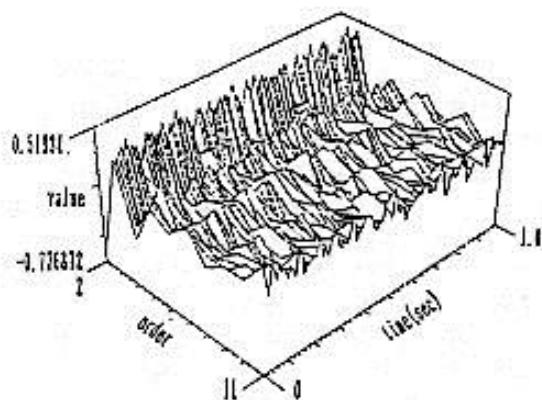


Fig. 2 The time series of reflection coefficients of small gas leak noise

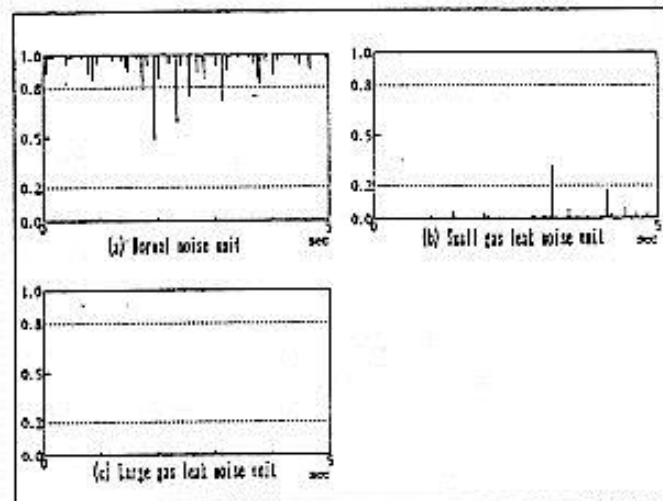


Fig. 3 The time series of output for normal noise

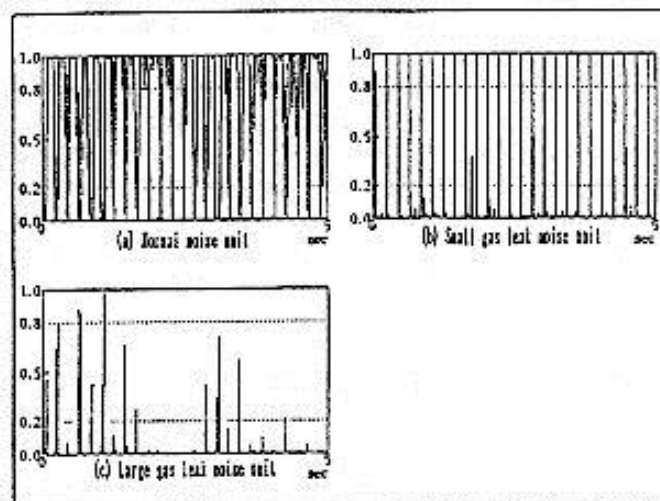


Fig. 4 The time series of output for small gas leak noise

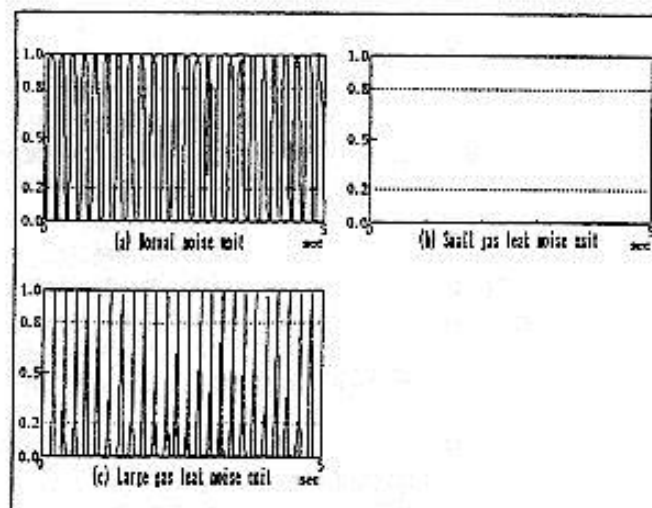


Fig. 5 The time series of output for large gas leak noise