

신경회로망에 의한 전동기 결함 진단

* 최 원호, 민 성식, 조 규복
효성중공업 (주)

A STUDY ON DEFECT DIAGNOSIS OF INDUCTION MOTOR USING NEURAL NETWORK

* WONHO CHOI, SEONGSIK MIN, KYUROK CHO
HYOSUNG INDUSTRIES CO., LTD.

ABSTRACT

This paper describes an application of neural network to diagnose defect of induction motor and investigates possibility to construct defect diagnosis system to be operated without special knowledge. For defect diagnosis, frequency spectrum of vibration is utilized. Learning method of applied neural network is back propagation.

불평형된 자기흡인력이 발생하여 진동을 일으킨다. 또 유도전동기에서 많이 사용되는 구름베어링의 경우 베어링의 외륜, 내륜 또는 볼의 손상이 발생할경우 회전시 손상부위의 접촉으로 충격진동이 발생하게 된다. 이들 진동주파수의 계산식은 다음과 같다.

- 1) 회전자의 불평형 주파수

$$F_1 = N_s (1-S)$$

- 2) 공극 및 전류변동 주파수

$$F_2 = 2*f$$

- 3) 슬롯 주파수

$$F_3 = f(R_s (1-S)/2P)$$

- 4) 구름베어링의 외륜 결함 주파수

$$F_4 = (n/2)f_r(1-(BD/PD) \cos \beta)$$

- 5) 구름베어링의 내륜 결함 주파수

$$F_5 = (n/2)f_r(1+(BD/PD) \cos \beta)$$

- 6) 구름베어링의 볼 결함 주파수

$$F_6 = (PD/BD)f_r[1-((BD/PD) \cos \beta)]$$

단 N_s ; 동기회전수(HZ)
 S ; 슬립율($(N_s - f_r)/f_r$)
 f_r ; 회전자의 회전주파수(HZ)
 f ; 전원주파수(HZ)
 R_s ; 회전자 슬롯수
 BD ; 베어링 BALL DIA.
 PD ; 베어링 PITCH DIA.
 β ; 베어링 BALL DIA.
 P ; 전동기 극수

1. 서 론

산업현장에서 구동기로서 가장 많이 사용되는 것은 유도전동기이다. 따라서 설비의 안정적인 운전을 위해 전동기의 고장 및 수명 예측은 매우 중요하다. 전동기의 결함원인 분석방법으로 전류측정법 및 소음분석법이 있으나 전동기에서 기계적인 또는 전기적인 문제가 발생하였을 경우는 곧바로 진동으로 나타 남으로 진동신호를 통해 문제를 분석하는 것은 매우 유용하다. 그러나 현장에서 진동 원인분석시 진단자의 경험과 능력에 따라 진단 결과가 크게 좌우되기 때문에 최근 전문가의 경험을 이용한 전문가 시스템에 대한 연구가 활발하다. 그러나 종래의 전문가 시스템은 연결기구(man-machine interface)를 이용하여 대화형식을 통하여 결론에 도달함에 따라 사용자역시 전문가의 수준이 되어야 하는 문제점이 있다. 본 논문에서는 현장에서 운전 중 발생된 각종 결함 진동주파수 데이터를 근거로 신경회로망의 학습 방법중 역전파법을 이용하여 전문적인 지식이 없이도 사용이 가능한 전동기 고장진단 시스템구축 가능성을 검토한다.

2. 전동기의 결함 진동 주파수

전동기의 주요 결함으로 회전자의 기계적 또는 자속의 불평형에 의해 회전 주파수 성분의 진동이 발생하며, 회전자와 고정자의 편심으로 인한 공극 변화와 고정자 권선 결함으로 인해 전원주파수의 2배수 성분의 진동이 발생하게 된다. 그리고 도체가 들어가는 슬롯은 고정자와 회전자 슬롯의 통과비의 함수로서 자계회로의 자기저항을 초래하여

3. 신경회로망의 역전파법

FIG.3-1 PERCEPTRON MODEL

신경회로망의 어떤 입력에 대해 그에 해당되는 출력이 나오도록 학습을 시키는 지도학습 모델과 단순히 입력이 주어지면 가장 안정된 상태로 스스로 학습을 하는 자율학습 모델이 있다. 본 논문에서는 결함을 갖는 경우와 갖지않는 경우의 입력 패턴들을 분류하는 것이 목적이므로 지도학습 모델들 중 분류능력과 학습능력이 가장 뛰어난 퍼셉트론 모델(Fig.3-1)을 선택하였다. 퍼셉트론 모델은 역전파법에 의하여 가중치를 최적화(학습)시키

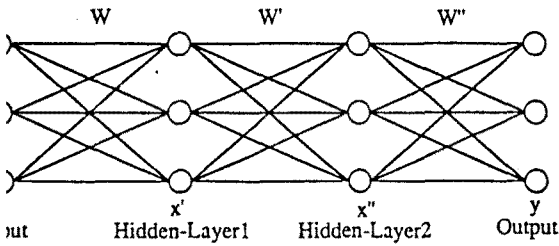


FIG.3-1 PERCEPTRON MODEL

는데 (K+1) 번째의 iteration에서 가중치값은 다음과 같다.

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) - \eta_1 \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$$

여기서 여러 E 는

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^P \sum_{m=1}^M (t_m^j - y_m^j)^2$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}''} = - \sum_{s=1}^P \delta_i^s x_j^s$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{jk}'} = - \sum_{s=1}^P \delta_j^s x_k^s$$

$$\frac{\partial E}{\partial w_{kl}} = - \sum_{s=1}^N \delta_k^s x_l^s$$

$$\delta_i^s = (t_i^s - y_i^s) f'(\hat{y}_i^s)$$

$$\delta_j^s = \sum_{l=1}^M w_{lj}'' \delta_l^s f'(\hat{x}_j^s)$$

$$\delta_k^s = \sum_{j=1}^{L'} w_{jk}' f'(\hat{x}_k^s)$$

4. 학습

학습을 위한 입력 패턴은 현장에서 문제가 발생 하였던 데이터를 주로 사용하였으며 그예가 Fig.4-1 에 나타나있다. Fig 4-1의 a)는 배아링 걸함을 나타내며 b)의 경우 불평형으로 인해 문제가 발생한 스펙트럼 분석의 예이다. 표 1은 2절에서 논한 전동기에서 발생가능한 진동 주파수 F1 ~ F6까지의 진동값으로 학습시킬 샘플 입력 값이다.

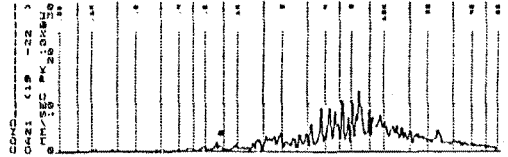


Fig.4-1 a)

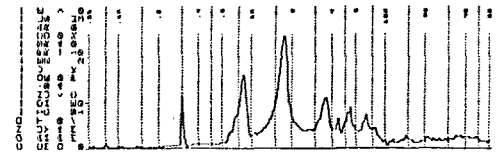


Fig.4-1 b)

Fig.4-1 전동기 진동스펙트럼분석

표2는 표1과 대응되는 어떤 주파수 Fx가 걸함 주파수일 경우 +1 정상상태일 경우는 -1값을 갖는다. 출력 패턴이 7 bit가 되는 경우는 진동원인 주파수 6개에 정상상태일 경우의 1개를 추가 하였기 때문이다. 표 3은 학습시 사용된 파라메타 값이다.

NO.	F1	F2	F3	F4	F5	F6
1	0.80	0.30	0.20	0.10	0.12	0.30
2	0.20	0.90	0.30	0.20	0.22	0.21
3	0.10	0.30	1.40	0.26	0.30	0.10
4	0.10	0.12	0.21	0.54	0.31	0.10
5	0.15	0.21	0.25	0.11	0.49	0.15
6	0.31	0.11	0.21	0.15	0.29	0.91
7	0.18	0.12	0.18	0.16	0.13	0.15

표1 샘플입력패턴

	F1	F2	F3	F4	F5	F6	N
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	1	-1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1	-1	1	-1

표2 샘플출력패턴

HIDDEN LAYER NO.	2
HIDDEN LAYER NEURON NO.	20, 20
SIGMOID FUCTION GAIN	2.0 2.0
THRESHOLD	0.1
MOMENTUM FACTOR	0.0 0.0 0.0
TOLERANCE ERROR	0.001
LEARNING FACTOR	0.1 0.1 0.1
INITIAL WEIGHT RANGE	-0.5 0.5
INPUT NEURON NO.	6
OUTPUT NEURON NO.	7

표3 학습 파라메타

5. 결과

Fig. 5-1 은 30개의 샘플 입력패턴으로 여러 0.001까지 학습한후 테스트진단결과이다. F₁ ~ F₆ 는 2결에서 정의한 주파수이며 NORMAL은 진단결과 정상임을 표시한다. 그림위의 PATTERN의 치수는 테스트 입력패턴이다. Fig.5-1 a)는 F₃ 주 슬롯의 결함을 진단한 결과이며, b)는 정상임을 나타내고 c)의경우 불평형과 베어링의 외륜에 결함이 있음 진단하고 있다. 결과에서 알 수 있듯이 전동기만의 결함을 진단할 경우 신경회로망방법에 의한 진단이 유용함을 알 수 있다.

6. 결론

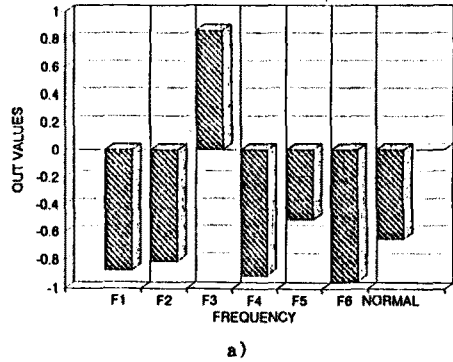
실제현장에서 전동기가 피구동체와 연결되고 어떤 시스템속에서 운전될 경우 진동 전문가 시스템의 진단은 한계성이 있고 결론에 도달하기까지 사용자가 전문가 시스템과 계속적인 대화가 필요함에 따라 사용자 역시 전문가 수준이어야 한다. 그러나 전동기 단점을 진단 하계될경우 발생가능한 진동 주파수는 한정적이기 때문에 신경회로망을 이용한 전동기 결함진단 시스템을 전문적인 지식이 없는 사용자도 취급이 가능해지고 정확한 진단을 할 수 있음을 본 논문에서 보여 주었다.

향후 직접진동신호를 입력하여 바로 진단할 수 있도록 할 계획이며 이는 대량 생산되는 전동기의 품질 검사용으로 매우 유용할 것으로 생각된다.

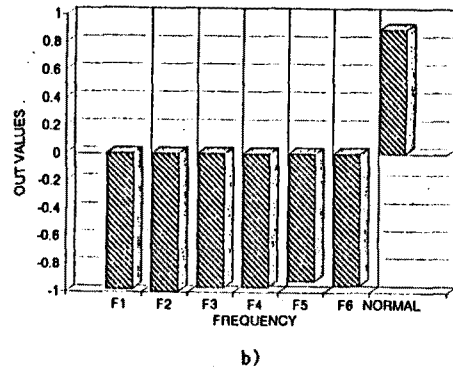
REFERENCE

1. PHILIP D. WASSERMAN, "NEURAL COMPUTING THEORY AND PRACTICE" VANNOSTRAND REINHOLD, 1989
2. 민 성식 "다층구조 양방향연상 기억모델" 한국 과학기술원 석사학위논문, 1991
3. 최 원호 "삼상유도전동기의 진동특성" 호성중공업 기술보고서 1990

PATTERN; 0.4 0.4 0.47 0.34 0.41 0.38



PATTERN; .22 .28 .31 .21 .34 .19



PATTERN; .79 .18 .31 .87 .24 .19

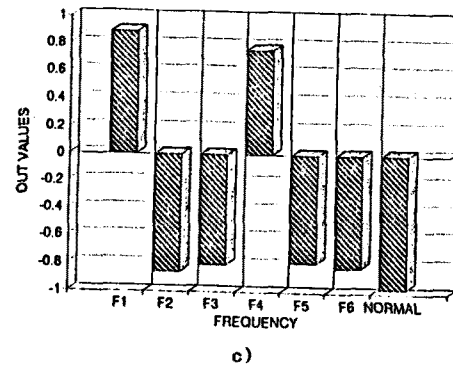


Fig.5-1 전동기 고장진단결과