

〈논문〉 SAE NO. 953798

바이스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 회전기계 이상진단에 관한 연구

A Study on the Fault Diagnosis of Rotating Machinery
Using Neural Network with Bispectrum

오재웅,* 이정철**
J. E. Oh, J. C. Lee

ABSTRACT

For rotating machinery with high speed and high efficiency, large labor and high expenses are required to conduct machine health monitoring. Therefore, it becomes necessary to develop new diagnosis technique which can detect abnormalities of the rotating machinery effectively.

In this paper, it is identified that bispectrum analysis technique can be successfully applied to detect the abnormalities of the rotating machinery through computer simulation, and results of the bispectrum analysis are patterned in gridding form. Further, pattern recognition technique using back propagation algorithm, which is one of neural network algorithm, being consisted of patterned input layer and output layer for abnormal status, is applied to detect the abnormalities of simulator which is able to make up various kinds of abnormal conditions(misalignment, unbalance, rubbing etc.) of the rotating machinery.

주요기술용어 : Rotating Machinery(회전기계), Bispectrum(바이스펙트럼), Neural Network(신경회로망), Misalignment(불일치결함), Unbalance(불균형), Rubbing(마찰)

1. 서 론

최근 회전기계의 고속화, 경량화 및 고정밀화 추세에 따라, 가동중인 설비상태의 검사와 이상의 조기발견에 의한 돌발적인 고장과, 과잉보수에 의한 경제적, 시간적 손실을 방지하며, 제품

의 성능향상에 따른 기계의 진동 및 진동원인을 규명하기 위한 기술이 요구되고 있다. 이에 대해 많은 정비기술자와 축적된 진단기술이 요구되는 등 많은 문제가 발생하고 있다¹⁾. 이에 대한 대책으로 기계계에서 발생하는 진동신호를 계측하여 적절한 신호처리 기법과 전문가적인 지식을 이용하여, 기계 상태의 이상유무를 진단할 수 있는 인공지능형 시스템이 필요하게 되었다²⁾³⁾. 기존의 방법인 파워스펙트럼 해석⁴⁾은 목적하는 신호

* 정희원, 한양대학교 자동차공학과

** 한양대학교 정밀기계공학과

가 주변의 노이즈에 의해 변조되었을 경우, 이의 해석에 표과적으로 해석할 수 없으므로, 이러한 어려움을 극복하기 위하여, 각각의 주파수 성분의 진폭은 변하지 않게 유지하면서, 주파수성분들 사이의 상관위상의 변화에만 나타나는 기계계의 극미한 비정상만을 찾아내기에 유용한 바이스펙트럼 해석법이 제안되었다⁵⁾⁶⁾.

본 연구에서는, 회전기계의 비정상 가동시의 원인 및 이에 대한 현상을 규명하고, 파워스펙트럼에서는 알 수 없었던 주파수성분간의 간섭 등을 해석하기 위해 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 바이스펙트럼 해석법의 타당성을 규명하고, 바이스펙트럼의 결과를 신경회로망의 입력단으로 패턴화한다. 패턴화된 입력단과 이상증상에 따른 출력단으로 구성된 신경회로망을 패턴인식 기법에 의해 회전기계의 각종 이상현상을 재현하는 시뮬레이터에 적용하여, 회전기계의 이상원인을 판단할 수 있는 프로그램을 개발하고자 한다.

2. 이론 해석

2.1 바이스펙트럼(Bispectrum) 해석법⁵⁾⁶⁾⁷⁾

시계열신호를 해석하는 경우, 파워스펙트럼이나 상관함수를 구하는 것이 일반적 방법이었지만, 본 연구에서는 파워스펙트럼보다 1차수(order) 높은 바이스펙트럼(Bispectrum)에 관하여 그 의미 및 성질을 고찰한다.

가우스(Gauss)성 불규칙신호의 경우에는, 파워스펙트럼이 유력한 해석수단이 되는 것은 잘 알려져 있지만, 비가우스성 신호의 통계적 성질의 기술이나 비선형계의 특성해석을 위해서는 보다 고차의 스펙트럼이 필요하다⁵⁾. 바이스펙트럼은 고차스펙트럼 중에서도 비교적 간단히 구할 수 있고, 이제까지 대부분 의존해왔던 파워스펙트럼으로는 얻을 수 없는 각각의 주파수성분의 진폭은 변하지 않게 유지하면서 주파수성분들 사이의 상관위상의 변화에서만 나타나는 정보를 얻는 것이 가능하다는 점에 그 특징이 있다. 바이스펙트럼은 3차상관함수의 2차원 푸리에변환을 정의도며, 합이 0이 되는 세개의 주파수성분들 간의 상호관계를 나타낸다.

$E[x]=0$ 인 불규칙신호에 관해서 3차 자기상관함수 $\phi_{xxx}(\tau_1, \tau_2)$ 가 다음과 같이 정의된다.

$$\phi_{xxx}(\tau_1, \tau_2)$$

$$= \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T x(t) x(t+\tau_1) x(t+\tau_2) dt \quad (1)$$

또한, 바이스펙트럼 $\phi_{xxx}(f_1, f_2)$ 가 이의 2차원 푸리에변환으로써 다음과 같이 정의된다.

$$\phi_{xxx}(f_1, f_2)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \phi_{xxx}(\tau_1, \tau_2) e^{-j2\pi(f_1\tau_1 + f_2\tau_2)} d\tau_1 d\tau_2 \quad (2)$$

위에서 정의된 3차 자기상관함수와 바이스펙트럼의 차원은, 신호의 차원을 [volt]라고 하면, 각각 [volt]³, [volt]³[시간]²이 되고 어느 것이나 [volt]³에 비례하는 것에서 3차의 양이라는 것이 된다.

한편, $x(t)$ 를 T 시간 까지만 관측하여 얻으면,

$$x_T(t) = \begin{cases} x(t) & 0 \leq t \leq T \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

여기에서 $x_T(t)$ 를 이용하여 구한 3차상관함수 $\phi_{xxx}^T(\tau_1, \tau_2)$ 와 그의 푸리에변환 $\phi_{xxx}^T(f_1, f_2)$ 을 고찰한다. 이것들은 각각 다음과 같이 표시되어 진다.

$$\phi_{xxx}^T(\tau_1, \tau_2)$$

$$= \frac{1}{T} \int_0^T x(t)_T x_T(t+\tau_1) x_T(t+\tau_2) dt \quad (4)$$

$$\phi_{xxx}^T(f_1, f_2)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \phi_{xxx}^T(\tau_1, \tau_2) e^{-j2\pi(f_1\tau_1 + f_2\tau_2)} d\tau_1 d\tau_2$$

$$= \frac{1}{T} X_T(-f_1 - f_2) X_T(f_1) X_T(f_2)$$

$$= \frac{1}{T} X_T^*(-f_1 - f_2) X_T(f_1) X_T(f_2) \quad (5)$$

여기에서, *는 복소공액을 나타내며,

$$X_T(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x_T(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (6)$$

정의식 (1)로부터

$$\phi_{xxx}(f_1, f_2) = \lim_{T \rightarrow \infty} \phi_{xxx}^T(f_1, f_2) \quad (7)$$

이며, 한편 바이스펙트럼은

$$\phi_{xxx}(f_1, f_2) = \lim_{T \rightarrow \infty} E[\phi_{xxx}^T(f_1, f_2)] \quad (8)$$

여기에서 바이스펙트럼은 일반적으로 복소량이다. 푸리에스틸체(Fourier-Stieltje) 적분형태를 평균세제곱 $C(\tau) = E[x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)]$ 에 대입하면 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} f_1 + f_2 + f_3 &= 0 \\ E[dZ(f_1) dZ(f_2) dZ(f_3)] &= \phi_{xxx}(f_1, f_2) df_1 df_2 \\ f_1 + f_2 + f_3 &\neq 0 \\ E[dZ(f_1) dZ(f_2) dZ(f_3)] &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

즉, 바이스펙트럼은 주파수의 합이 0이 되는 세개의 푸리에성분의 곱에서 나온 평균 세제곱의

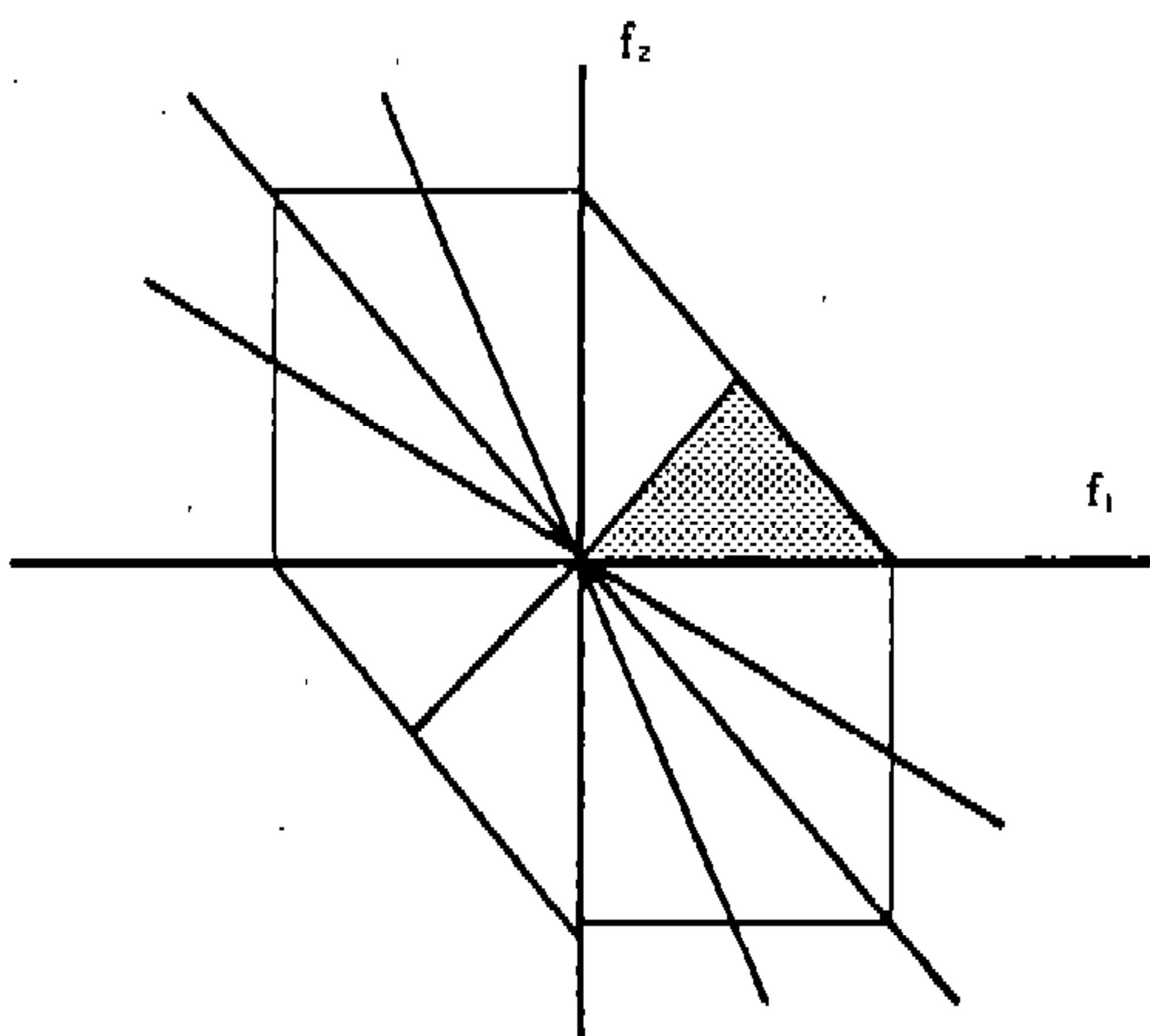


Fig.1 Symmetric relation of the bispectrum

기여도를 나타낸다.

또한, 신호 $x(t)$ 가 정상일 때, 바이스펙트럼에 관해서는

$$\begin{aligned} \phi_{xxx}(f_1, f_2) &= \phi_{xxx}(f_2, f_1) \\ &= \phi_{xxx}(f_1, -f_1 - f_2) = \phi_{xxx}(-f_1 - f_2, f_1) \\ &= \phi_{xxx}(f_2, -f_1 - f_2) = \phi_{xxx}(-f_1 - f_2, f_2) \end{aligned} \quad (10)$$

가 성립 된다. 식 (10)과 하기의 식 (11)의

$$\phi_{xxx}(f_1, f_2) = \phi_{xxx}^*(-f_1, -f_2) \quad (11)$$

관계에서 Fig.1은 이산화한 데이터에 대한 바이스펙트럼을 나타내며, (f_1, f_2) 평면의 12개의 삼각형 영역의 어느 것이든 1개에 대하여 계산하면 좋은 결과를 얻을 수 있음을 나타낸다. 이들 3각형은 면적이 동일하며, 서로 대칭관계 혹은 공액관계에 있다.

2.2 신경회로망의 학습 알고리즘²⁾⁽³⁾

신경회로망은 단순한 기능의 처리기들을 상호 병렬적으로 연결하여 입력과 원하는 출력만 주어지면, 학습기능에 의해서 주어진 문제를 해결하기에 적당한 처리기가 구성되는 방식으로, 기존 컴퓨터와 같은 명령의 순차적 처리가 아니고 병렬적인 처리가 가능하므로, 매번 프로그램의 수정이 필요 없다.

신경회로망 중에서 입력데이터의 변형이 다소 있더라도 진단을 잘 해낼 수 있으며 프로그램이 간단하고 학습이 잘되는 역전파(Back Propagation : BP) 알고리즘을 전단에 활용하였다. 노드(node)들의 활성화함수(activation function)로는 주로 시그모이드(sigmoid) 함수 $f(x) = 1 / (1 + e^{-x})$ 을 적용하는데, 이 함수의 특징은 미분이 가능하고, 비선형성을 가져 다층의 신경망에서 월동한 성능을 가진다는 장점이 있다. 학습 초기시 각 뉴론들이 갖는 임의의 연결강도는 반복적인 학습을 통해서 재형성되어 진다. 본 연구에 적용된 BP신경망의 알고리즘에 대한 단계별 설명은 다음과 같다.

[단계 1] 입력패턴과 원하는 출력패턴을 결정 한다.

본 연구에서 입력패턴은 증상의 종류에 따라 l 개로 하였는데 각 패턴의 입력단(input layer)은 $n \times 1$ 의 바이스펙트럼 데이터이고 출력단(output layer)은 원하는 출력으로 증상의 종류 객수와 같은 $l \times 1$ 의 2진수 데이터를 사용하였으며, 은닉단(hidden layer)은 컴퓨터의 용량 및 계산시간을 고려하여 m 개를 사용하였다. 즉, 본 연구에서는 Fig.2와 같이 $168 \times 30 \times 4$ 의 BP 구조를 이용하였다.

[단계 1] 각 노드의 입, 출력값을 계산한다.

입력단과 은닉단과의 연결강도를 연산하여 은닉단의 노드값을 결정한다.

$$Y_j = f \left(\sum_{i=1}^n X_i W_{ij} - \theta_j \right) \quad (12)$$

여기서, Y_j : 은닉단의 출력, X_i : 은닉단에서의 입력, W_{ij} : 입력값과 은닉단과의 연결강도, θ_j : 은닉단의 임계값, n : 입력단의 수

은닉단의 입력값과 출력단과의 연결강도를 연산하여 출력값을 결정한다.

$$Z_k = f \left(\sum_{j=1}^m Y_j W_{jk} - \theta_k \right) \quad (13)$$

여기서, Z_k : 출력단의 출력, Y_j : 은닉단에서의 입력, W_{jk} : 은닉단과 출력단과의 연결강도, θ_k : 출력단의 임계값, m : 은닉단의 수

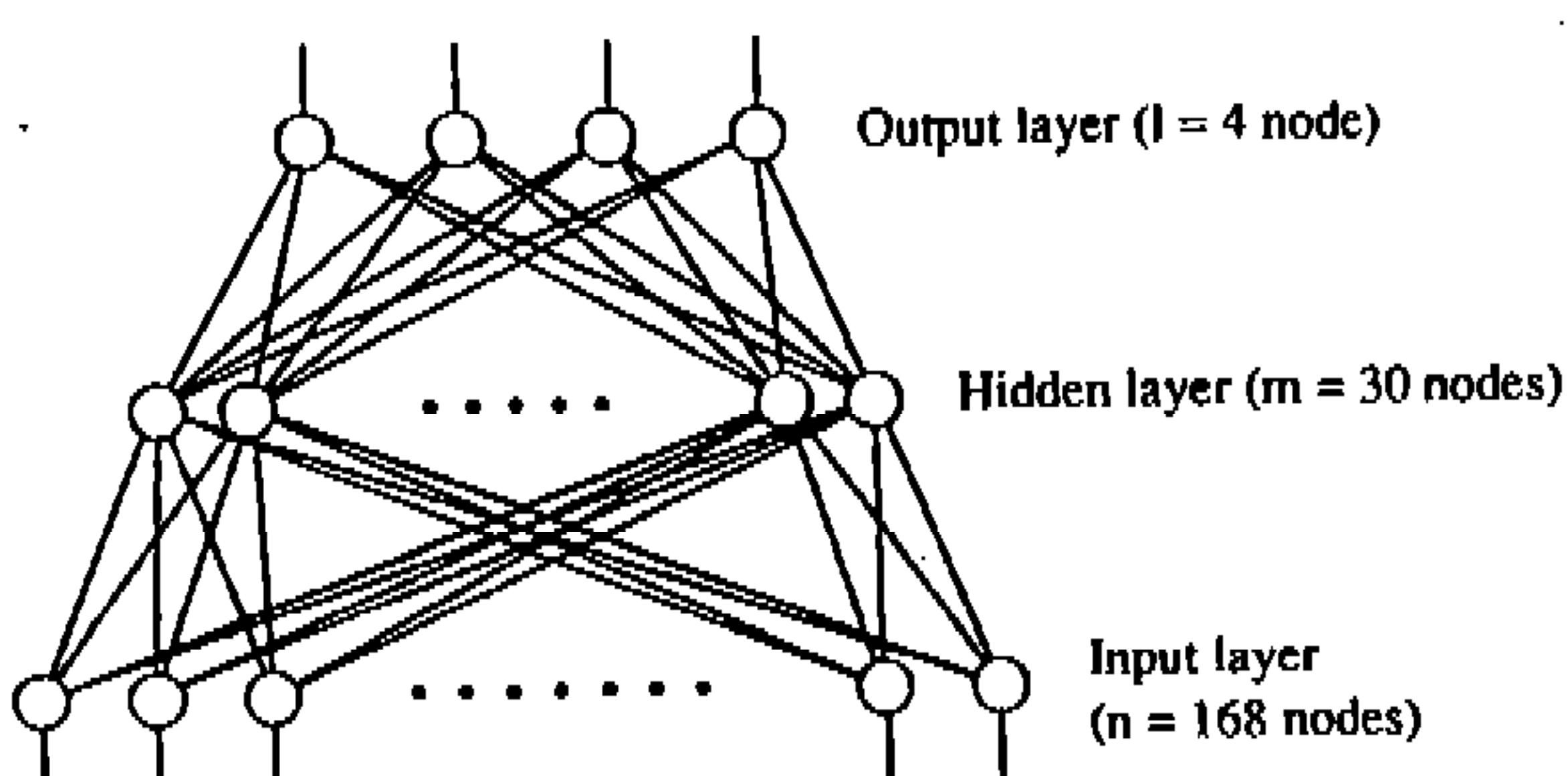


Fig.2 $n(168) \times m(30) \times l(4)$ neural network

[단계 3] LMS(Least Mean Square) 학습법 칙에 따라 오차값에 의한 연결강도 및 임계값을 수정한다.

출력단의 오차는

$$\delta_{ik} = Z_k (1 - Z_k) (d_k - Z_k) \quad (14)$$

여기서, d_k : 원하는 출력값(desired value)과 같으며, 은닉층과 출력층 사이의 연결강도 및 임계값은 출력단의 오차에 의해식 (15), (16)과 같이 수정된다.

$$W_{jk}^{(t+1)} = \alpha W_{jk}^{(t)} + \eta \delta_{ik} Z_k \quad (15)$$

$$\theta_k^{(t+1)} = \theta_k^{(t)} + \eta \delta_{ik} \quad (16)$$

여기에서, α : 관성항(0.1~0.9), η : 학습 계수(0.1~0.9), $W_{jk}^{(t)}$: t 번째 연결강도

은닉단의 오차는

$$\delta_{ij} = Y_j (1 - Y_j) \sum_k \delta_{ik} W_{jk} \quad (17)$$

과 같으며 입력층과 은닉층 사이의 연결강도 및 임계값은 은닉단의 오차에 의해식 (18), (19)과 같이 수정된다.

$$W_{ij}^{(t+1)} = \alpha W_{ij}^{(t)} + \eta \delta_{ij} Y_j \quad (18)$$

$$\theta_i^{(t+1)} = \theta_i^{(t)} + \eta \delta_{ij} \quad (19)$$

[단계 4] 출력단의 계산값과 원하는 출력값 사이의 오차가 만족할 만큼 작아질 때 까지 단계 2, 3을 반복한다.

학습완료시 학습된 연결강도와 임계값만을 이용하여 새로운 입력 패턴에 대하여 진단을 실시한다.

3. 컴퓨터 시뮬레이션

3.1 바이스펙트럼의 적용

시뮬레이션에 사용되는 입력신호의 기본주파

수 성분은 4, 8, 12, 16, 20Hz로 5개이며, 샘플링시간은 0.015625초, 데이타 갯수는 128개로 이루어져 있다. 신호의 크기를 '1'로 하였을 경우, 잡음성분은 난수발생함수를 사용하였으며, 시뮬레이션 데이터는 다음 수식으로 표현한다.

$$X(\omega) = \exp(-j\omega_n t) \sin(\omega_d t + \phi) \quad (20)$$

여기서, $\omega_d = \omega_n \sqrt{1 - \zeta^2}$, $(-1.0 < X(t) < 1.0)$

1) 신호의 잡음성분이 바이스펙트럼에 미치는 영향

- (a) 입력주파수 $f_1=4\text{Hz}$, $f_2=8\text{Hz}$, $f_3=12\text{Hz}$, $f_4=16\text{Hz}$, $f_5=20\text{Hz}$ 이며 잡음성분이 전혀 없는 경우
- (b) 입력주파수 $f_1=4\text{Hz}$, $f_2=8\text{Hz}$, $f_3=12\text{Hz}$, $f_4=16\text{Hz}$, $f_5=20\text{Hz}$ 이며 잡음성분이 0.4인 경우
- (c) 입력주파수 $f_1=4\text{Hz}$, $f_2=8\text{Hz}$, $f_3=12\text{Hz}$, $f_4=16\text{Hz}$, $f_5=20\text{Hz}$ 이며 잡음성분이 0.8인 경우

Fig.3의 결과로 볼 때 바이스펙트럼의 변화에 따라 거의 같은 값을 가지는 것으로 보아 바이스펙트럼은 잡음의 영향은 전혀 없는 것은 아니지만, 거의 영향을 받지 않는다는 것을 알 수 있다.

2) 측대역이 바이스펙트럼에 미치는 영향

입력은 상기한 1)과 같으며, 각 경우마다 기준 주파수에 0.5Hz의 측대역을 주었다.

(a) 4Hz 주변에 측대역이 발생한 경우 :

$(f_1=4, f_2=4, f_3=8)$, $(f_1=4, f_2=8, f_3=12)$, $(f_1=4, f_2=12, f_3=16)$, $(f_1=4, f_2=16, f_3=20)$

(b) 12Hz 주변에 측대역이 발생한 경우 :

$(f_1=4, f_2=8, f_3=12)$, $(f_1=4, f_2=12, f_3=16)$, $(f_1=8, f_2=12, f_3=20)$

(c) 20Hz 주변에 측대역이 발생한 경우 :

$(f_1=4, f_2=16, f_3=20)$, $(f_1=8, f_2=12, f_3=20)$

Fig.4에서 볼 때 바이스펙트럼에서는 측대역이 발생한 주파수가 f_1 , f_2 , f_3 중의 어느 것이 되고 나머지 주파수가 존재한다면 피크가 나타난다.

3) 주파수성분 변화가 바이스펙트럼에 미치는 영향

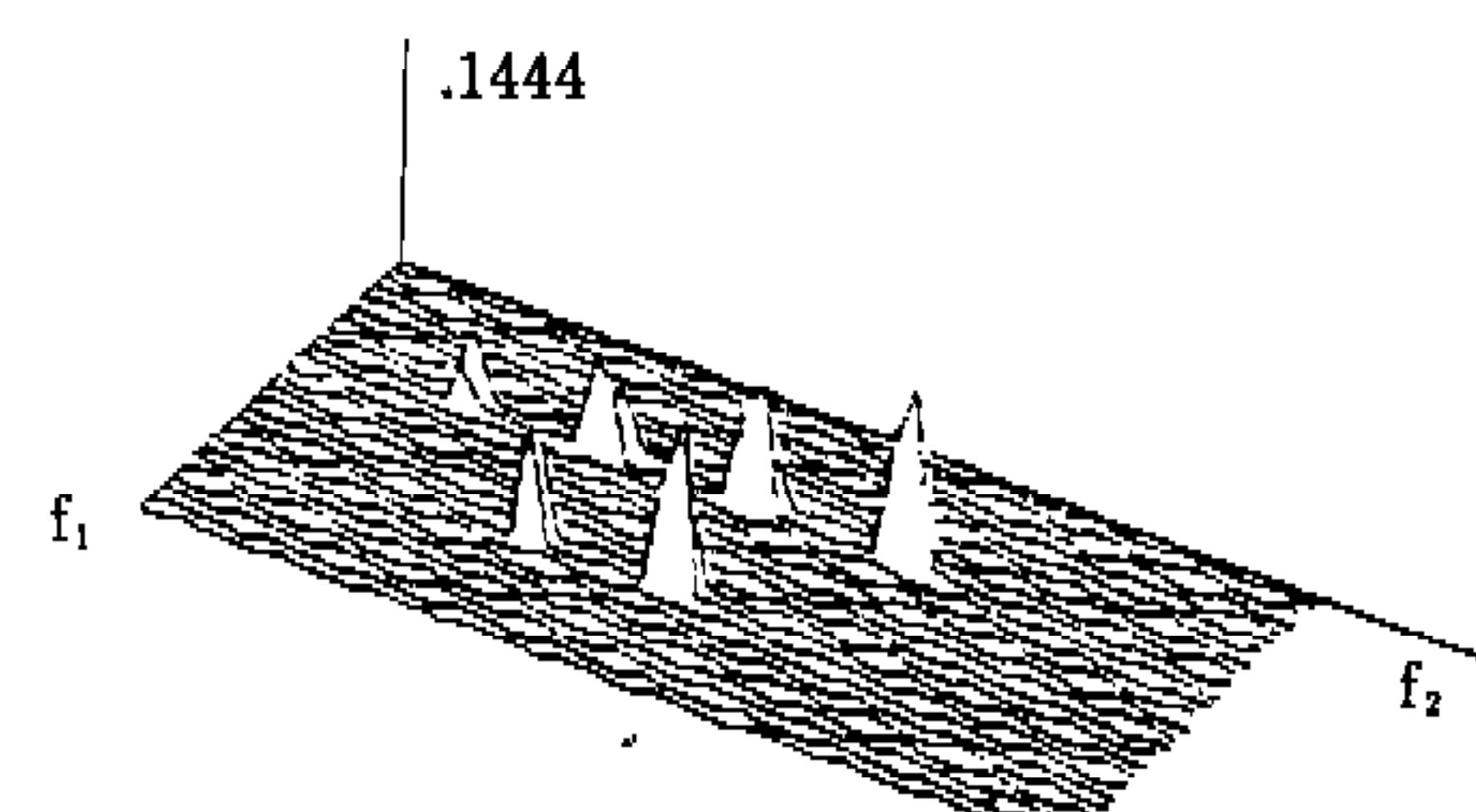
입력은 상기한 1)과 같으며, 각 경우마다 기준 주파수에 0.5Hz의 주파수성분 저하를 주었다.

(a) 8Hz가 7.5Hz로 변한 경우 :

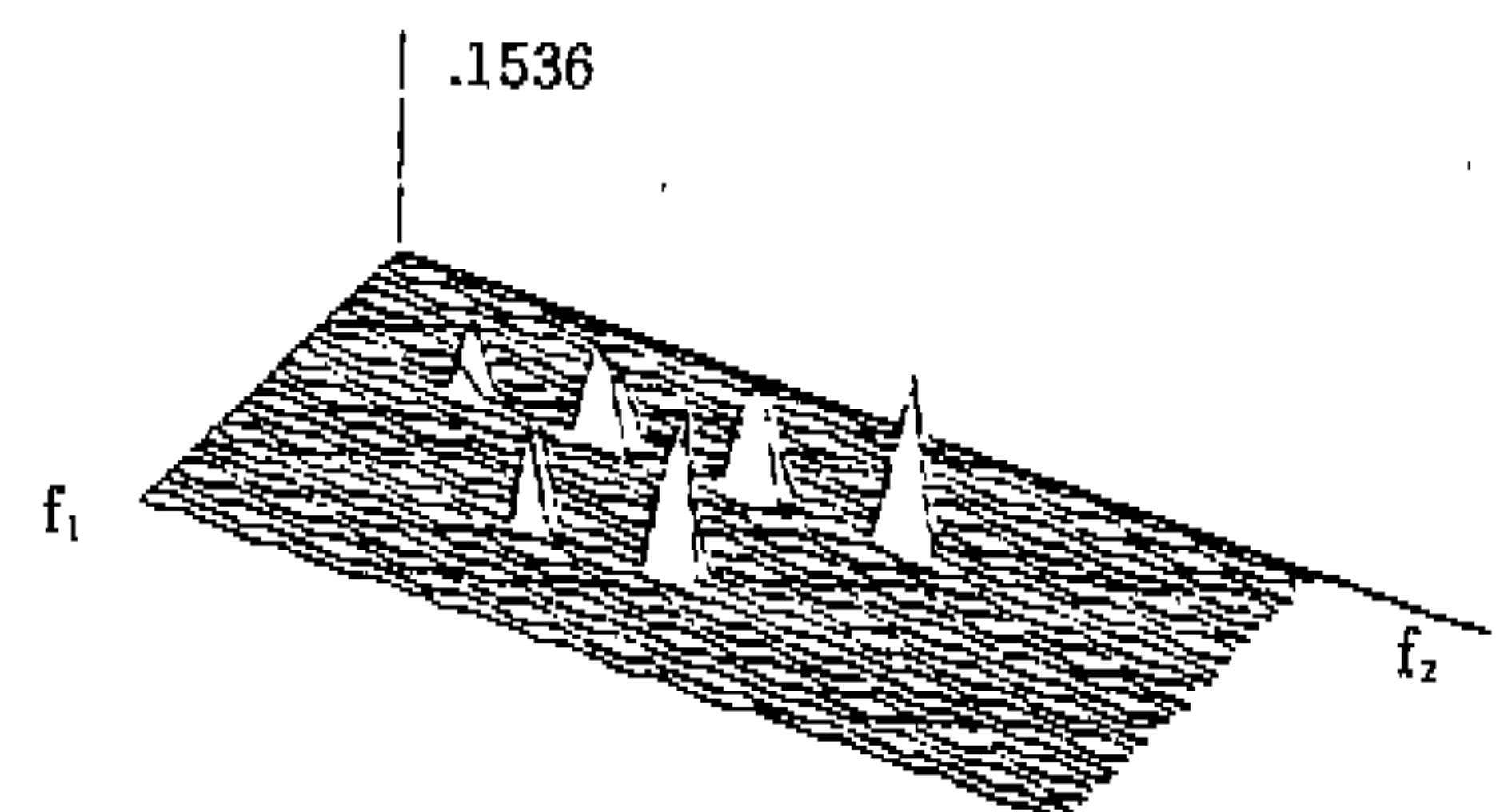
$(f_1=4, f_2=8, f_3=12)$, $(f_1=8, f_2=12, f_3=20)$

(b) 12Hz가 11.5Hz로 변한 경우 :

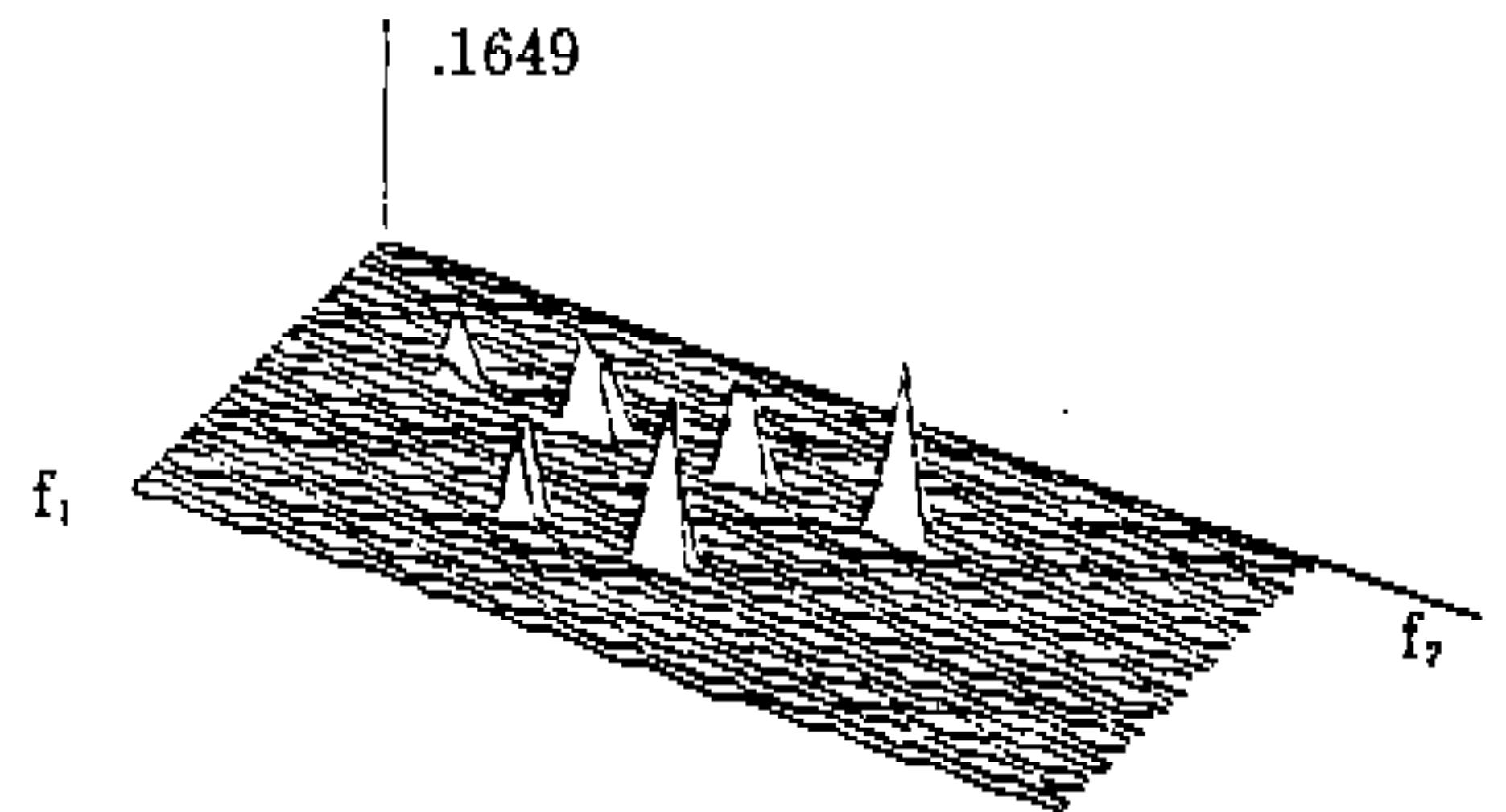
$(f_1=4, f_2=12, f_3=16)$, $(f_1=8, f_2=12, f_3=20)$



(a) $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5 + \text{noise}(0)$



(b) $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5 + \text{noise}(0.4)$



(c) $f_1, f_2, f_3, f_4, f_5 + \text{noise}(0.8)$

Fig.3 Bispectrum due to the change of noise

(c) 16Hz가 15.5Hz로 변한 경우 :

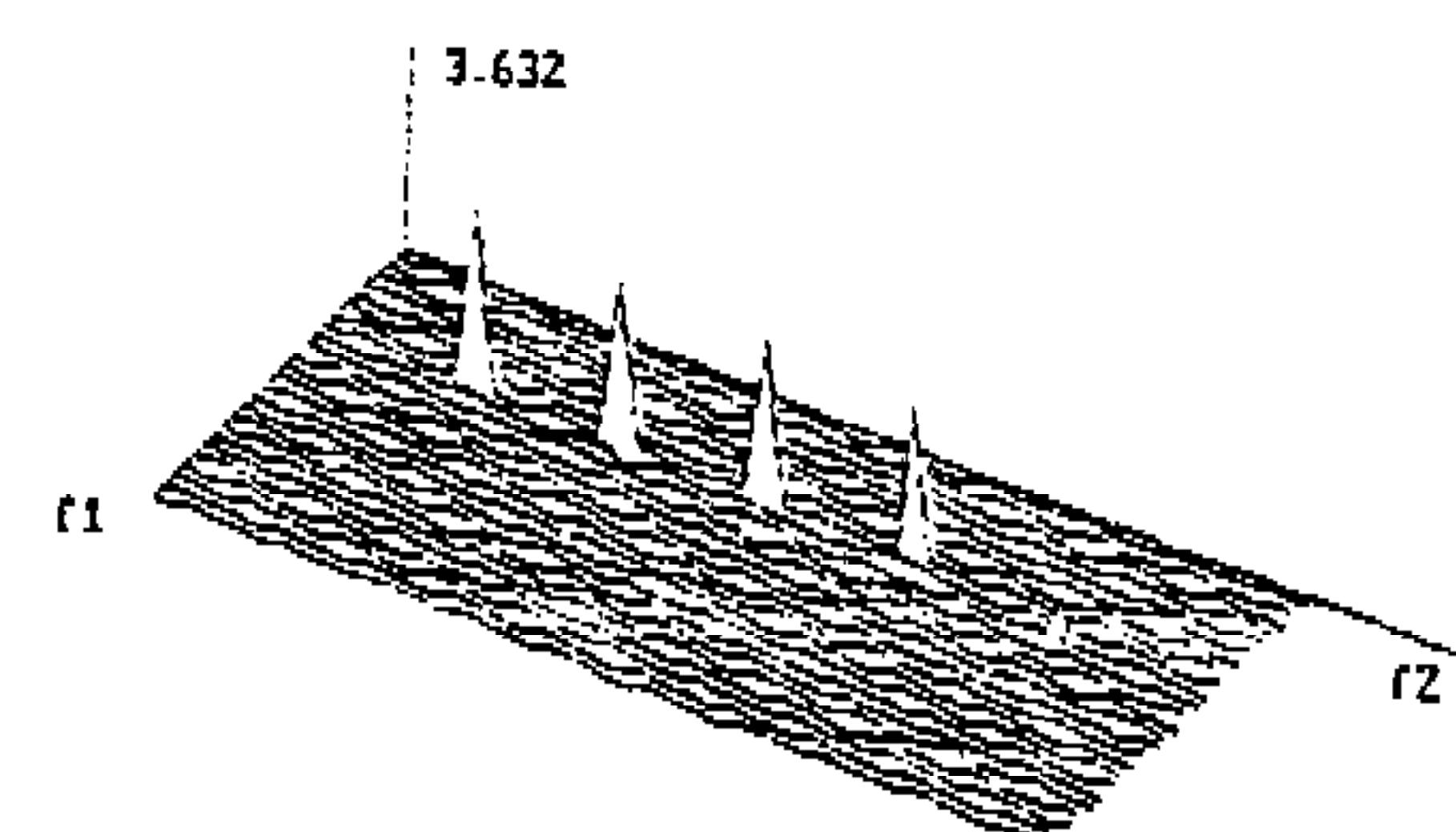
$$(f_1=4, f_2=16, f_3=20)$$

Fig.5에서 볼 때 바이스펙트럼에서는 주파수 변동이 생긴 주파수 f_1 , f_2 중의 어느 것이 되면 피크가 나타난다.

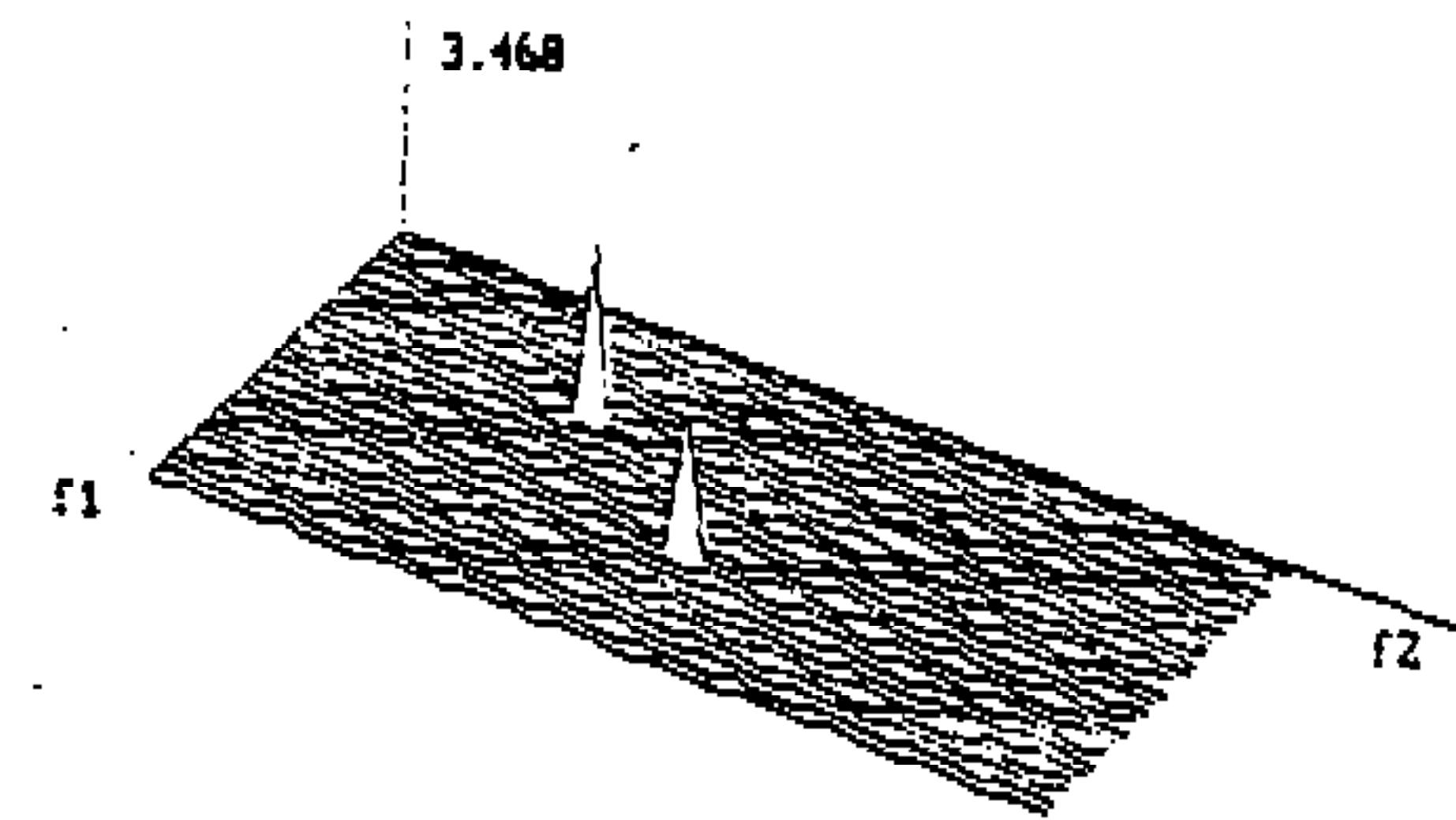
3.2 바이스펙트럼의 신경회로망 적용

신경회로망의 입력패턴은 잡음이 0인 경우의 정상신호, 4, 12, 20Hz에서 측대역이 발생한 신

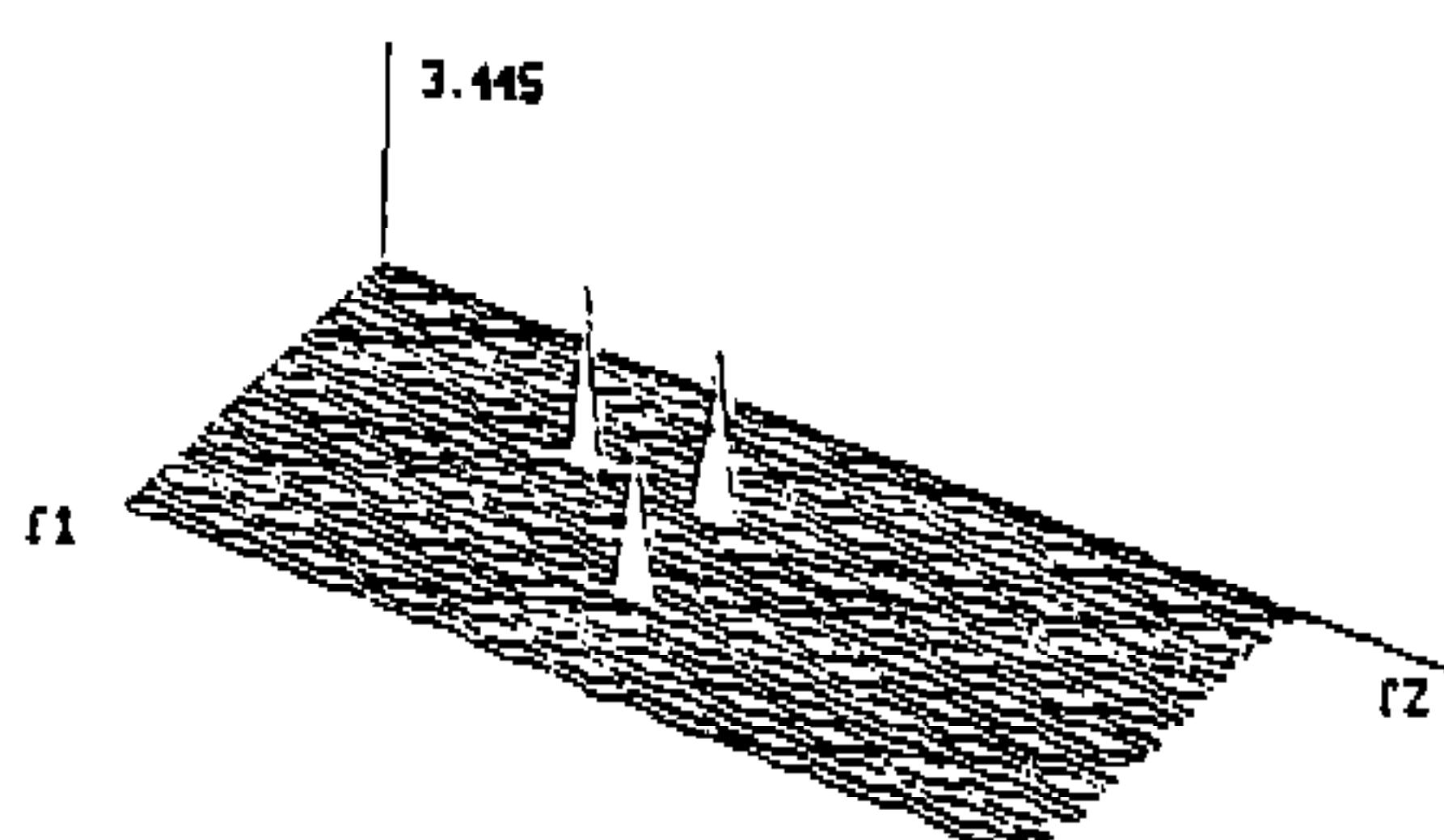
호, 주파수변동이 4, 16Hz에서 발생한 신호 등 6가지의 신호를 이용하였다. 6가지 각 입력 패턴의 입력단은, 바이스펙트럼을 25×25 격자형 평면으로 하여 기준레벨(정상상태 최소값)에서 대표적 값을 갖는 156개의 값의 각점에서 레벨에 따라 5단계(0, 0.25, 0.5, 0.75, 1)로 구성하여 입력층으로 사용하였다. 한편, 은닉단은 30개를 사용하였고, 출력단은 입력패턴의 종류갯수인 6개의 2진수(0, 1)로 하여 신경회로망을 구



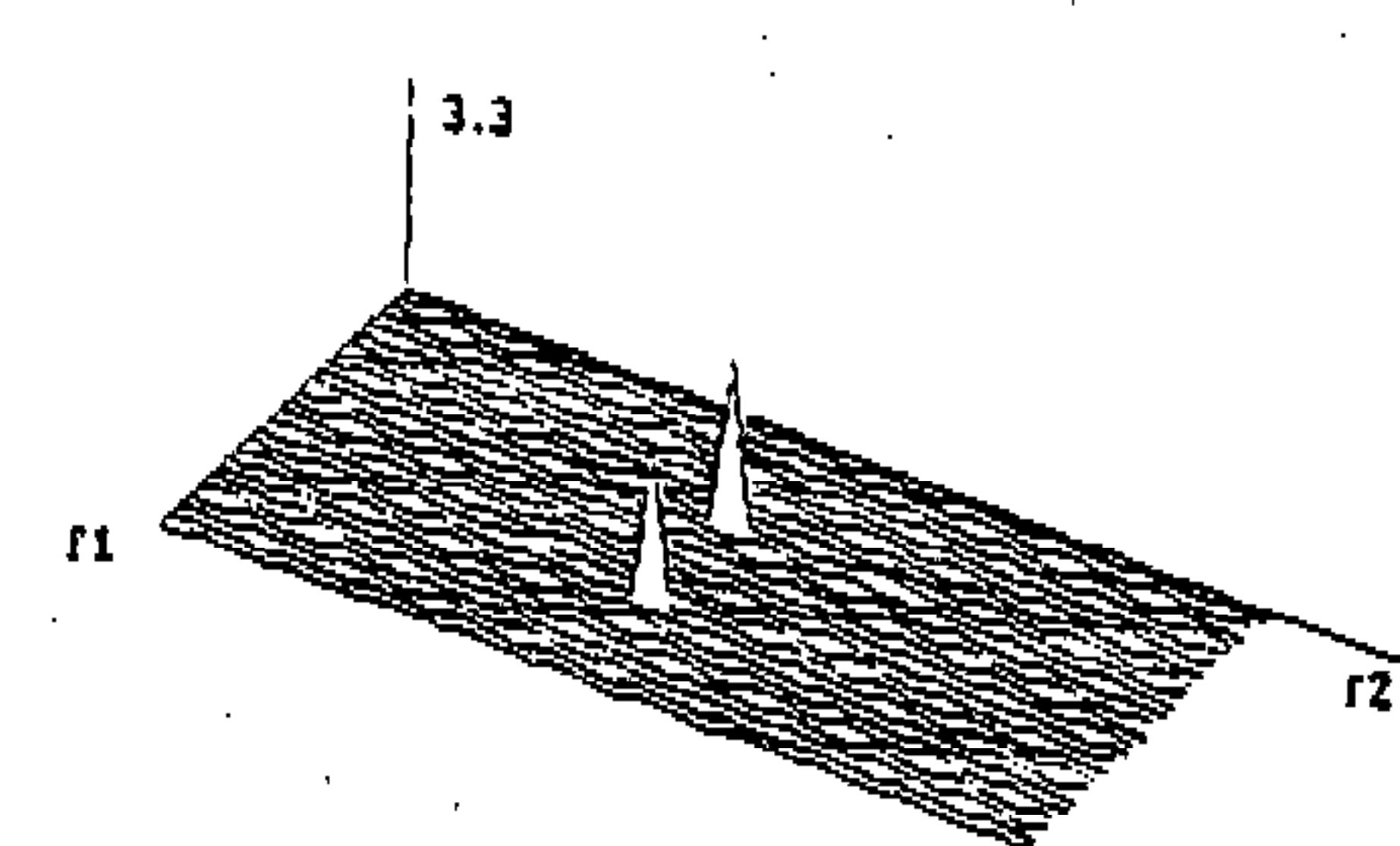
(a) 3.5Hz, 4.5Hz



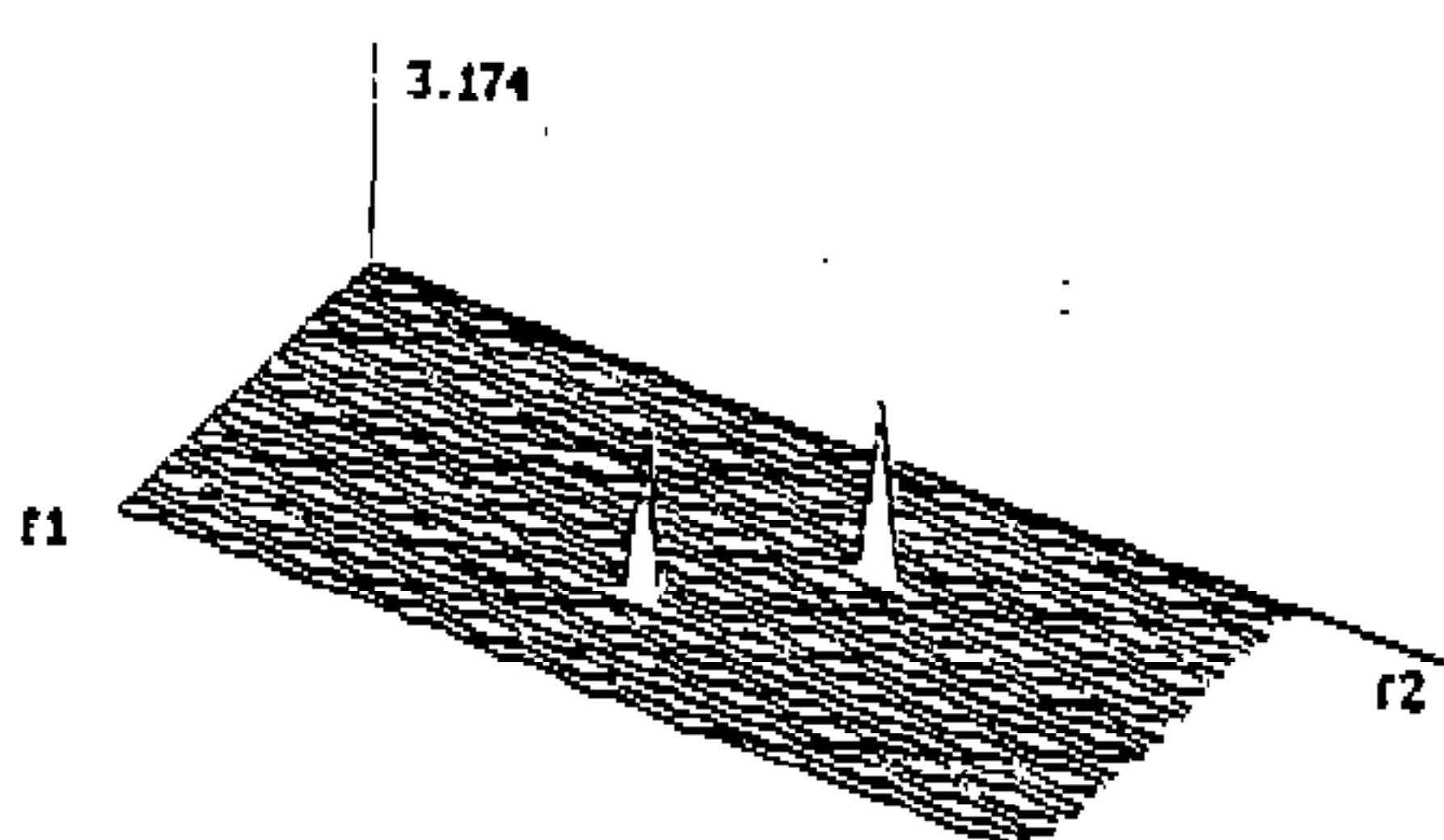
(a) 8Hz→7.5Hz



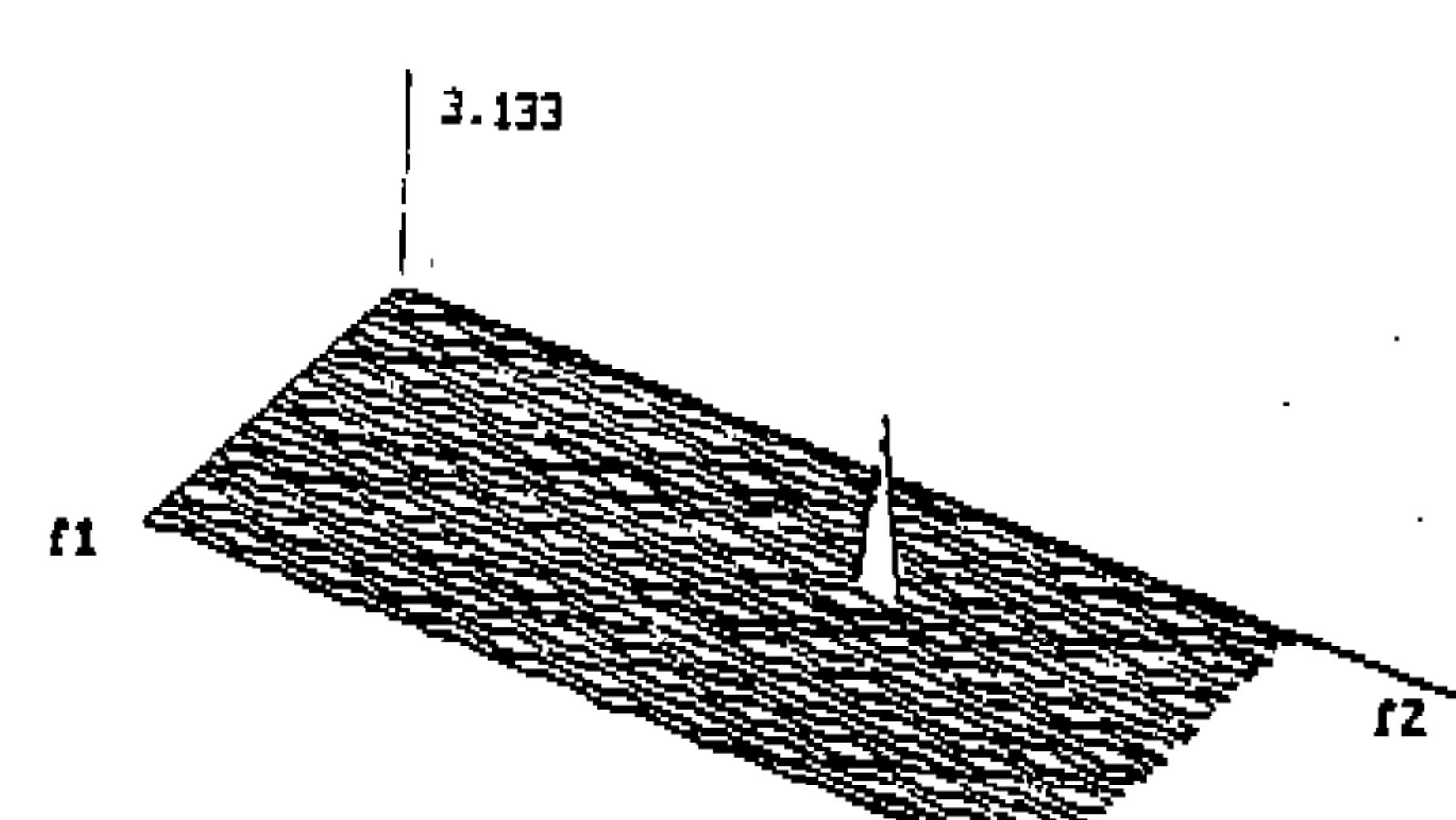
(b) 11.5Hz, 12.5Hz



(b) 12Hz→11.5Hz



(c) 19.5Hz, 20.5Hz



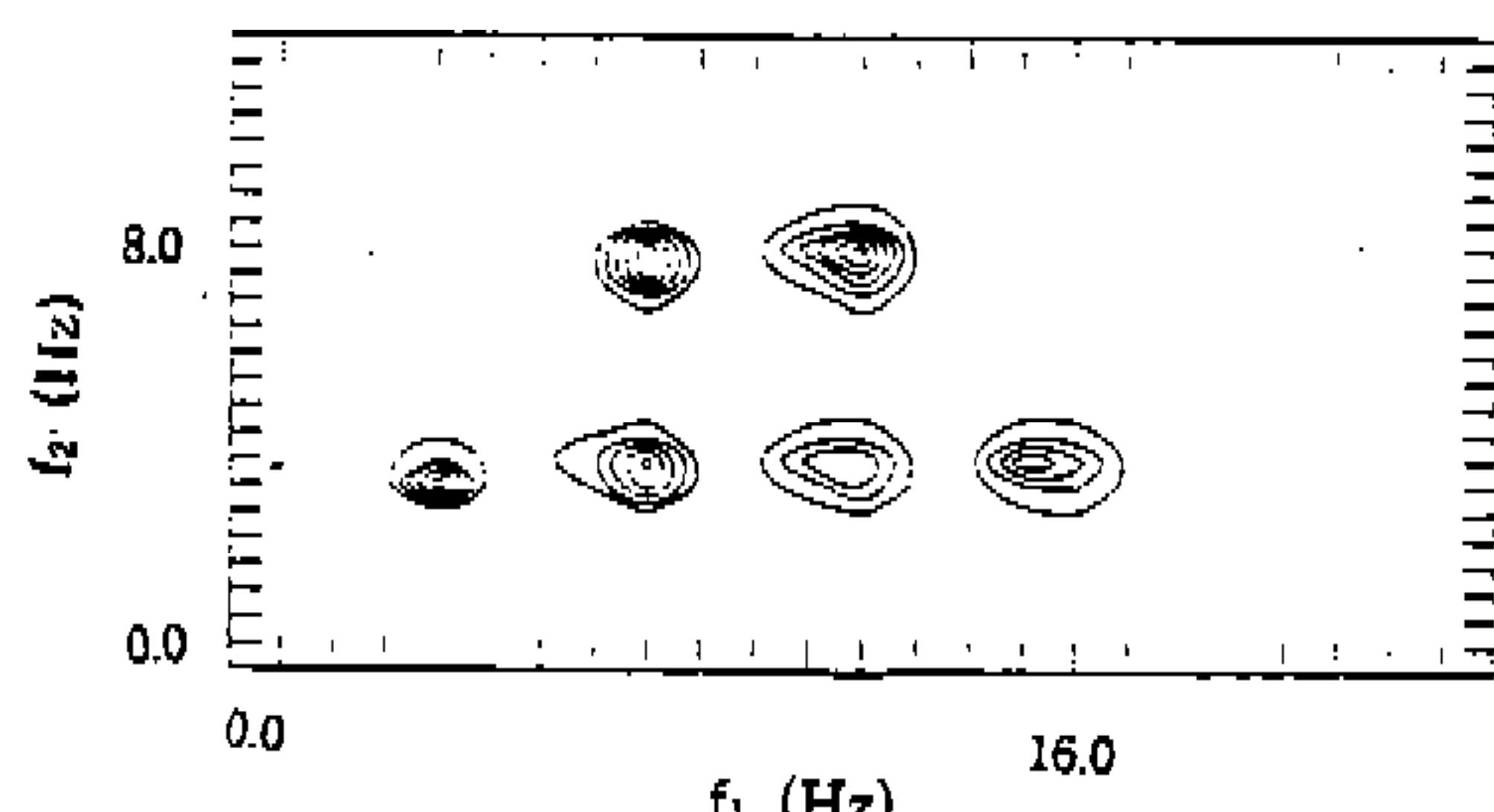
(c) 16Hz→15.5Hz

Fig.4 Bispectrum due to the change of each side band

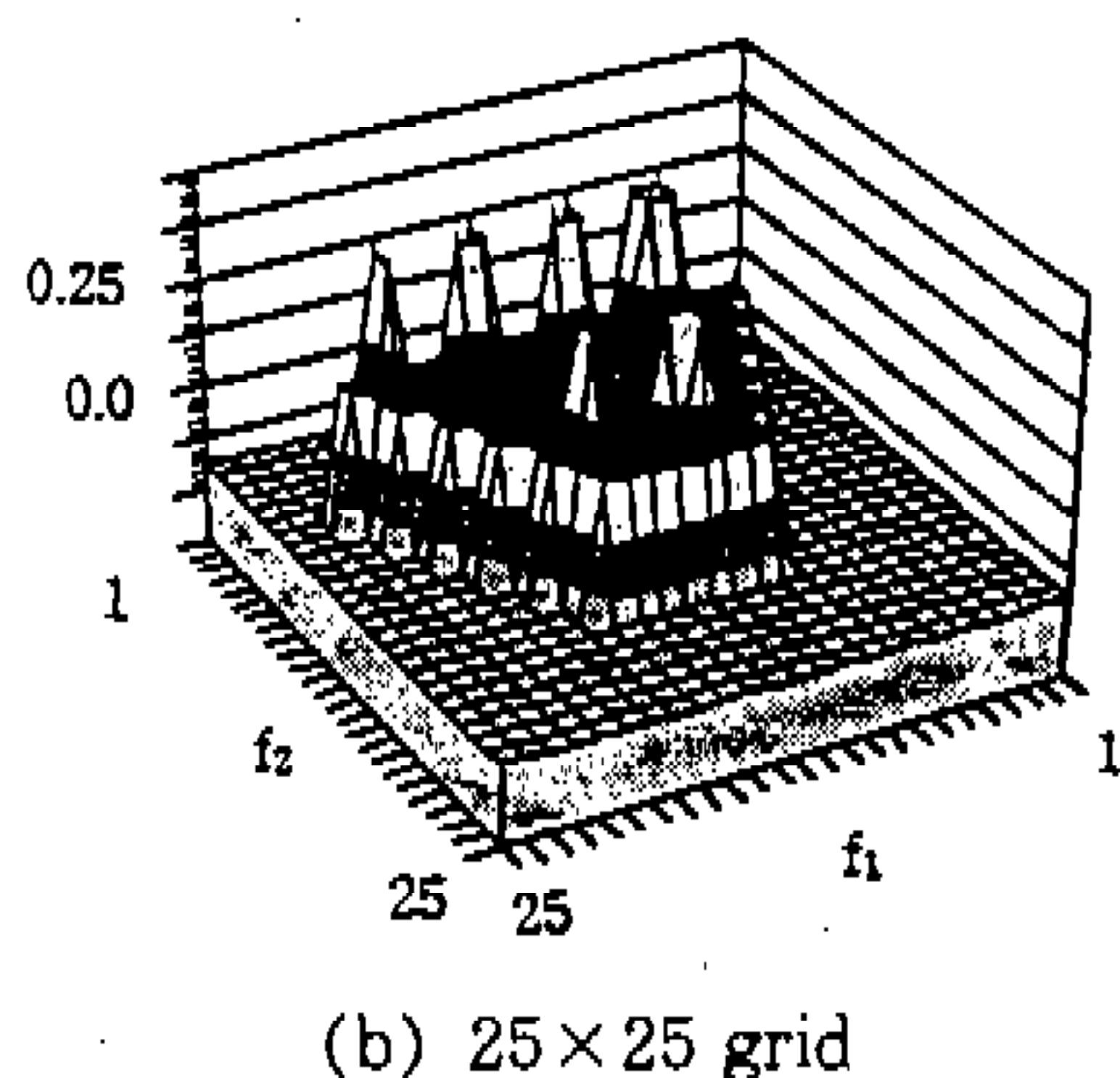
Fig.5 Bispectrum due to the shift of frequency

성하였다.

신경회로망에 주어진 입력층과 출력층의 데이터를 입력하여, 2000회의 반복을 거쳐 학습을 실시한 후, 얻어진 각 노드들간의 가중치와 각 노드의 임계값을 이용하여 156개의 데이터를 갖



(a) Contour ($\max = 0.056$, $\min = 0.004$)



(b) 25×25 grid

Fig.6 Input bispectrum pattern of neural network

Table 1 Result of pattern recognition of each case

입력패턴 출력값	출력단의 Desired Value					
	출력단 결과					
정상 (noise=0.8)	1	0	0	0	0	0
	0.983	0.000	0.007	0.011	0.010	0.010
side band 발생(4Hz)	0	1	0	0	0	0
	0.0018	0.74	0.12	0.015	0.0017	0.0078
side band 발생(20Hz)	0	0	0	1	0	0
	0.023	0.004	0.0089	0.98	0.00013	0.0056
주파수변동 발생(16Hz)	0	0	0	0	0	1
	0.024	0.0039	0.0013	0.0095	0.00017	0.98

는 각 신호의 바이스펙트럼과 원하는 출력단을 입력하여 출력단의 결과와 원하는 출력단을 비교함으로써 진단을 실시하였다.

시뮬레이션을 통하여 얻은 각각의 바이스펙트럼 결과를 신경회로망을 통하여 이상 신호의 판별을 할 수 있었으며, 잡음을 포함한 정상신호인 경우에도 그 신호를 정상으로 판별하였다.

그 결과를 Table 1에 나타내었다.

4. 실험

4.1 실험 장치 및 방법

본 연구에서는 회전 기계가 비정상적인 작동을 할 때 발생하는 현상을 시뮬레이터(Bently Nevada Rotor Kit, 24755)를 이용하여 재현하여, 이의 바이스펙트럼을 신경회로망에 적용한 후 이상유무를 진단하기 위하여 다음과 같은 실험장치를 사용하였다.

시뮬레이터를 실험대상으로 하여 정상상태, 불

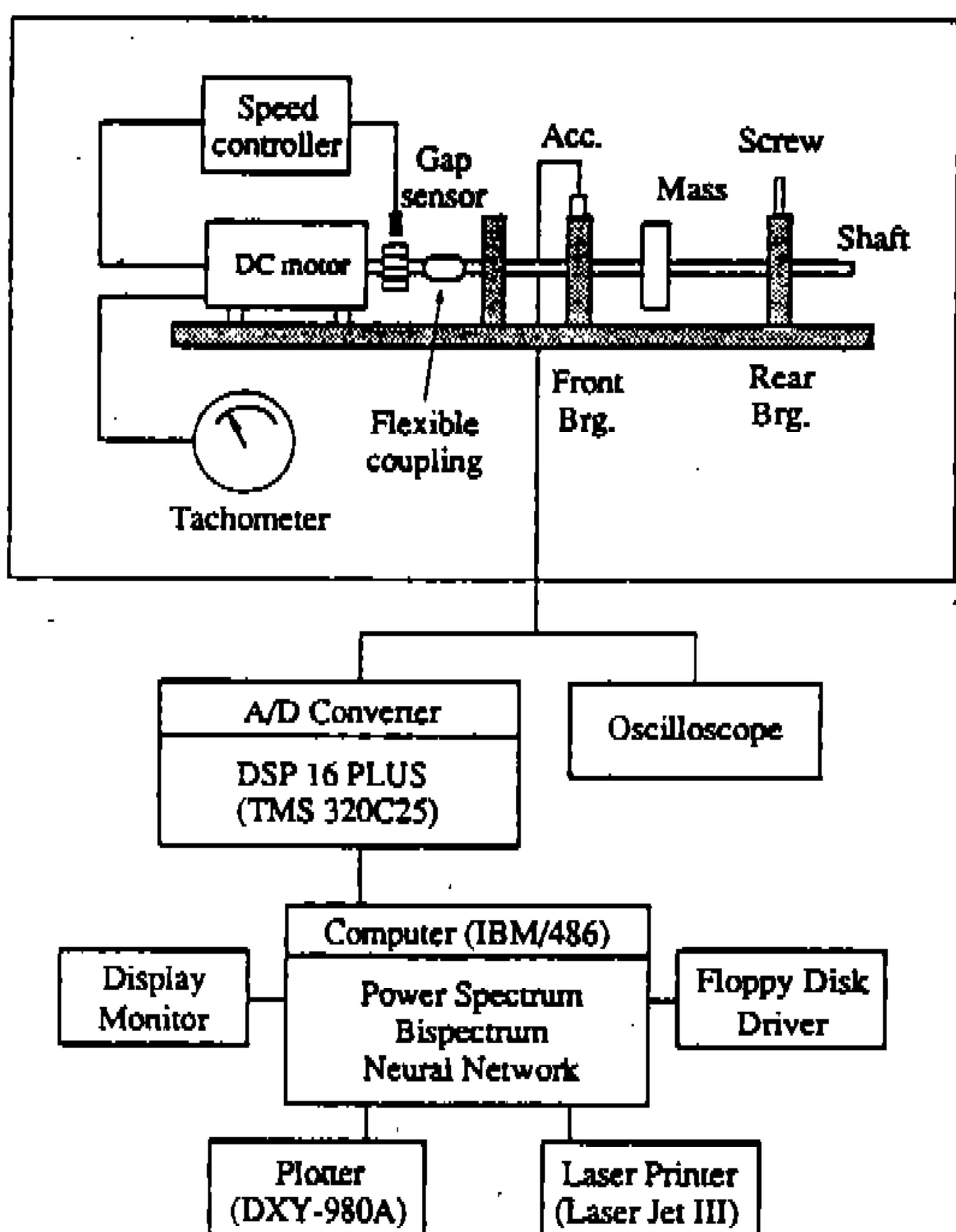


Fig.7 Experimental apparatus

일치, 마찰, 불균형의 이상이 발생할 때, 각각의 경우에 대하여 3000, 5000rpm 별로 시뮬레이터의 지지대(Front bridge)에 부착된 가속도 픽업(Dytran 3100B)으로부터의 신호를 저주파통과 필터를 이용하여 계측하였다. 실험장치 및 측정계를 Fig.7에 나타내었다.

시뮬레이터에서 각각 유형의 이상을 재현하는 방법은 다음과 같다.

- 1) 불일치 : 축의 반부하측에 45도 각도로 나일론 봉으로 인위적인 힘을 가하여, 축중 심선이 일치하지 않는 경우를 고찰
- 2) 불균형 : 축에 달려 있는 회전체 질량에 1.0g의 질량을 추가하여, 회전체의 회전중심

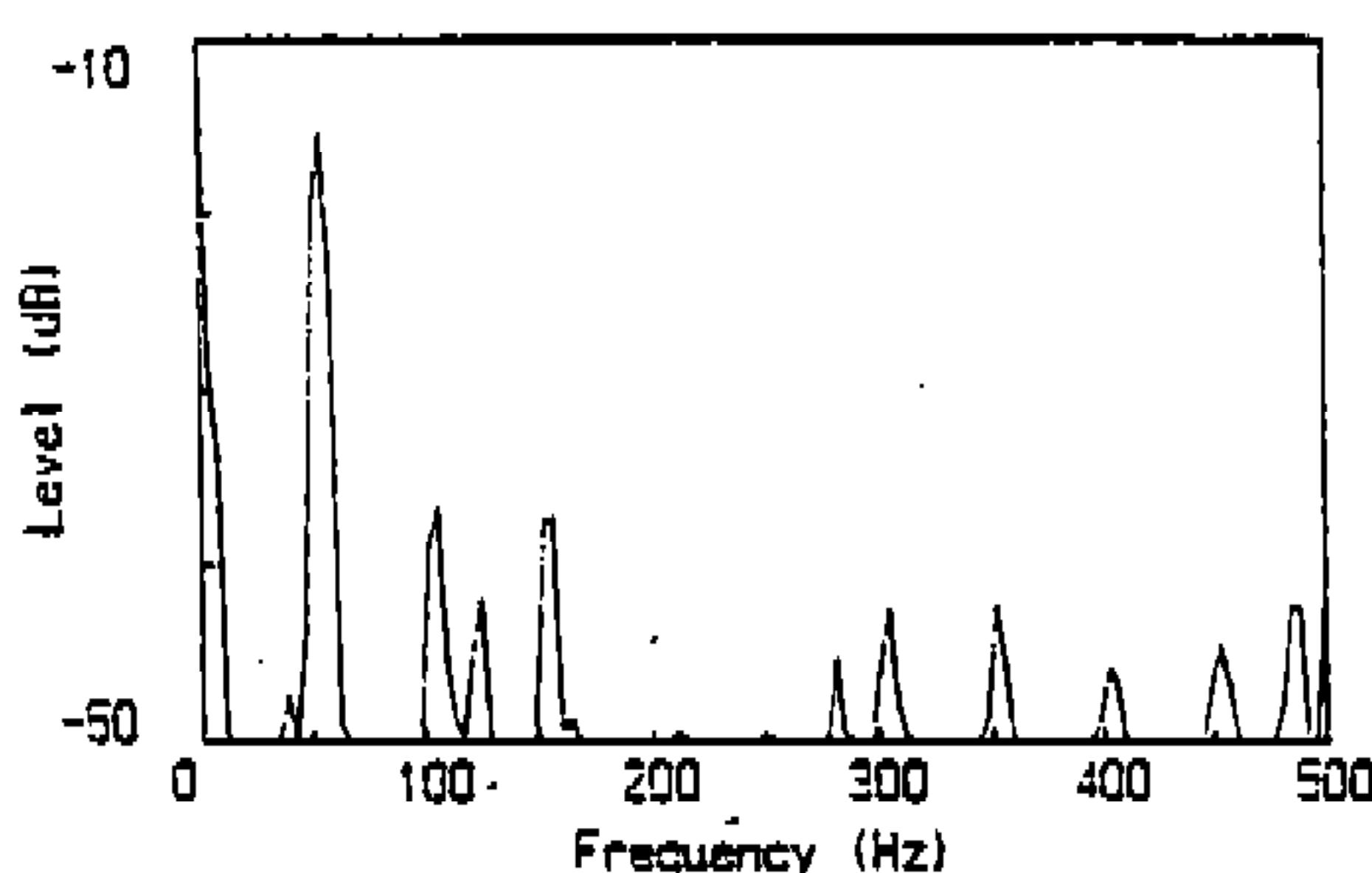
선에 대한 회전체 중량의 불평형 상태를 고찰

- 3) 마찰 : 마찰나사(rub screw)를 이용하여, 회전체 반부하측 하우징 부위에 있는 구멍에 인위적으로 나사를 둘려 마찰현상을 고찰

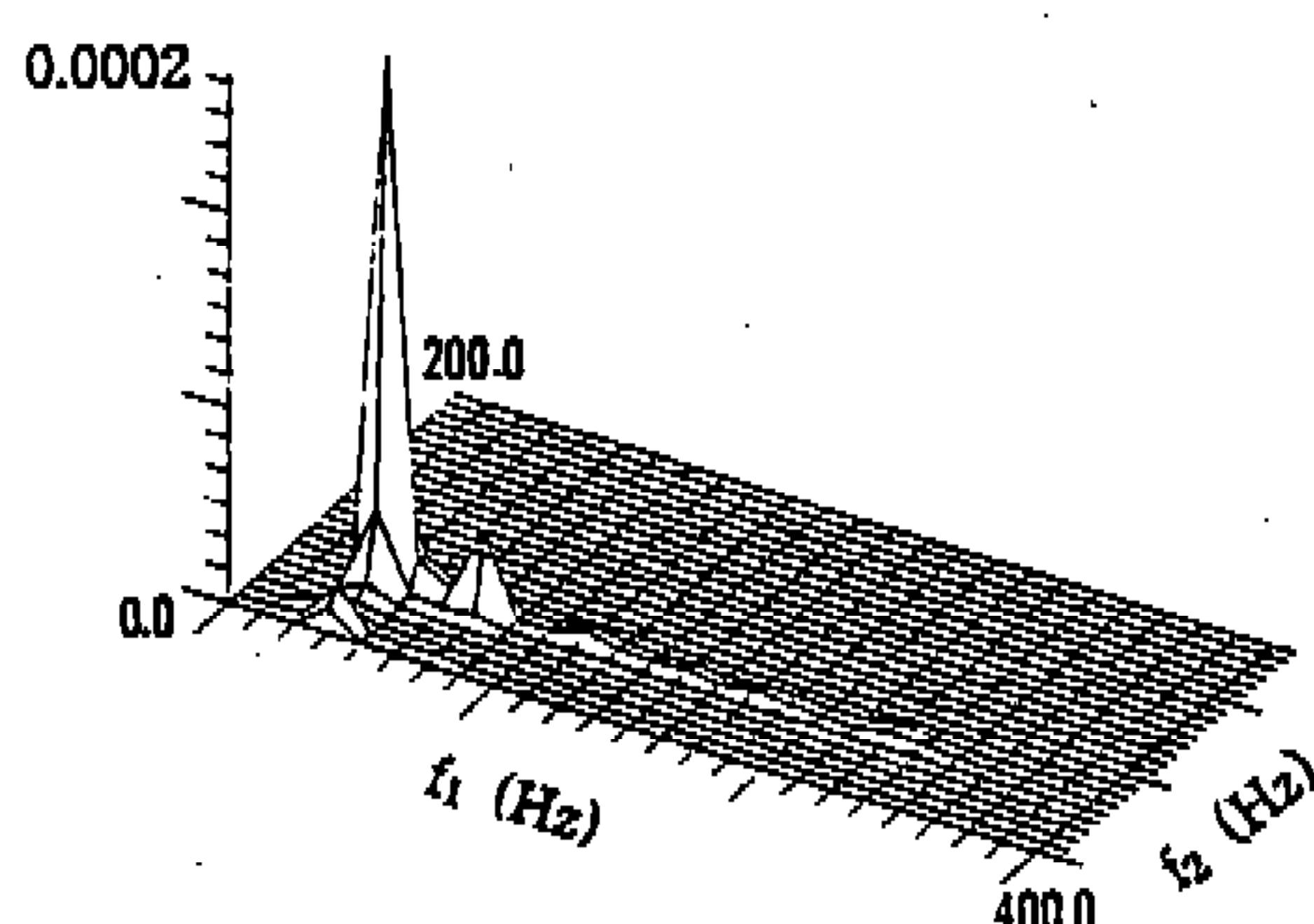
4.2 시뮬레이터의 고장 증상 및 원인

회전기계의 대표적 고장증상 및 원인은 다음과 같다.

- 1) 불일치에 의한 진동발생은 회전기계 이상 원인의 약 50% 차지하며, 기계의 온도상승, 축의 팽창 등에 의하여 주로 커플링이

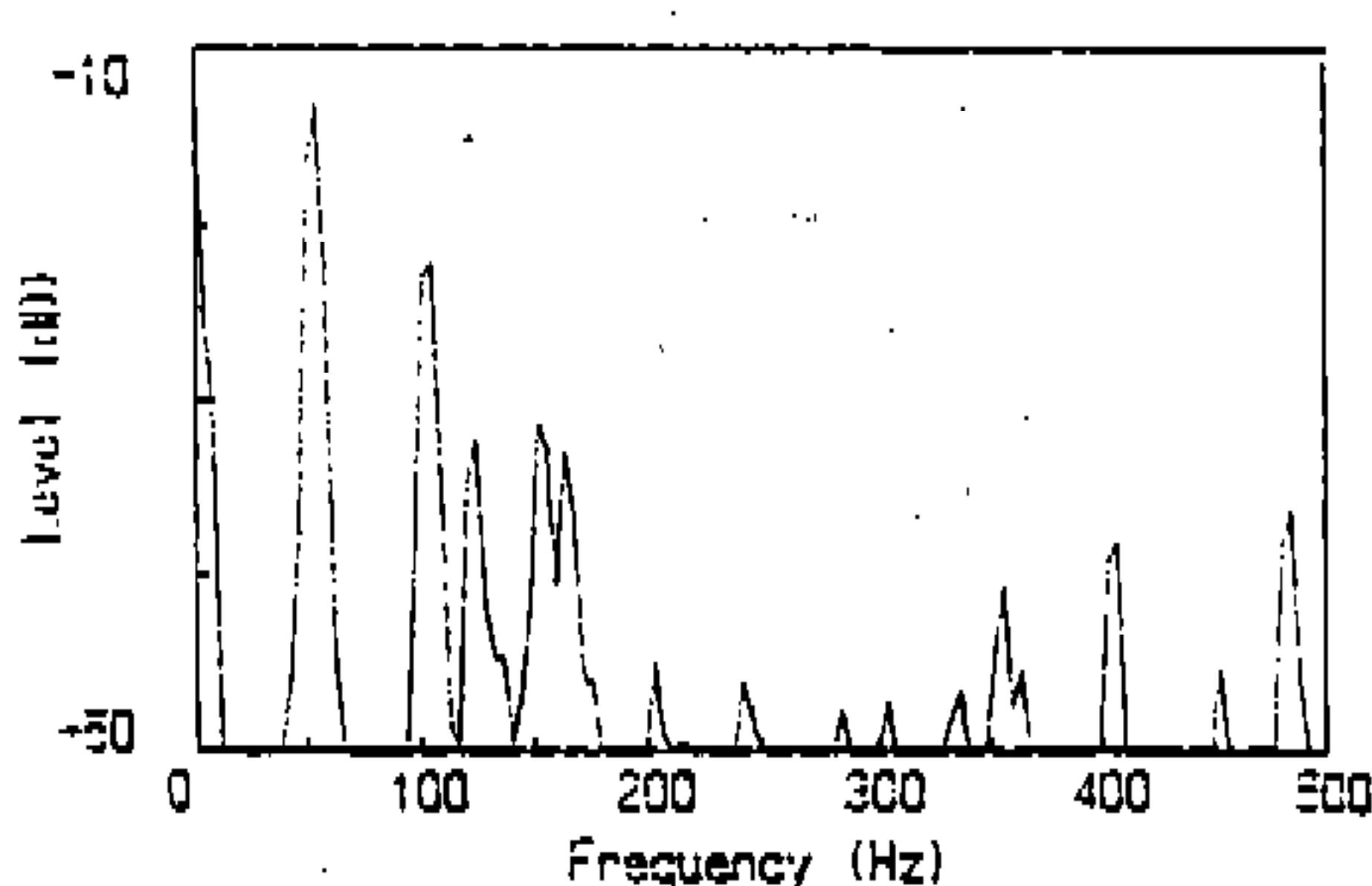


(a) Power spectrum

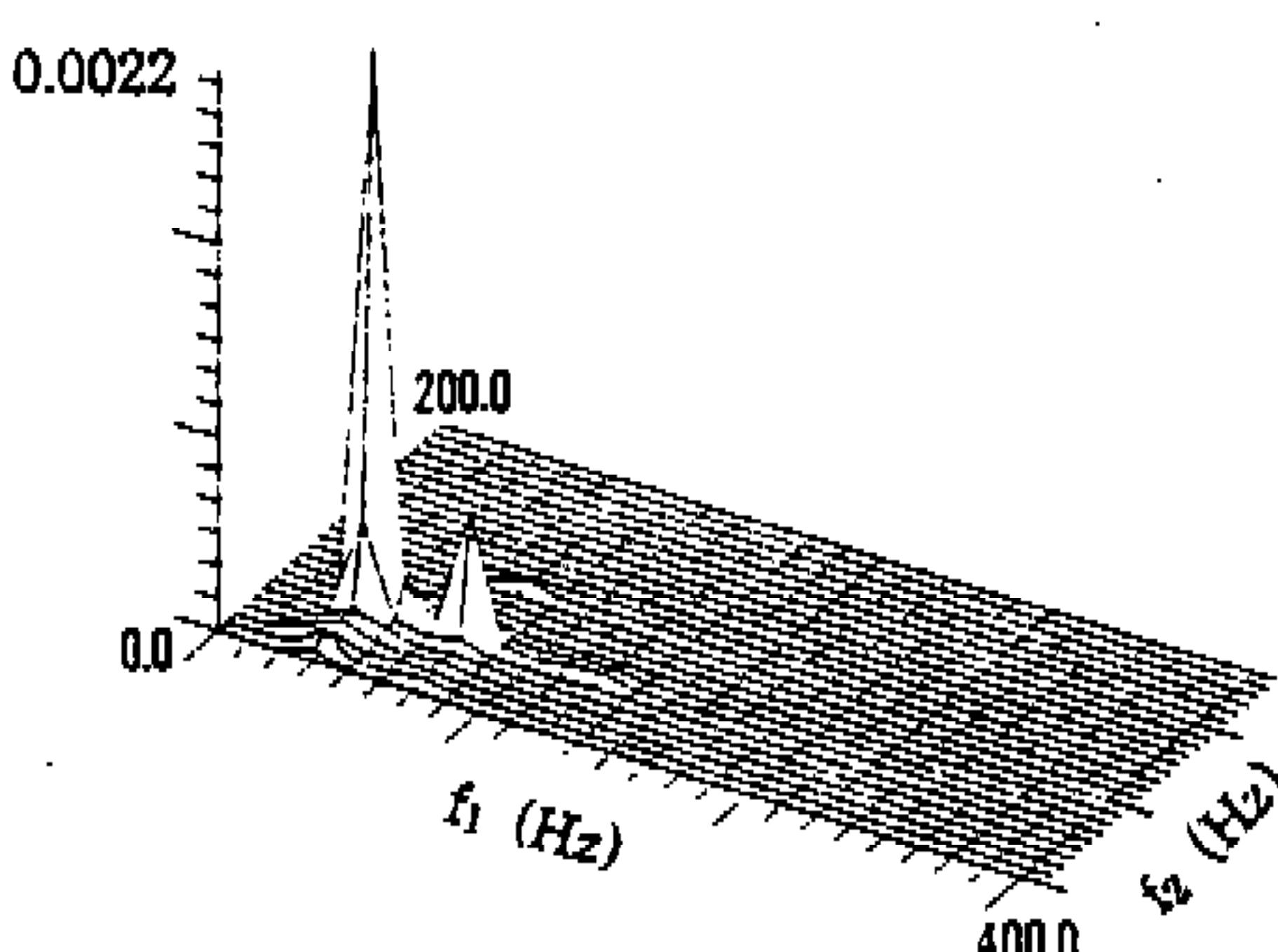


(b) Bispectrum

Fig.8 Auto spectrum of good condition of simulator



(a) Power spectrum



(b) Bispectrum

Fig.9 Auto spectrum of misalignment of simulator

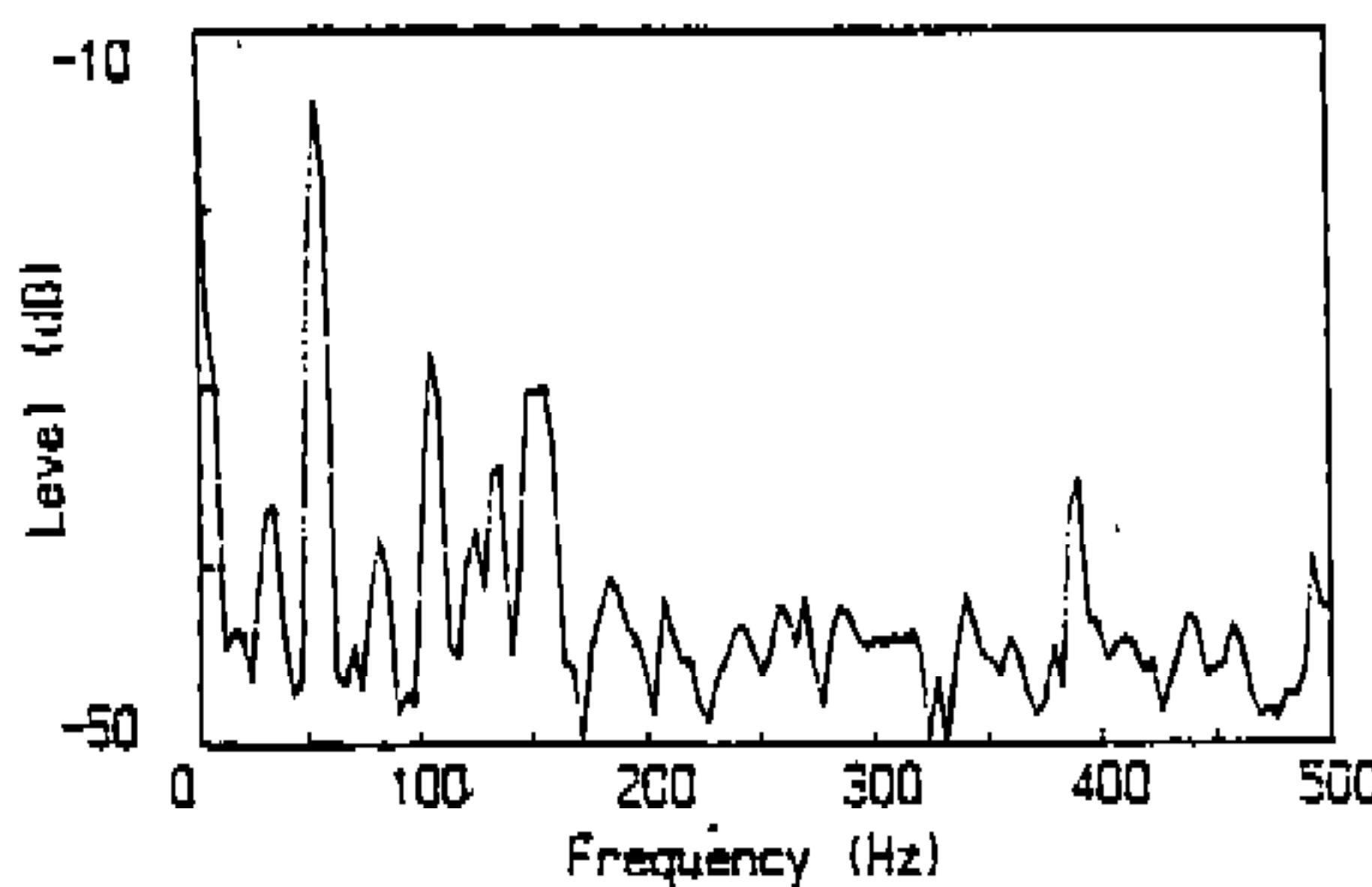
된 2개의 회전체의 중심선이 일치하지 않는 경우에 발생한다.

- 2) 불균형은 회전기계의 가장 일반적인 진동 원인으로써 회전체의 회전중심선에 대한 회전체 중량의 불평형으로 회전체 및 지지 베어링의 판진동을 유발한다.
- 3) 마찰은 마찰, 충격등을 동반하는 회전기계의 회전체와 고정자간의 미소한 간극의 접촉에 의해 발생하며, 주원인은 고하중을 받는 경우, 회전체의 저속회전시, 베어링의 틈새가 부족한 경우, 변형에 의한 축과 베어링의 접촉시 발생한다.

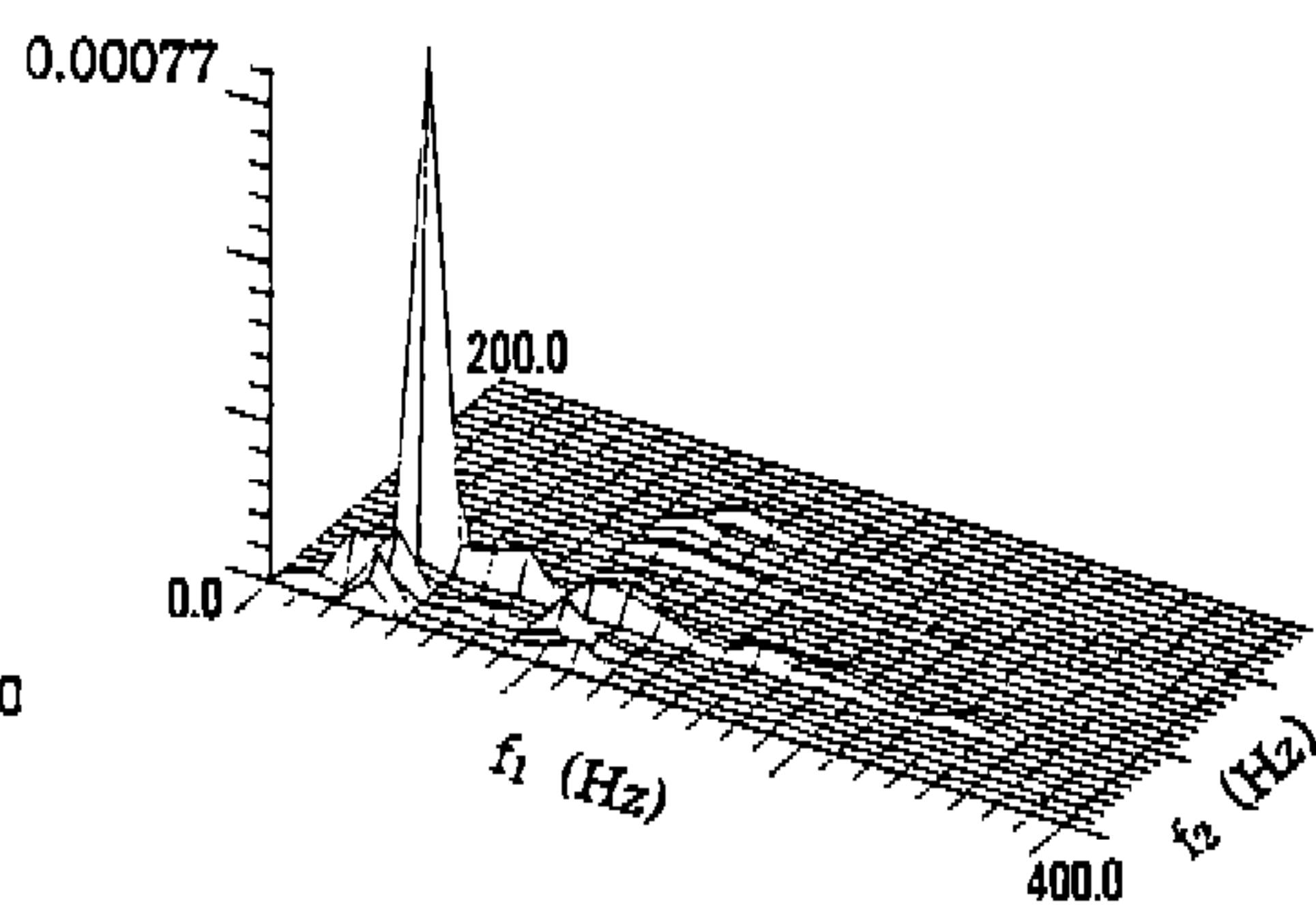
5. 실험결과 및 고찰

5.1 바이스펙트럼 해석결과 및 고찰

회전체의 회전수가 3000rpm인 경우에 대하여 Fig.8은 실험의 정상상태, Fig.9는 불일치, Fig.10은 불균형, Fig.11은 마찰인 경우의 진동특성을 나타내고 있다. Fig.8~Fig.11의 (a)에서 알 수 있듯이 파워스펙트럼 해석의 경우 회전수인 50Hz가 지배적으로 발생하였고, 정상일 때와 이상일 때 변화가 있었다. (b)의 바이스펙트럼은 정상일 때와 이상일 때를 비교하여 새로운 주파

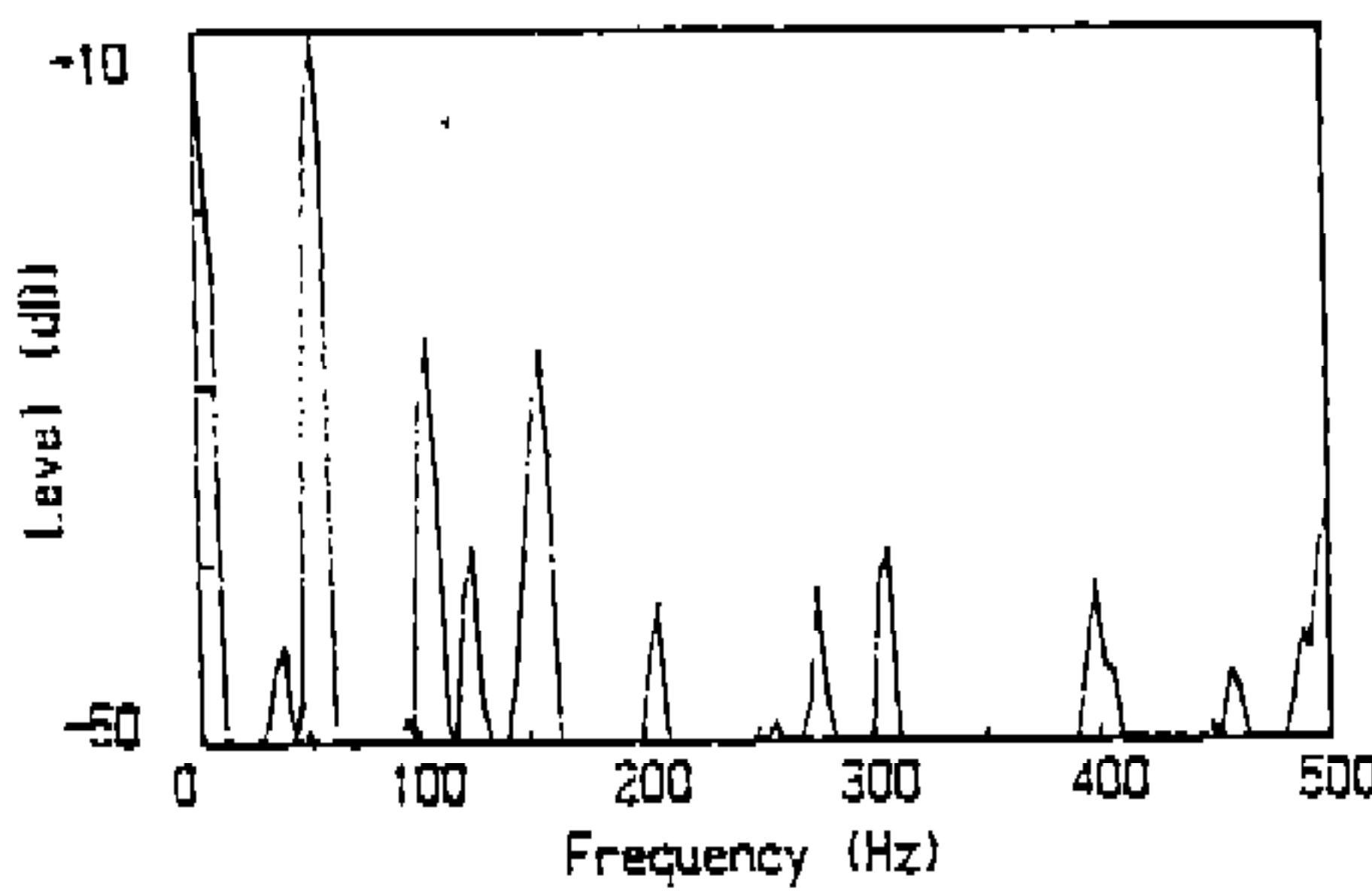


(a) Power spectrum

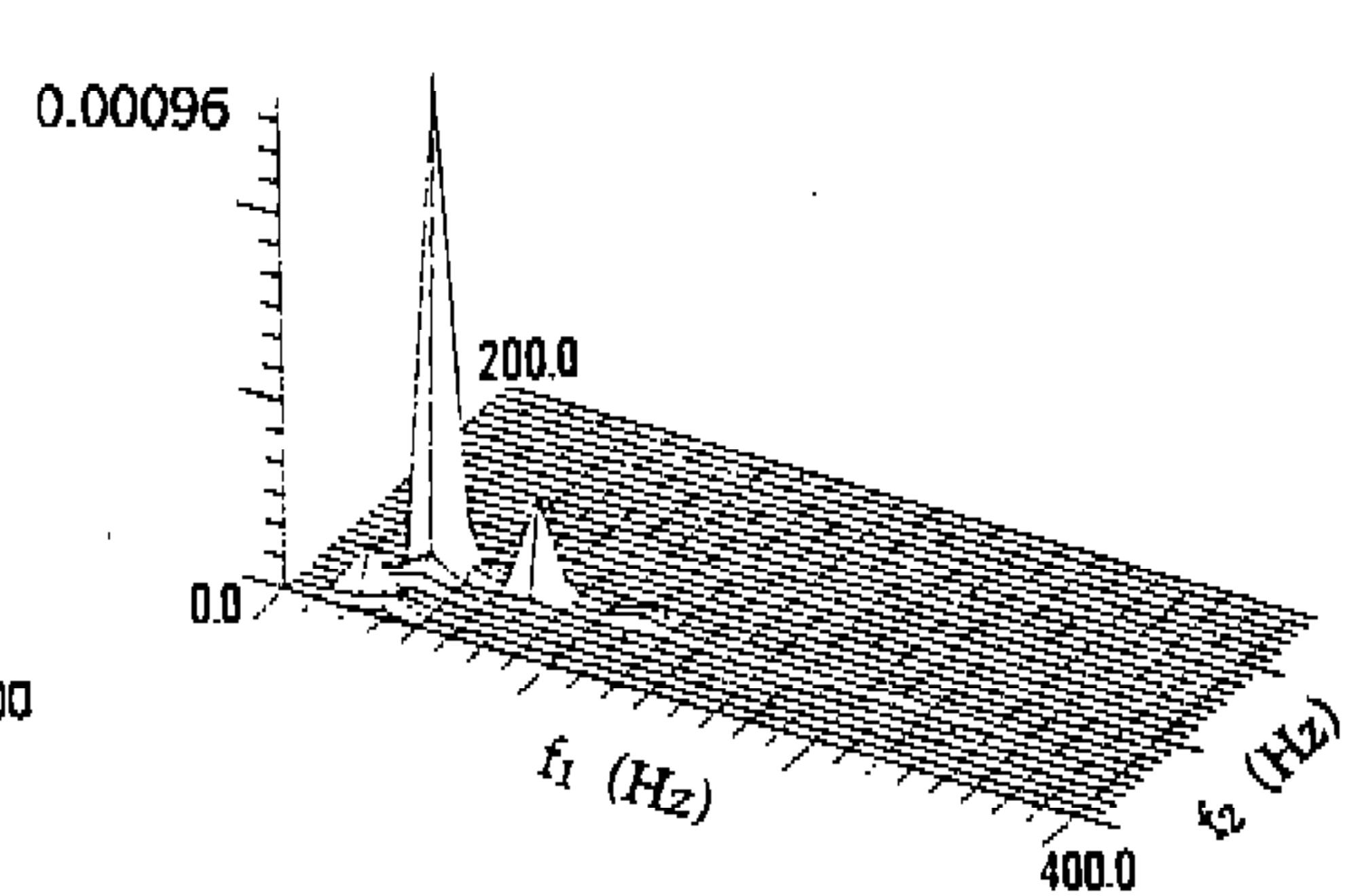


(b) Bispectrum

Fig.10 Auto spectrum of shaft rubbing of simulator



(a) Power spectrum



(b) Bispectrum

Fig.11 Auto spectrum of unbalance of simulator

수성분의 피크가 발생한 것을 알 수 있으며, 전체적인 레벨이 크게 증가하였다. 즉, 파워스펙트럼에서는 정상상태와 이상상태를 비교하여 변화가 발생했음을 알 수 있으나, 어떤 형태의 변화가 있는지 알 수 없다. 잡음의 영향을 받지 않은 바이스펙트럼은 정상과 이상에서 다른 피크값을 가지고 있음을 보이고 있다. 또한 이상상태에서는 정상상태에서 보이지 않았던 피크가 발생한 것으로 보아 새로운 조화함수 차원의 주파수성분이 발생한 것을 알 수 있다.

따라서 정상 상태와 비교하여 변화한 이상상태의 피크들을 검토함으로 이상상태의 결합신호를 탐지 할 수 있다. 파워스펙트럼은 잡음의 영향을 많이 받고 조화함수의 차원에 대한 판정을 주관적으로 할 수 밖에 없기 때문에, 바이스펙트럼의 방법을 이용하여 이에 대한 정확성과 신뢰성을 높일 수 있다.

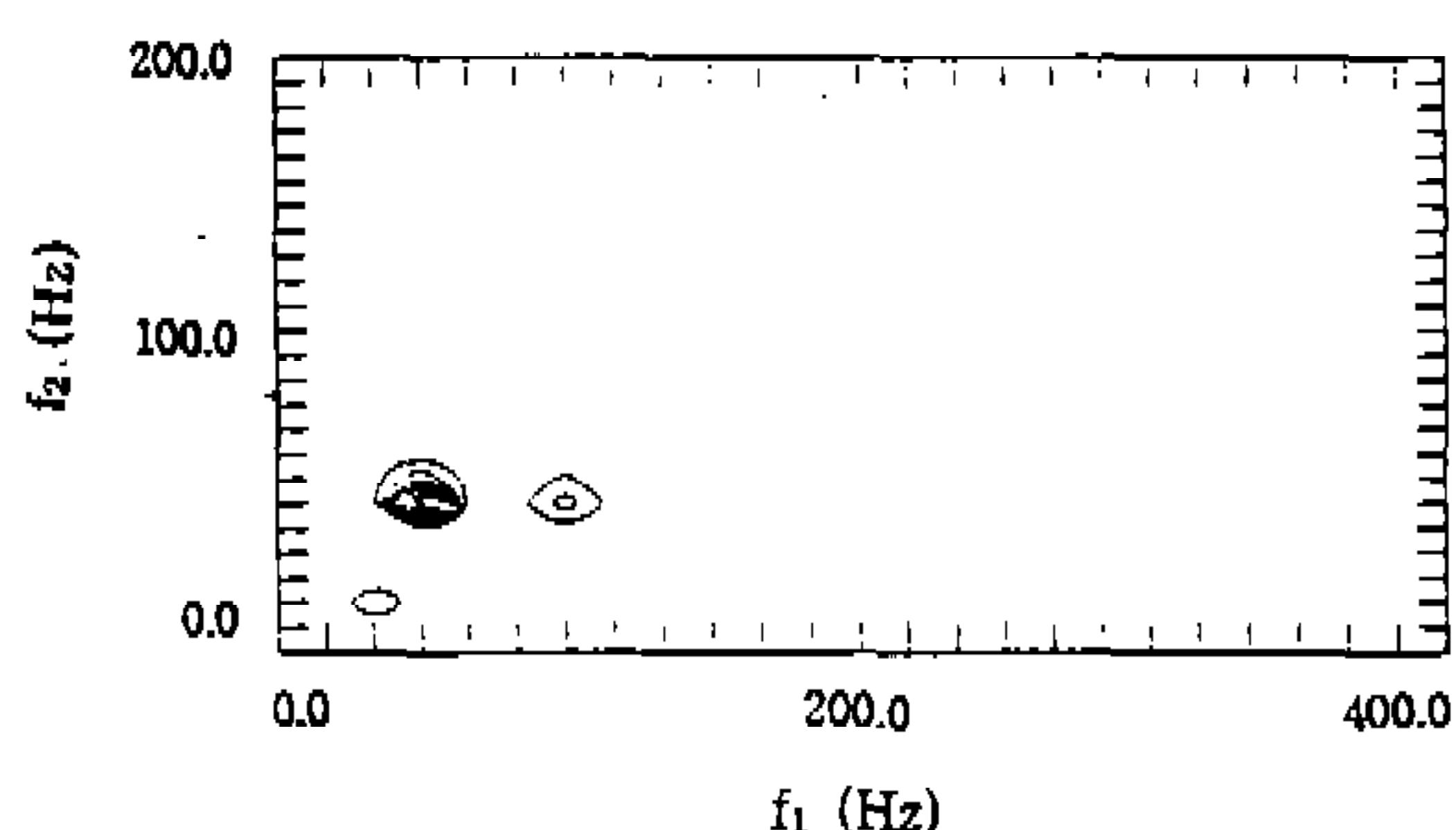
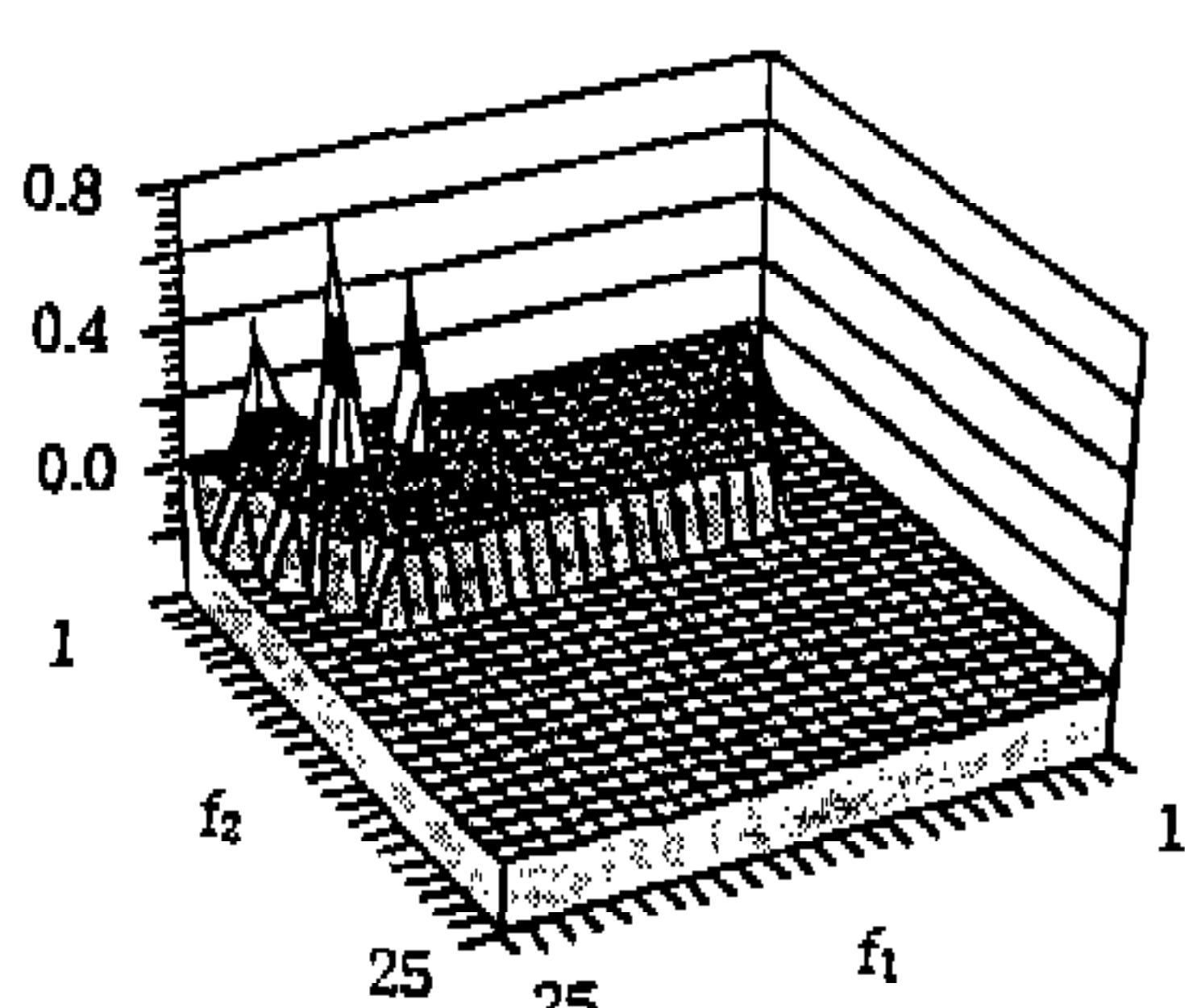
(a) Contour ($\max=0.00095, \min=5E-5$)(b) 25×25 grid

Fig.12 Input bispectrum pattern of neural network

5.2 진단 프로그램 구성

입력패턴의 종류는 3000, 5000rpm 각각의 회전수 경우마다 정상, 불일치, 불균형, 마찰 등으로써 4가지 각 신호의 바이스펙트럼을 25×25 격자형 평면으로 구성하여 대표적 값을 갖는 값만을 입력층으로 사용하였다.

3000rpm(200개), 5000rpm(228개)별로 각 신호에서 레벨이 1×10^{-5} (정상 상태의 최소값) 일 때를 기준으로 하여 각점의 레벨에 따라 6단계(0, 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1)로 구성하였다. 1×10^{-5} 이하는 0을 처리하였다. 온نة단은 30개로 하였으며 출력단은 입력패턴의 종류의 갯수인 4개로 구성하였다. 회전수별 각 신호의 바이스페

Table 2 Result of pattern recognition of bispectrum(3000rpm)

입력패턴	출력값				출력단의 Desired Value			
	출력 단 결과							
정상	1	0	0	0	1	0	0	0
	0.87	0.0032	0.0078	0.099	0.87	0.0032	0.0078	0.099
Misalignment	0	1	0	0	0	1	0	0
	0.0025	0.97	0.0088	0.018	0.0025	0.97	0.0088	0.018
Rubbing	0	0	1	0	0	0	1	0
	0.14	0.00091	0.69	0.087	0.14	0.00091	0.69	0.087
Unbalance	0	0	0	1	0	0	0	1
	0.013	0.015	0.019	0.95	0.013	0.015	0.019	0.95

Table 3 Result of pattern recognition of bispectrum(5000rpm)

입력패턴	출력값				출력단의 Desired Value			
	출력 단 결과							
정상	1	0	0	0	1	0	0	0
	0.84	0.021	0.026	0.0083	0.84	0.021	0.026	0.0083
Misalignment	0	1	0	0	0	1	0	0
	0.0056	0.87	0.0043	0.13	0.0056	0.87	0.0043	0.13
Rubbing	0	0	1	0	0	0	1	0
	0.075	0.022	0.47	0.007	0.075	0.022	0.47	0.007
Unbalance	0	0	0	1	0	0	0	1
	0.03	0.0035	0.0011	0.91	0.03	0.0035	0.0011	0.91

트럼과 원하는 출력단을 입력하여 출력단과 비교함으로써 시뮬레이터의 이상을 진단한다.

1) 바이스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 이상진단

바이스펙트럼 해석법을 이용하여 얻은 결과를 인공신경망에 입력시켜 학습시킴으로써 회전기계 이상진단 전문가시스템을 구축하였다.

Table 2는 시뮬레이터의 회전수가 3000rpm인 경우 학습에 사용하지 않은 임의의 데이터를 각 증상별로 진단한 결과이며, Table 3은 5000rpm인 경우 진단의 결과를 나타내고 있다. Table 2~Table 3에서 알 수 있듯이 신경회로망을 이용하여 진단을 실시한 결과 대체적으로

Table 4 Result of pattern recognition of power spectrum

출력값 입력패턴	출력단의 Desired Value			
	출력단 결과			
Misalignment	1	0	0	0
	1.5e-5	0.99	0.43	3.3e-5
정상	0	1	0	0
	1.4e-6	1	0.17	0.00016
Rubbing	0	0	1	0
	1e-5	0.99	0.54	2e-5
Unbalance	0	0	0	1
	1.8e-6	1	0.14	0.00026

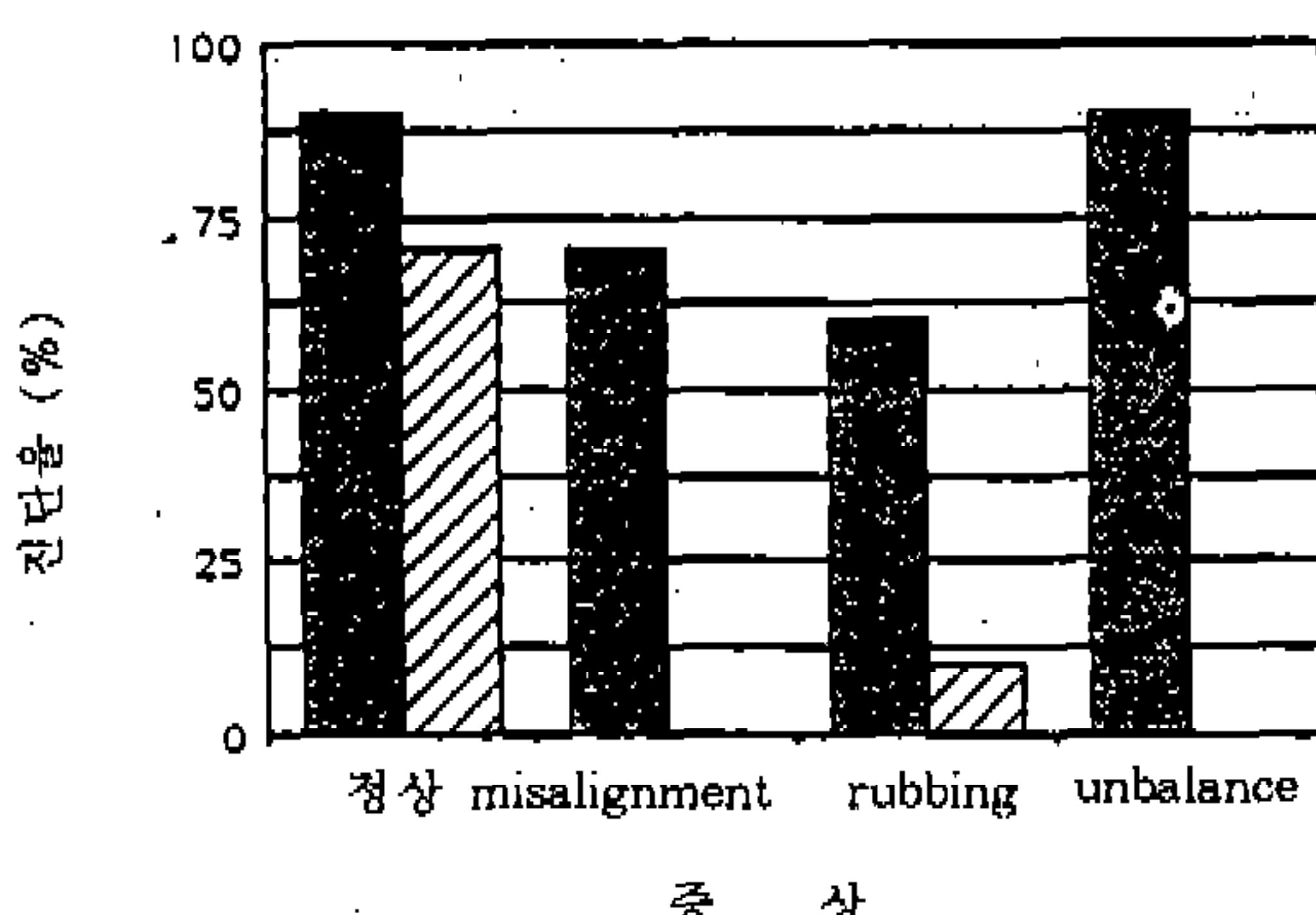


Fig.13 Comparison the result of diagnosis of bispectrum and power spectrum
(■ = bispectrum, ▨ = power spectrum)

시뮬레이터의 이상진단을 회전수에 무관하게 정확히 수행했다. 그러나 마찰인 경우에는 마찰 등에 의한 접촉으로 인해 불규칙한 주파수가 발생하여 진단율이 다소 떨어진다.

2) 파워스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 이상진단

본 연구에서 제안한 바이스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 진단법의 유용성을 검증하기 위하여, 기존의 파워스펙트럼의 1/3 옥타브밴드 데이터를 신경회로망에 적용한 진단방법과 그 결과를 비교하였다.

각 증상별 시간데이터($f_{max}=500Hz$, 256개)를 1/3옥타브밴드 데이터(오버올 레벨로 정규화, 13개)로 변환한 후, 신경회로망의 입력층으로 하여 5000회의 반복을 통해 학습을 시행하고, 임의의 데이터를 이용하여 패턴비교에 의해 진단을 행하였다.

Table 4에 나타낸 결과와 같이 파워스펙트럼에 의한 진단법은 정상인 경우를 제외하고는 이상상태를 진단해내지 못하였다. 이는 파워스펙트럼은 잡음 등의 영향에 따라 같은 증상일지라도 그 형태에 많은 변화를 보이기 때문이라 생각된다.

3) 이상진단 기법의 결과 비교

본 연구에서 제안한 바이스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 진단법과 파워스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 진단의 결과를 Fig.13에 나타내었다. 각각의 정상상태, 불일치, 마찰, 불균형인 경우에 두 기법을 이용하여 10회의 진단 실험을 시행하여 그의 진단율(%)을 비교하여 고찰하였다. 결과에서 알 수 있듯이 바이스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 진단법이 파워스펙트럼의 신경회로망 적용에 의한 진단방법과 비교해 진단율이 뛰어남을 알 수 있었다.

6. 결 론

- 1) 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 바이스펙트럼은 신호에 있어 잡음성분 변화에 영향을 받지 않는 것과, 축대역이 발생하였을 때 주파수 성분을 기준으로 f_1 , f_2 , f_3 중에 그

주파수 성분이 있는 경우, 주파수 변동시에는 한 주파수성분을 기준으로 f_1 , f_2 중 어느 하나가 되고, f_3 가 있는 경우 상대적으로 큰 피크를 가짐을 알 수 있는 것으로 바이스펙트럼 해석법의 타당성을 검증하였다.

- 2) 정상 및 이상상태시 발생하는 바이스펙트럼 피크의 변화를 각 신호별 기준레벨에서 격자화하는 패턴화를 통하여 신경회로망의 입력단으로 사용할 수 있었다.
- 3) 컴퓨터 시뮬레이션을 통하여 정상신호 및 잡음이 있는 신호, 측대역이 발생한 신호, 주파수변동이 발생한 신호들의 바이스펙트럼 패턴을 분류함으로써 바이스펙트럼의 신경회로망의 적용성을 검증하였다.
- 4) 회전기계의 이상을 진단하는 방법으로 파워스펙트럼보다 바이스펙트럼을 신경회로망에 적용하여 정상상태와 이상상태를 진단하는 방법이 유용함을 알 수 있다.

참 고 문 헌

1. “소음 진동의 온라인 감시 전문가 시스템 개발”, 한양대학교 연구보고서, 1991
2. R.H. Cabell, et al., “Pattern recognition system for automatic identification of acoustic sources”, AIAA Journal, Vol.29, No.2, 1989
3. 이권현, “신경회로망을 이용한 음성 인식과 그 학습”, 한국통신학회논문집, Vol.16, No. 4, 1991
4. J.S. Bendat and A.G. Piersol, “Engineering applications of correlation and spectral analysis”, John Wiley & Sons, 1980
5. T. Sato, et al., “Real-time bispectral analysis of gear noise and its application to contractless diagnosis” JASA Vol.62, No.2, 1977
6. T. Uenok et al., “バイスペクトルの測定とその應用”, 應用物理, Vol.45, No.5, 1976
7. 이정철, 정준희, 오재웅 “Bispectrum 해석법을 이용한 회전 기기 이상 진단에 관한 연구”, 한국통신학회지, Vol.15, No.7, 1990
8. Fredric F. Ehrich, “Handbook of Rotordynamics”, McGraw-Hill, Inc., 1992
9. 豊田利夫, “設備診斷の進め方”, 社團法人 日本プラントメンテナンス協會, 1982