

〈논문〉 SAE NO. 933750

진동 신호의 방향 파워 스펙트럼을 이용한 엔진의 실화 실린더 탐지

Detection of Misfired Engine Cylinder
by Using Directional Power Spectra of Vibration Signals

한 윤 식,* 한 우 섭,* 이 종 원*
Y. S. Han, W. S. Han, C. W. Lee

ABSTRACT

A new signal processing technique is applied to four-cylinder spark and compression ignition engines for the diagnosis of power faults inside the cylinders. This technique utilizes two-sided directional power spectra(dPS) of complex vibration signals measured from engine blocks as the patterns for engine cylinder power faults. The dPSs feature that they give not only the frequency contents but also the directivity of the engine block motion. For the automatic detection/diagnosis of cylinder power faults, pattern recognition method using multi-layer neural networks is employed. Experimental results show that the success rate for diagnosis of cylinder power faults using dPSs is higher than that using the conventional one-sided power spectra. The proposed technique is also tested to check the robustness to the sensor position and the engine rotational speed.

주요기술용어 : Engine Cylinder Power Fault(엔진 실린더 이상 폭발), Directional Power Spectra(방향 파워 스펙트럼), Pattern Recognition(패턴 인식), Neural Network(신경 회로망)

기 호 설 명

| | |
|--|--|
| | (dPSs) of complex signals |
| c_k : Fourier coefficient | P_{xy}, P_{yz}, P_{zx} : two-sided cross spectra of real signals |
| α : momentum coefficient | $\Delta w_{ij}, \Delta w_{kj}$: connection weight increment |
| $E[\]$: expectation | $x(t)$: x -directional acceleration signal |
| η : learning rate | O_i, O_k : actual output in each layer |
| $p(t), p(n)$: complex acceleration signal | t_k : desired or target output |
| w_{ij}, w_{kj} : connection weight | Superscript ()* : complex conjugate |
| P_{pp}, P_{qq}, P_{rr} : two-sided directional power spectra | Subscript f : forward, b : backward |

* 한국과학기술원 기계공학과 소음 및 진동제어 연구 센터(NOVIC)

1. 서 론

과거에는 정기적인 정비, 수리를 통해서 기계의 운전 상태를 점검하여 오동작을 예방하였지만, 최근에는 기계 시스템의 고속화, 경량화와 무인화에 따라 측정된 신호를 이용하는 기계 온라인 상태 감시의 필요성이 높아지고 있다. 자동차 엔진내의 실린더 이상 폭발은 연료나 점화 계통의 고장, 피스톤 링의 파손이나 마멸, 헤드 개스켓과 밸브에서의 틈 등의 원인에 의해 언제 발생할지 모르며, 만일 이상 폭발이 일어날 경우에 엔진의 성능 저감 뿐만 아니라 대기 오염을 일으키는 배기 가스의 배출이 증가되므로 요즘은 한층 강화되고 있는 배기 가스 규제에 대응하기 위해서도 초기에 실린더내의 이상 폭발을 탐지하고 이상 폭발이 일어나고 있는 실린더의 위치를 식별할 수 있는 진단 장치의 필요성이 크게 대두되고 있다.

엔진내의 이상 폭발을 진단하기 위해서는 실린더 압력을 측정하는 것이 가장 직접적인 방법이나, 압력 센서의 설치가 어렵고 모든 실린더의 압력을 측정해야 하는 문제 때문에 적당하지 못하므로, 주로 간접적인 방법이 연구되어 왔다. 이러한 방법들을 살펴보면, 첫번째로 엔진 진단의 도구로 엔진의 속도 변동을 이용한 방법을 들 수 있는데, 이 방법은 플라이휠(flywheel)의 속도 변동에 근거하여 그에 따른 토크(torque)의 변동을 계산하고 토크의 변화량이 작은 실린더가 고장난 것으로 진단하는 방법이다.^{1,2,3,4)} 그러나 이 방법의 문제점은 비틀림 속도변동을 측정하기 위한 부가적인 장치가 엔진에 설치되어야 하고, 이상이 있는 실린더를 판별하기 위해서는 기준 펄스(trigger pulse) 신호를 필요로 했다. 두번째로 엔진 블터의 가속도 신호를 이용하는 방법이 있다. Lu⁵⁾⁶⁾는 엔진에서 발생하는 신호들이 연속적인 충격신호로 구성되어 있으므로, 충격 신호가 일어나는 시간의 정보를 이용하여 시간-주파수 해석을 행하였다. 또한 고동진단 기법으로 강건한 전달함수를 구한 후 이 전달함수로 역 필터링(inverse filtering)을 하여

압력 신호를 재현하는 방법이 있다.^{7,8,9)} 이 방법은 전달함수를 엔진마다 구하기 위해서 압력신호를 측정하여야 하고, 전달함수가 타 엔진의 경우에 달라지기 때문에 동종의 엔진인 경우에만 적용이 가능하였다. 또한 엔진의 속도 변동을 이용한 방법에서처럼 이상 실린더의 위치를 알기 위해서는 기준 펄스 신호를 필요로 했다. 1992년에 Rades¹⁰⁾는 진동 신호를 이용하여 실린더에 이상 폭발이 발생했을 때, 주파수 영역에서 엔진 속도(크랭크 축의 회전 속도)의 0.5, 1.5배 주파수 성분이 유용함을 측정하였지만, 이상 폭발이 발생한 실린더의 위치를 찾는 방법에 대한 언급은 없었다. 본 연구에서는 엔진 이상 폭발의 진단 도구로써, 엔진의 상태에 대한 정보를 포함하고 있는 진동 신호만을 사용하였으며, 이는 부가적인 장치나 기준 펄스 신호가 필요없이 설치와 측정이 용이하다.

3차원 공간상에서 강제 운동을 하는 엔진의 한 질점의 운동은 세 직교 평면에서의 궤적으로 나타낼 수 있다. 만일 어느 한 실린더내에 이상 폭발이 발생하면, 이상 실린더의 위치에 따른 한 질점의 운동에 차이가 생기게 되며, 이 운동의 차이를 비교하기 위한 방법으로 각각의 평면을 이루는 두 축 방향의 신호를 복소 표기(complex notation)로 만든 후, 이들의 두쪽 스펙트럼(two-sided spectrum)으로부터, 두 축 신호가 이루고 있는 평면에서 한 질점의 운동을 알 수 있는 방향 파워 스펙트럼(directional power spectrum; dPS)을 얻을 수 있다. 본 논문에서는 복소 표기법에 의한 방향 파워 스펙트럼이 일반적으로 사용되는 한 축 방향의 신호를 측정하여 구하는 기존의 한쪽 파워 스펙트럼(one-sided power spectrum)에 비해 얻을 수 있는 잇점에 대해서 비교하였다. 정상 및 이상 폭발이 일어난 실린더 위치별 데이터 신호 처리 방법을 사용하여 패턴화한 후 이를 자동적으로 판별(classification)하기 위해서 대규모 병렬 처리가 기본적으로 가능하고 학습 능력과 외부의 오차에 둔감한 다층 신경 회로망(multi-layer neural network)을 구성하여 패턴을 분류하였다.

2. 이론

2.1 신호 처리

Fig.1의 엔진 좌표계에서 3축 방향 $x(t)$, $y(t)$, $z(t)$ 진동 신호를 아래와 같이 복소 표기 신호로 정의한다.

측면(Side plane, p plane) : $p(t) = x(t) + jy(t)$

전면(Frontal plane, q plane) : $q(t) = y(t) + jz(t)$

평면(Horizontal plane, r plane) :

$$r(t) = z(t) + jx(t)$$

2.1.1 주기 신호

주기가 T인 복소 주기 함수(complex periodic function) $p(t)$ 를 복소 푸리에 급수(complex Fourier series)로 표현하면,

$$\begin{aligned} p(t) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{j\omega_k t} \\ &= c_0 + \sum_{k=1}^{\infty} (c_{k1} e^{j\omega_k t} + C_{k2}^{j\omega_k t}) \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $\omega_k = \frac{2k\pi}{T}$. 그리고 복소 푸리에 계수 c_k 는,

$$c_k = \frac{1}{T} \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} p(t) e^{-j\omega_k t} dt \quad (2)$$

이다.

복소 주기 함수 $p(t)$ 의 방향 파워 스펙트럼은

$$P_{pp}(\omega) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} |c_k|^2 \delta(\omega - \omega_k) \quad (3)$$

이며,

$$\text{여기서 } \delta(\omega) = \begin{cases} 1; & \omega = 0 \\ 0; & \omega \neq 0 \end{cases}$$

이다.

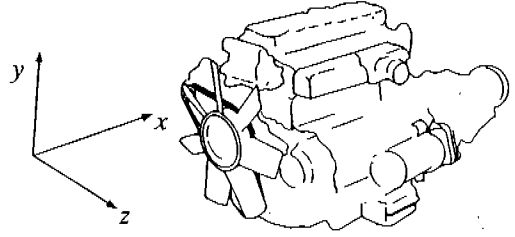


Fig.1 Engine coordinate.

따라서 $|c_k|^2$ 은 주파수의 함수로써 파워의 분포를 나타내며, $P_{pp}(\omega)$ 는 양의 주파수 영역과 음의 주파수 영역에서의 파워의 분포가 서로 다른, 주기 신호의 방향 파워 스펙트럼으로 기본 주기 성분의 정수배 주파수에 이산적으로 존재하는 선 스펙트럼(line spectrum)으로 표시할 수 있다. 그런데 실제 신호 처리에서는 주기 신호의 주기를 정확히 맞추기 어려워 누설(leakage) 문제가 발생한다. 따라서 dPSD(directional power spectra density)의 피크 아래 면적을 적분하여 각 주파수 성분의 파워를 구할 수 있다.

2.1.2 방향 파워 스펙트럼과 선회 궤적(whirl orbit)¹¹⁾

한 질점의 평면 운동을 매 순간마다 보기 위해서는 궤적을 그려 보아야 하지만 복소 표기법에 의한 신호 처리 방법을 사용해서 구한 방향 파워 스펙트럼은 명확하게 이 궤적의 회전 방향과 특징을 나타내 준다. 따라서 간단하면서도 정확하게 한 질점의 평면 운동을 주파수 영역에서 표시해주는 복소 표기에 의한 신호 처리 방법은 복잡하고 판독하기 어려운 궤적을 이용한 해석 방법보다 큰 장점을 가지고 있다. 그러면 방향 파워 스펙트럼과 선회 궤적 사이의 관계를 살펴보자.

식(1)에서 $c_0=0$ 인 경우 임의의 주파수 ω_k 에서의 단일 조화 응답은

$$p_k(t) = c_{k1} e^{-j\omega_k t} + c_{k2} e^{j\omega_k t} \quad (4)$$

이고, 아래 첨자 f는 전방(forward), b는 후방(backward)를 나타낸다.

식(4)는 복소 평면에서 반경이 $|c_k|$ 인 전방

으로 회전하는 원과 반경이 $|c_{bk}|$ 인 후방으로 회전하는 두원의 합성이며, $|c_{fk}|$ 와 $|c_{bk}|$ 의 상대적 크기에 의해 아래와 같이 궤적의 회전 방향과 모양이 결정된다.

$$\begin{aligned} |c_{fk}|^2 > |c_{bk}|^2 & \text{ 인 경우 전방 선회 타원} \\ |c_{fk}|^2 = |c_{bk}|^2 & \text{ 인 경우 직선} \\ |c_{fk}|^2 < |c_{bk}|^2 & \text{ 인 경우 후방 선회 타원} \end{aligned}$$

또한 타원 장축이 x축에 대해 기울어진 각도는

$$\Phi = \frac{1}{2} [Arg(c_{fk}) + Arg(c_{bk})] \quad (5)$$

이며, 여기서 Arg는 복소 벡터의 편각을 나타낸다.

그런데 식(3)에서 구한 파워 스펙트럼에서는 $|c_k|^2$ 을 구하므로 타원의 장축이 기울어진 각도는 알 수 없게 된다.

복소 신호를 이용한 방향 파워 스펙트럼은 다음과 같이 정의된다.^{12,13)}

$$\begin{aligned} P_{yy}(f) &= E[(X(f) + jY(f))^* (X(f) + jY(f))] \\ &= P_{xx}(f) + P_{yy}(f) + j(P_{xy}(f) - P_{yx}(f)) \end{aligned} \quad (6)$$

여기서

$$P_{xy}(-f) = P_{yx}^*(f) = P_{yx}(f) \quad (7)$$

이 성립하므로, 위 식(6)은 양의 실수값이 된다.

2.2 정상 엔진과 이상 엔진 구별

엔진 블록에서 측정된 신호에서 여분의 정보를 제거하고, 이상 폭발과 관련된 특징을 추출하기 위해 주파수 영역에서 어떤 성분이 중요한가를 알아 보았다. 정상 엔진의 경우에 $p(t)$ 는 주기 T (T : 점화 간격, $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$) 인 다음과 같은 주기함수로 볼 수 있다.

$$p(t) = p(t+T) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{j\omega_k t} \quad (8)$$

여기서 $\omega_k = \frac{2k\pi}{T}$ 이다.

따라서 정상 엔진의 경우 $\omega = 0, \pm\omega_0, \pm2\omega_0, \pm3\omega_0, \dots$ 에 이산적으로 존재하는 스펙트럼을 나타낸다.

$$p(t) = p(t+4T) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_n e^{j\omega_n t} \quad (9)$$

여기서 $\omega_n = \frac{2n\pi}{4T}$ 이다.

따라서 이상 폭발이 일어나는 엔진의 경우에는 $\omega = 0, \pm\frac{\omega_0}{4}, \pm\frac{\omega_0}{2}, \pm\frac{3\omega_0}{4}, \pm\omega_0, \dots$ 에 이산적으로 스펙트럼이 존재한다.

결국 이상 폭발이 일어나는 엔진의 경우에는 정상 엔진에 나타나지 않던 $\pm\frac{\omega_0}{4}, \pm\frac{\omega_0}{2}, \pm\frac{3\omega_0}{4}$, 등의 주파수 성분이 발생함을 알 수 있다.

2.3 신경 회로망을 이용한 패턴 분류

인간의 생물학적 두뇌 작용을 모방함으로써 적응 학습을 통해 스스로 지식을 축적해 가는 신경 회로망 기법은 패턴이나 음성 인식과 같은 어려운 문제들을 해결하는데 이용되고 있다.^{14,15,16,17,18)} 본 논문에서는 연속적인 변량을 다룰 수 있고, 지도 학습(supervised learning)으로 오류 역전파 알고리즘(error back propagation algorithm)을 사용하는 다층 구조 인식자(multi-layer perceptron)를 사용하였으며, Fig.2는 하나의 은폐층을 가지고 있는 인식자를 보이고 있다.

오류 역전파 학습 규칙은 오차 함수를 줄이는 방향으로 연결 강도를 변화시켜주며, 국부진동(local oscillation)을 줄여 주기 위해 운동량 항(momentum term)을 넣어 줄 수도 있다.

결국

$$\begin{aligned} \Delta w_{ij}(n+1) &= \eta \delta_i \rho_j + \alpha \Delta w_{ij}(n) \\ \Delta w_{kj}(n+1) &= \eta \delta_k \rho_j + \alpha \Delta w_{kj}(n) \end{aligned} \quad (10)$$

여기서

Δw_{ij} Δw_{kj} : 연결 강도의 증분

α : 운동량 계수(momentum coefficient)

η : 학습률(learning rate)

$\delta_k = (t_k - O_k) O_k (1 - O_k)$

$\delta_j = O_j (1 - O_j) \sum \delta_k w_{kj}$

t_k : 원하는 출력(desired output)

O_k O_j : 각 층에서의 실제 출력
(actual output in each layer)

이다.

지금까지 Fig.3에 보인 바와 같이 먼저 엔진 내의 이상 폭발을 탐지하고, 진단하기 위해 필요한 신호 처리 과정과 패턴 분류에 효과적인 주파수 성분을 살펴보고, 마지막으로 패턴을 자동적으로 판별하기 위한 신경 회로망 방법에 대해 살펴보았다.

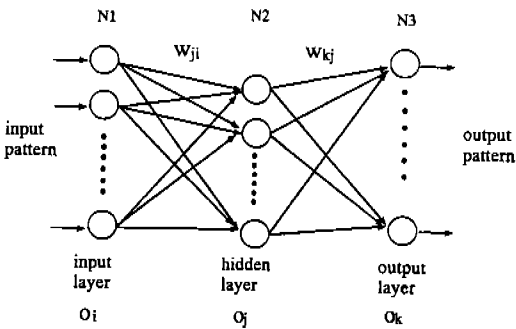


Fig.2 Neural network architecture

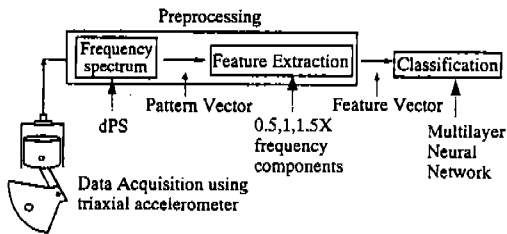


Fig.3 Pattern recognition system for detection of misfired engine cylinder

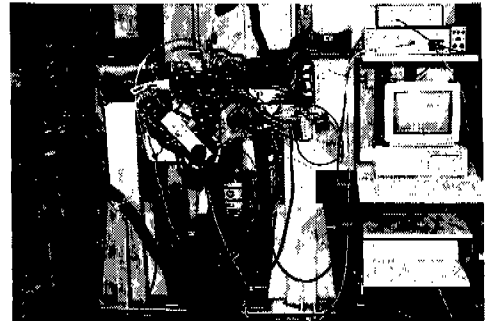
3. 실험

3.1 실험 대상

본 실험의 대상은 실험용으로 시험대에 고정 설치되어 있는 승합용 자동차 S2-4 행정-4기통 디젤 엔진(사진1)이고 실험은 무부하 상태에서 하였다. 실차에서의 실험은 승용차용-4 행정-4기통 가솔린 엔진에서 하였다.

3.1 실험 장치 및 방법

Fig.4는 실험용으로 설치되어 있는 디젤 엔진의 실험 장치 구성도이다. 3축 가속도계(Charge sensitivity: $1(pC/ms^{-2}) \pm 2\%$; Frequency range: 0.2-8700Hz; Ambient temperature range: -74~250°C)는 사진 2와 같이 실린더 블록의 중앙 부근에 설치하여 무부하 상태에서 3축방향의 진



P.1 Configuration of experimental setup (Diesel engine)

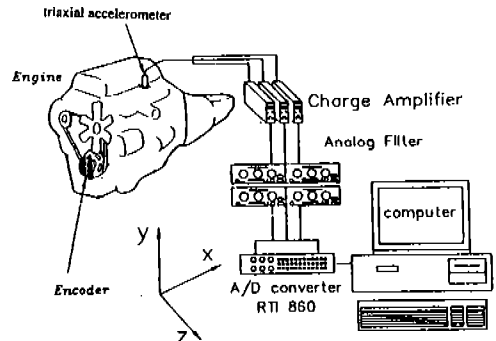
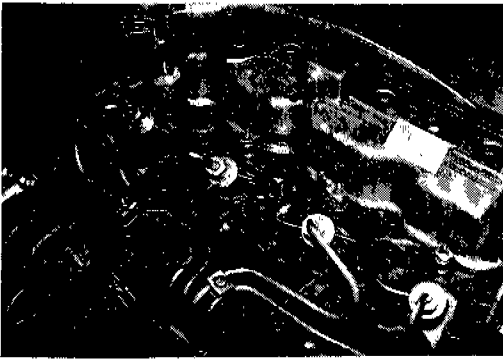


Fig.4 Experimental set-up of Diesel engine.



P.2 Installation of the triaxial accelerometer on the engine block

동 신호를 동시에 습득하였다. 무부하 운전 속도는 여러 회전 속도에서 측정하였으며 엔진 속도를 정확히 알기 위해서 엔진 크랭크 축에 부착된 엔코더에서 나온 신호를 디지털 속도 표시기(tachometer)로 나타내었다. 데이터 갯수는 엔진 속도의 변화를 최소로 하며 주파수 해상도를 충분히 유지하기 위하여 3축 방향 신호를 1024개 동시에 취득(샘플링 주파수 140Hz)하였다. 실린더 이상 폭발을 모의 실험하기 위해서 연료 노즐관을 빼고 실린더에 연료가 들어가지 않게 하였다.

실차에서의 실험은 특별한 장치를 설치하지 않고, 엔진의 회전 속도를 알기 위해서 가속도 신호를 직접 HP3563A 주파수 분석기에 입력하여 실시간으로 2X 주파수 성분의 위치를 확인하였다. 데이터 취득 방법은 위와 동일하고 이상 폭발을 인위적으로 만들어 주기 위해서 점화 플러그에 연결되어 있는 코드를 순차적으로 제거하였다.

4. 결과 및 고찰

4.1 정상과 이상 폭발 엔진의 구별

Fig5와 6은 디젤 엔진의 평면(r plane)에 대한 dPSD이며, 두 그림에서 보여 주듯이 이상 폭발이 일어난 경우에는 0.5X, 1X, 1.5X 성분이

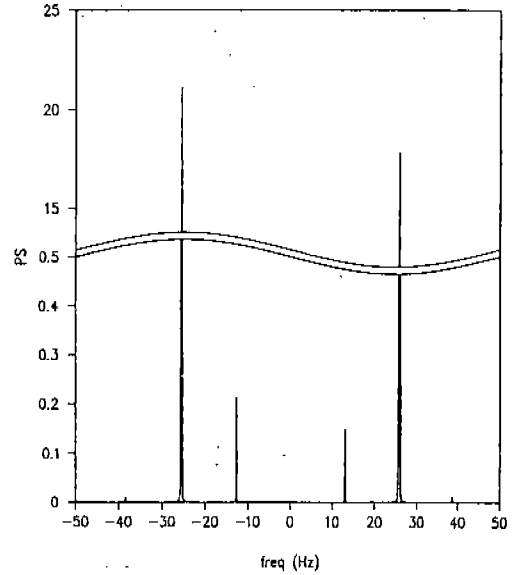


Fig.5 dPS with normal condition : Diesel engine horizontal plane(r plane), 770 rpm

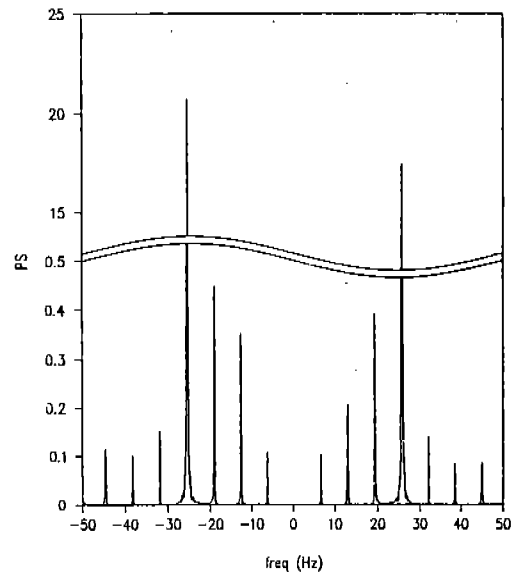


Fig.6 dPS with cylinder #1 misfired : Diesel engine horizontal plane(r plane), 770 rpm

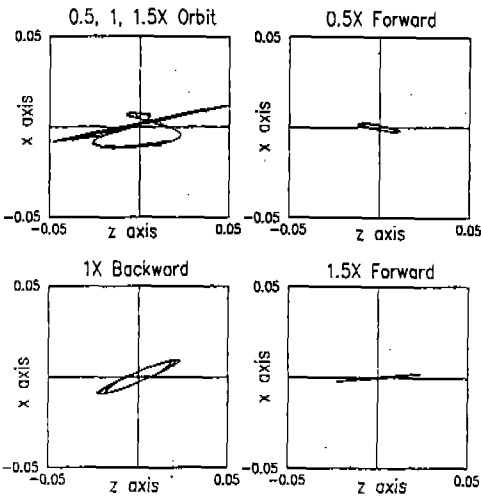


Fig.7 Whirl orbit with cylinder #4 misfired : Diesel engine horizontal plane(r plane), 770rpm

크게 변화함을 알 수 있다. 그러나 2X 주파수 성분은 주파수 분석 결과 크게 차이가 나지 않았으며, 고려하지 않았다.

4.2 방향 파워 스펙트럼과 선회 궤적

Fig.7은 디젤 엔진의 경우에 공회전 속도에 가까운 770rpm에서 4번 실린더에 이상 폭발이 일어난 경우의 선회 궤적이며, 궤적이 원에 가까울수록 방향 파워 스펙트럼에서는 동일 주파수에 대한 양쪽의 파워 차이가 크다. Fig.8은 770 rpm에서 디젤 엔진의 방향 파워 스펙트럼이다. 이 방향 파워 스펙트럼은 30벌의 데이터를 각각 계산한 후, 각 성분의 평균과 이를 중심으로 표준편차를 함께 표시한 것이다. 대체적으로 어느 정도의 편차는 있는 것으로 보이나 패턴의 차이를 비교하는 데는 큰 지장을 주지 않는다. 이때 각 패턴에서 이상 실린더의 위치를 판별하기 위해 특징을 살펴보면 우선 1,4번과 2,3번 실린더 사

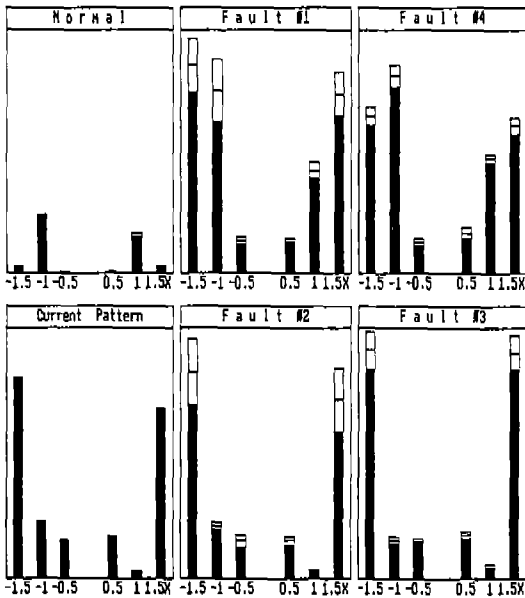


Fig.8 dPSD : Diesel engine, horizontal plane(r plane), current pattern(cylinder #2 misfired), 770rpm

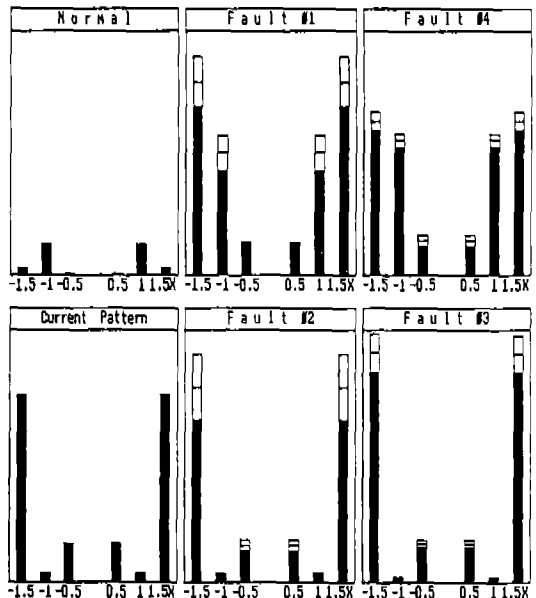


Fig.9 One-sided power spectrum : Diesel engine, z axis, current pattern(cylinder #2 misfired), 770rpm

이의 차이는 1X 성분의 차이가 가장 크게 나타나고, 2번과 3번 실린더의 차이는 1.5X 성분의 차이로, 그리고 1번과 4번 실린더의 차이는 1.5X와 1X 성분의 차이로 구별이 가능하다.

4.3 방향 파워 스펙트럼과 한쪽 파워 스펙트럼 비교

각 축 방향의 진동 신호를 독립적으로 취급하게 되면 각 주파수 스펙트럼에서 음의 주파수 영역과 양의 주파수 영역의 정보는 같게 된다. 그러나 2축 신호를 동시에 하나의 새로운 복소 진동 신호로 취급하여, 이들의 주파수 스펙트럼을 구하면 양과 음의 정보가 전혀 다르게 된다. Fig.9는 일반적으로 사용되는 1축 방향의 신호로 구한 디젤 엔진에서의 한쪽 파워 스펙트럼을 구한 것이다. 전체적으로 보았을 때 한쪽 파워 스펙트럼으로 구한 패턴을 이용할 때도 진단이 가능했지만, 방향 파워 스펙트럼으로 구한 패턴들이

한쪽 파워 스펙트럼으로 구한 패턴보다 더 많은 정보를 나타내 주어, 이를 이용한 진단 방법이 효과적임을 알 수 있었다.

4.4 신경 회로망을 이용한 패턴 분류

신경 회로망은 제한된 수의 패턴으로 학습을 시킨 후 학습시 사용하지 않는 패턴에 대해서도 올바르게 분류할 수 있는 일반화 특징을 가진다. 신경 회로망의 구조는 방향 스펙트럼인 경우에 입력으로 한 패턴당 6개의 값들을 가지므로 6개의 절점, 출력층에서는 패턴의 종류가 전부 5유형이므로 5개의 절점을 잡았다. 일반적으로 은폐층의 절점의 수는 4개 이상이 되어야 하며,¹⁰ 절점의 수가 너무 많아지면 학습하는 연결 강도에 너무 많은 자유도를 주게되어 학습 효율이 떨어지게 되고, 너무 적은 수의 절점은 주어진 문제에 필요한 결정 영역의 형성을 어렵게 한다. 여기서는 은폐층에 5개의 절점을 잡았다. 초기 가중치 값은 -0.5~0.5 사이의 랜덤한 값으로 초기화시킨 후 원하는 출력값과 실제 출력값과의 rms 오차가 0.01이 될 때까지 학습을 시켰다. 오류 역전파 알고리즘에서 사용되는 학습 계수 중 운동량 계수는 0.7로 하고 학습률은 0.9로 하였다. 다른 값들에 비해 이 값들은 매우 빠른 학습속도를 보여 주었다. 활성화 함수는 은폐층과 출력층에서 사용했다. 학습을 위한 패턴은 각 패턴마다 3개씩 만들었으며, 3개 중 하나는 기준 패턴, 나머지 두개는 편차가 큰 패턴을 넣어 학습시켰다. 신경 회로망의 특성상 입력값들은 0~1 부근의 값으로 정규화 하는 것이 학습시 수렴이 빠르다. 따라서 전체 학습 패턴 중 가장 큰 값을 찾아서 그 값으로 나누어 주는 방법을 사용했다.

Fig.10(a)~(c)는 디젤 엔진의 학습 패턴들을 넣고 구한 학습 곡선(learning curve)이다. Fig.10(a)에 비해 Fig.10(b)과 Fig.10(c)는 수렴성이 훨씬 떨어진다. Table 1은 이상 위치별 30벌의 데이터에 대하여 방향 스펙트럼으로 학습시킨 후의 분류에 실패할 확률을 나타낸 표인데, 각각의 평면에서 구한 패턴을 분류한 후, 세 평면에서의 결과를 합쳐 두 평면 이상에서 잘못 분류한 경우를 실패할 확률로 하여 결과표를 만들었다. 분류 기

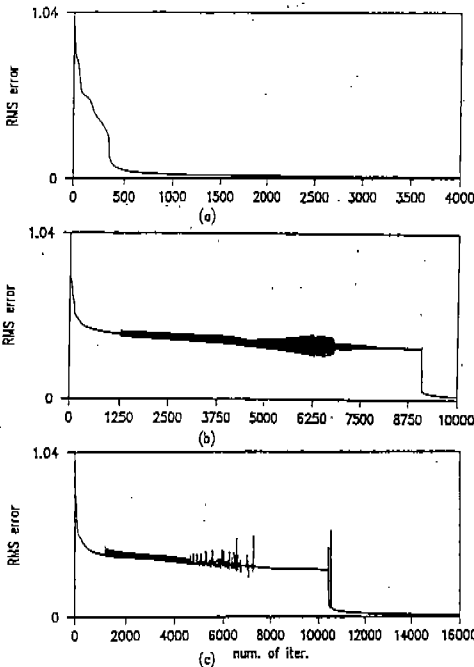


Fig.10 Learning curve of Diesel engine
 (a) horizontal plane(r plane) : $\eta=0.9$
 (b) z, x axis : $\eta=0.9$
 (c) z axis : $\eta=0.9$

Table 1. Percentage of misclassification with dPS : Diesel engine at 770rpm

| Input | Iteration | Misfired cylinder | | | | |
|----------|-----------|-------------------|------|-----|-----|-----|
| | | None | # 1 | # 2 | # 3 | # 4 |
| P_{pp} | 4992 | 0 | 13.3 | 20 | 0 | 3.3 |
| P_{qq} | 5331 | 0 | 3.3 | 3.3 | 0 | 0 |
| P_{rr} | 4832 | 0 | 3.3 | 0 | 0 | 0 |
| Result | | 0 | 3.3 | 3.3 | 0 | 0 |

● Neural net architecture=6-5-5; $\alpha=0.7$; $\eta=0.9$; rms error=0.01

Table 2. Percentage of misclassification with one-sided PS : Diesel engine at 770rpm

| Input | Iteration | Misfired cylinder | | | | |
|------------------|-----------|-------------------|------|------|-----|-----|
| | | None | # 1 | # 2 | # 3 | # 4 |
| P_{xx}, P_{yy} | 7667 | 0 | 13.3 | 20 | 0 | 3.3 |
| P_{yy}, P_{zz} | 17717 | 0 | 13.3 | 13.3 | 0 | 0 |
| P_{zz}, P_{xx} | 18852 | 0 | 13.3 | 20 | 3.3 | 0 |
| Result | | 0 | 10 | 16.7 | 0 | 0 |

● Neural net architecture=6-5-5; $\alpha=0.7$; $\eta=0.9$; rms error=0.01

Table 3. Percentage of misclassification with one-sided PS : Diesel engine at 770rpm

| Input | Iteration | Misfired cylinder | | | | |
|----------|-----------|-------------------|-----|------|-----|------|
| | | None | # 1 | # 2 | # 3 | # 4 |
| P_{xx} | 19812 | 0 | 10 | 40 | 0 | 0 |
| P_{yy} | 16469 | 0 | 40 | 0 | 0 | 16.7 |
| P_{zz} | 19284 | 0 | 10 | 16.7 | 0 | 3.3 |
| Result | | 0 | 10 | 6.7 | 0 | 0 |

● Neural net architecture=3-5-5; $\alpha=0.7$; $\eta=0.9$; rms error=0.01

Table 4. Percentage of misclassification with dPS : Gasoline engine at 1500rpm

| Input | Iteration | Misfired cylinder | | | | |
|----------|-----------|-------------------|-----|-----|-----|-----|
| | | None | # 1 | # 2 | # 3 | # 4 |
| P_{pp} | 3623 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| P_{qq} | 5253 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| P_{rr} | 3788 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| Result | | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |

● Neural net architecture=6-5-5; $\alpha=0.7$; $\eta=0.9$; rms error=0.01

준은 출력층의 한 절점이 0.6이상인 경우로 하였다.¹⁶⁾ 결과는 1번과 2번 실린더에 이상 폭발이 일어난 경우에 하나씩 분류에 실패했다. 한쪽 스펙트럼에 비해서 오차범위(RMS error=0.01)에 이르는 시간이나 패턴을 분류하는 성능이 떨어졌다. 끝으로 Table 4는 가솔린 엔진에서 이상 위치별 각각 10벌의 데이터에 대한 패턴 분류 결과로 모든 경우에 실패 확률이 0인 결과를 얻었다.

4.5 회전 속도와 가속도계의 위치 변화에 따른 효과¹⁹⁾

디젤 엔진을 이용하여 기준 속도인 770rpm에서 50rpm 내외의 속도 차이가 발생해도 패턴 분류에 영향을 주지 않음을 확인하였다. 또한 엔진 블럭에서 가속도계의 위치를 약간 변경하였을 때 기준 패턴에 큰 차이가 있는가를 확인해보았다. 기준 패턴은 중앙 위치에서 측정하였으며, 가속도계의 변경 위치는 중앙 부근의 공간에서 가속도계의 위치를 최대로 떨어뜨리기 위해서 5cm 정도 차이를 두었다. 판별 결과는 강제운동을 하는 엔진에서 가속도계의 측정 위치가 크게 변하지 않는다면, 진단시에 크게 문제가 되지 않음을 확인할 수 있었다.

5. 결 론

본 연구에서는 엔진 블럭에 3축 가속도계를 설치하여 이상 폭발이 일어난 엔진을 탐지하고, 이상 폭발이 일어난 실린더의 위치를 찾는 진단 방법에 대한 연구를 수행하면서 다음과 같은 결론을 얻었다.

- 1) 엔진의 회전 속도(1X)와 0.5X, 1.5X 성분의 변화를 이용하여 실험용 디젤 엔진과 실차(가솔린 엔진)에서 진단을 행하였다.
- 2) 복소 표기법에 의한 신호 처리 방법은 체계적으로 주파수 영역에서 한 절점의 평면운동을 나타내주며, 이 방법은 계적의 회전 방향과 모양을 알려줄 수 있다. 따라서 이상 폭발 실린더의 위치를 찾는 데 기존의 한쪽 스펙트럼보다 복소 표기에 의한 방향 스펙

트럼이 패턴 판별에 효과적이었다.

- 3) 패턴을 자동적으로 분류하기 위한 방법으로 다층 구조의 신경 회로망을 이용한 패턴 분류기를 사용해서 패턴들을 학습시킨 후 좋은 분류 능력을 얻었다.
- 4) 엔진 회전 속도와 가속도계의 설치 위치의 변화에 따라 패턴이 달라지므로 동특성을 고려한 선정이 필요하다. 그러나 선정된 엔진의 회전속도와 가속도계의 설치 위치가 크게 변하지 않는다면 진단시 문제는 없었다.

후 기

본 연구는 한국 과학 재단의 목적 기초 연구 지원 사업(관리 번호 89-02-03-07)에 의하여 수행되었습니다.

참 고 문 헌

1. William M. Bouverie, 1979, "Data Acquisition for use in determining Malfunction of Combustion Engine," United States Patent No. 4179922.
2. Arun K. Sood, Carl B. Friedlander and Ali Amin Fahs, 1985, "Engine Fault Analysis : Part I - Statistical Methods," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 32, No. 4, pp.294~300.
3. Arun K. Sood, Naeim A. Henein and Ali Amin Fahs, 1985, "Engine Fault Analysis Part II Parameter Estimation Approach," IEEE Trans. on Industrial Electronics, Vol. 32, No.4, pp. 301~307.
4. G. Rizzoni, 1989, "Diagnosis of Individual Cylinder Misfires by Signature Analysis of Crankshaft Speed Fluctuations," SAE 890884, pp.1572~1581.
5. Qi Zhunge, Yongxiang Lu and Shichao Yang, 1990, "Non-stationary Modelling of Vibration Signals for Monitoring the Condition of Machinery," Mechanical Systems and Signal Processing, Vol.4(5), pp.355~365.

6. Qi Zhunge and Y. Lu, 1991, "Signature Analysis for Reciprocating Machinery with Adaptive Signal Processing," *IMEchE, J. of Mechanical Engineering Science*, pp.305~310.
7. J. T. Kim, 1987, "Source and Path Recovery from Vibration Response Monitoring," Ph. D. Thesis, M. I. T..
8. 오동호, 1991, "진동 신호의 스펙트럼 분석에 의한 디젤 엔진의 실린더 이상 폭발 진단," 한국과학기술원, 석사학위논문.
9. 한우섭, 1992, "진동 신호를 이용한 디젤 엔진의 이상 폭발 진단," 한국과학기술원, 석사학위논문.
10. Mircea Rade, 1992, "Diagnosis of an Auxilliary Diesel Engine Vibration Problem with Signature Analysis," *Machine Vibration*, Vol.1, pp. 58~63.
11. C. W. Lee, 1993, *Vibration Analysis of Rotors*, Kluwer Academic Publishers.
12. C. W. Lee, Y. D. Joh, 1993, "Theory of Excitation Methods and Estimation of Frequency Response Functions in Complex Modal Testing of Rotating Machinery," *Mech. Sys. and Signal Processing*, Vol.7, No.1, p.57-74.
13. Y. D. Joh, C. W. Lee, 1993, "Excitation Methods and Modal Parameter Identification in Complex Modal Testing for Rotating Machinery," *Int. J. Anal. and Exp. Modal Analysis*, Vol.8, No.3(in press).
14. 한국과학기술원, 1992, 신경 회로망 컴퓨터 : 이론, 응용, 및 구현, 산학 협동 공개 강좌.
15. Yoh-Han Pao, 1989, *Adaptive pattern recognition and neural networks*, Addison-Wesley publishing company.
16. Riochard P. Lippmann, 1987, "An introduction to computing with neural nets," *IEEE ASSP magazine*, pp.4~22.
17. Philip D. Wasserman, 1989, *Neural computing*, Van Nostrand Reinhold.
18. Timo Sorsa & Heikki N. Koivo, 1991, "Neural networks in process fault diagnosis," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, Vol. 21, NO4, pp.815~825.
19. 한윤식, 1993, "복소 진동 신호 처리 기법을 이용한 엔진의 이상 폭발 진단," 한국과학기술원, 석사학위논문.