

유전 알고리즘기반 퍼지 모델을 이용한 모터 고장 진단 자동화 시스템의 구현

Implementation of Automated Motor Fault Diagnosis System Using GA-based Fuzzy Model

박 태근*, 궤 기석**, 윤 태성***, 박 진배****

(Tae-Geun Park*, Ki-Seok Kwak**, Tae Sung Yoon***, Jin Bae Park****)

Abstract - At present, KS-1000 which is one of a commercial measurement instrument for motor fault diagnosis has been used in industrial field. The measurement system of KS-1000 is composed of three part : harmonic acquisition, signal processing by KS-1000 algorithm, diagnosis for motor fault. First of all, voltage signal taken from harmonic sensor is analysed for frequency by KS-1000 algorithm. Then, based on the result values of analysis skilled expert makes a judgment about whether motor system is the abnormality or degradation state. But the expert system such a motor fault diagnosis is very difficult to bring the expectable results by mathematical modeling due to the complexity of judgment process. In this reason, we propose an automation system using fuzzy model based on genetic algorithm(GA) that builded a qualitative model of a system without priori knowledge about a system provided numerical input output data.

Key Words : Genetic Algorithm(GA), Fuzzy modeling, Motor Fault Diagnosis Automation System, Expert System

1. 서 론

모터는 공장 생산라인, 발전소, 고속철도, 전기철도차량 등 전기적 에너지를 기계적 에너지로 변환하여 구동원으로 사용되는 모든 분야에서 아주 중요하게 사용되고 있다. 그러나 오랜 사용으로 모터의 효율 저하와 각 부위별 이상(abnormality) 열화(degradation)가 진행 될 수 있다. 이런 모터의 갑작스런 고장은 모터를 구동원으로 사용하고 있는 시스템의 신뢰도(reliability)와 안정성(stability) 저하를 가져올 뿐만 아니라 경제적인 큰 손실을 가져오게 된다. 따라서 산업용 동력 시스템에 대한 고장 예측과 이상 열화 상태의 예방 진단을 위한 이론적 연구 및 계측장비 개발에 관심이 고조되고 있다.

현재 상용화 되어 있는 모터 고장 진단 계측 장비인 KS-1000은 모터나 인버터에 흐르는 전류와 전류중의 고조파 성분이 모터의 부위별 이상, 열화 상태와 높은 상관 관계를 갖는다는 이론에서 출발한다. 즉 모터의 이상, 열화 부위에 따라 고조파(Harmonic) 성분의 기여율이 다르고 기여하는 고조파 성분의 수치에 따라 이상, 열화 상태정도를 판단 할 수 있으며 앞으로 열화 진행 경향까지 예측 할 수 있다.

그러나 KS-1000을 통해 고조파 성분을 분석한 수치값은 숙련된 전문가에 의해서만 이상 열화 정도를 정확하게 판단 할

수 있다.

이러한 전문가의 오랜 경험과 지식에 기반한 고장 진단 방법은 전문가외에는 판단하기 어렵고 전문가에 의해 수동으로 처리하므로 한번에 많은 설비를 신속하게 진단하기 어려운 문제점이 있다.

본 논문에서는 유전 알고리즘(Genetic Algorithm)에 기반한 퍼지 모델링(Fuzzy modeling)을 이용하여 전문가를 대신 할 수 있는 모터 고장 진단자동화 시스템(automation system)을 제안 하고자 한다.

기본적으로 퍼지 제어 시스템은 퍼지화기(fuzzifier), 규칙 베이스(rule base), 퍼지 추론기(fuzzy inference engine), 미퍼지화(defuzzifier)의 4가지로 구성된다. 여기서 전문가만의 지식과 오랜 경험이 복잡하고 고도의 비선형일 경우 규칙베이스를 구성하기 어려운 점이 있다. 이렇게 수학적으로 모델링하기 어려운 시스템에 대해 전문가의 선험적 지식(priori knowledge)없이 수치적인 입출력 데이터만으로 정성적 모델(qualitative model)을 구할 수 있는 기법이 활발히 연구되고 있다 [1].

유전 알고리즘은 이러한 어려움을 극복하기 위한 퍼지모델링의 최적화(optimization) 방법으로 퍼지 규칙의 전체부와 결론부의 소속함수(membership function)를 동정하는데 이용하였으며 입출력 데이터는 전문가가 그 동안 진단하고 축적 해온 데이터를 이용하였다.

본문에서는 모터 고장 진단 시스템 및 퍼지 추론 시스템과 유전 알고리즘에 대해 서술했으며 시뮬레이션을 통해 전문가의 이상 열화 판정과 유전 알고리즘을 이용한 퍼지 시스템의 이상 열화 판정을 비교하였다.

2. 본 론

저자 소개

- * 準 會 員 : 延世大學 電氣電子工學科 碩士課程
- ** 準 會 員 : 延世大學 電氣電子工學科 博士課程
- *** 正 會 員 : 昌原大學 電氣工學科 教授 · 工博
- **** 正 會 員 : 延世大學 電氣電子工學科 教授 · 工博

2.1 모터 고장 진단 시스템

모터 고장 진단 계속 장비인 KS-1000은 모터와 연결된 배전반 내의 케이블에 흐르는 전류를 측정하는 것으로 고조파 센서가 흐르는 전류에 의해 형성된 자기장을 감지하여 전압 신호로 바꿔준다. 취득된 전압 파형은 고조파 분석을 통하여 결과 수치를 출력하게 되며 모터 고장 진단 시스템의 구성도는 그림 1과 같다.

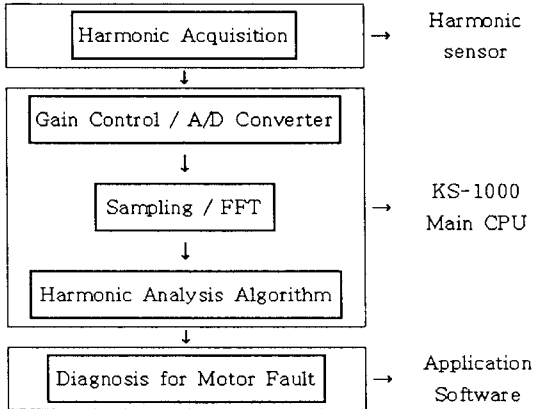


그림 1 모터 고장 진단 시스템 구성도
(Configuration of Motor Fault Diagnosis System)

이렇게 고조파 분석을 통한 진단 항목의 결과 수치는 표1 예시와 같이 숙련된 전문가에 의해 이상 열화 상태를 판단할 수 있다.

	진단 항목	결과 수치	이상 열화 상태
모터부	회전속배어링, 이물질 부착	0.490	50%
	권선 결연	0.272	10%
	베어링 하우징 손상	0.276	50%
	에어갭 불균일	0.415	10%
부하부	커플링, 축 언밸런스	0.0724	10%
	베어링 손상, 이물질 부착	0.0218	50%
	회전속 이상, 벨브마모	0.0624	50%
	기어-벨트계 손상	0.0576	10%
인버터부	평활 콘덴서	0.680	70%
	콘트롤 기관	0.0359	80%
	전력 소자	0.154	70%
	드라이브 기관	0.01	50%

그림 2 전문가에 의한 진단 예
(Diagnosis Example by Expert)

전문가의 판단 과정에서 각 진단 항목의 결과 수치는 서로가 영향을 주고 관련이 되어 있기 때문에 모터 설비에 대해 오랫동안 진단한 전문가만이 정확한 판단을 할 수 있다.

그림 3은 전문가의 판단에 있어서 진단 항목 수치가 서로 연관 되어 있음을 간단히 나타낸 것이다.

복잡한 전문가의 판단과정을 수학적으로 모델링 하기 어려우므로 입력력 데이터만으로 그 중간의 복잡한 진단 과정을 모델링해주는 유전 알고리즘 기반 퍼지 모델을 적용하였다.

2.2 퍼지 추론 시스템

본 논문에서 다루게 될 퍼지 추론 방법에는 일반적으로 많이 쓰이는 TS 퍼지 추론 모델 (Takagi-Sugeno fuzzy inference model)을 사용한다.

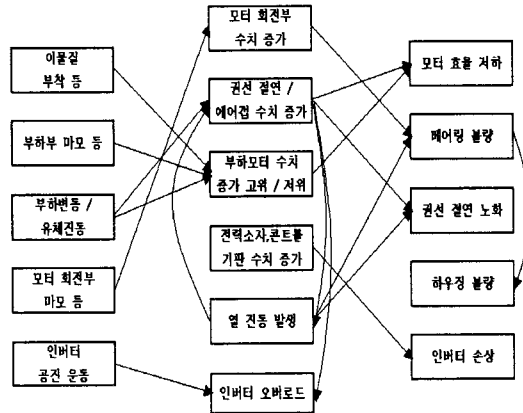


그림 3 전문가의 진단 과정
(Diagnosis Process by Expert)

입력 변수 $x = (x_1, \dots, x_n)^T \in U \subset R^n$, 출력 변수 $y^* \in V \subset R$ 인 MISO시스템에 대해 TS 퍼지 모델은 식(1)과 같은 규칙으로 나타 낼 수 있다.

$$R^i: \text{IF } x_1 \text{ is } C_1^i \text{ and } \dots \text{ and } x_n \text{ is } C_n^i \\ \text{THEN } y^i = c_0^i + c_1^i x_1 + \dots + c_n^i x_n \quad (1)$$

여기서 C_i^j 는 규칙 R^i 의 전부분 소속함수로서 본 논문에서는 가우시안(Gaussian)으로 식(2)로 정의하였고, 후반부 c_n^i 는 상수이다. ($i = 1, 2, \dots, M$)

$$C_i^j(x) = \exp\left[-\frac{(x-m)^2}{2\sigma}\right] \quad (2)$$

식(1)에서 전부분은 일반적인 퍼지 IF-THEN 규칙과 같지만 후반부는 입력변수의 선형 조합으로 된다.

따라서 주어진 입력 변수에 대해 출력 변수 y^* 는 y^i 의 가중치 평균에 의해 식(3)과 같이 추론된다.

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^M y^i w^i}{\sum_{i=1}^M w^i} \quad (3)$$

추론 결과 y^* 의 가중치 w^i 은 식(4)로 정의한다.

$$w^i = \prod_{j=1}^n \mu_{c_j^i}(x_j) \quad (4)$$

퍼지 모델의 평가는 평균 제곱 오차 (Mean Square Error)로 구해지며 식(5)와 같다.

$$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y^i - y^*)^2 \quad (5)$$

여기서 N은 데이터 수, y^i 은 전문가가 직접 진단한 수치값, y^* 는 퍼지 모델로부터 추론된 값이다[2].

2.3 유전 알고리즘에 의한 퍼지 모델의 최적화

유전 알고리즘은 자연계에 있어서 생물의 유전(Genetics)과 진화(Evolution)의 메카니즘을 공학적으로 모델화 한 것으로 John Holland가 소개한 최적화의 한 방법이다. 유전 알고리즘은 풀고자 하는 문제에 대한 가능한 해들을 정해진 형태의 자료구조, 즉 염색체로 표현한 다음 선택(Selection), 교배(Crossover), 돌연변이(Mutation)같은 연산을 통해 염색체를 변형해 가면서 점점 좋은 해를 찾는 것이다.

이러한 유전 알고리즘을 이용하여 이 장에서는 전반부 퍼지 규칙의 소속함수 파라미터와 후반부의 실수를 최적화하는데 적용한다.

먼저, 정해진 개체군 수 T 에 대한 퍼지 모델의 각 파라미터들을 염색체 $g^i, i=1, \dots, T$ 을 유전 암호화하여 식(6)과 같이 나타낸다.

$$g^i = (gmf_1, gmf_2, \dots, gmf_m, \theta_1, \dots, \theta_M) \quad (6)$$

여기서 $gmf_i = (\sigma_{i1}, m_{i1}, \dots, \sigma_{in}, m_{in})$ 는 규칙 R^i 의 전반부의 가우시안 소속함수 파라미터를 나타내고, $\theta_i = (c_{i1}, \dots, c_{in})$ 는 후반부의 파라미터를 나타낸다.

또한 n 개의 입력에 각 입력마다 소속함수의 파라미터가 2개씩인 퍼지 규칙 M 개가 있다면 염색체의 길이 $L = M(2n+1)$ 이 된다.

위에서 표현된 염색체는 초기화하여 유전 개체를 생성하고 유전 연산자인 선택, 교배, 돌연변이 과정을 거쳐 자손개체(offspring)를 생산한다.

이러한 과정은 개체의 적합도(fitness)를 평가하면서 반영되는데 적합도 함수 f 는 퍼지 모델의 평가식 식(5)의 역수로 정의한다.

$$f = \frac{1}{E} \quad (7)$$

퍼지모델의 평가식 E 가 최소화 되는 즉 적합도 함수 f 가 최대가 되도록 개체를 보존하며 최적화 될 때까지 그림 4와 같은 구조를 반복하게 된다[3].

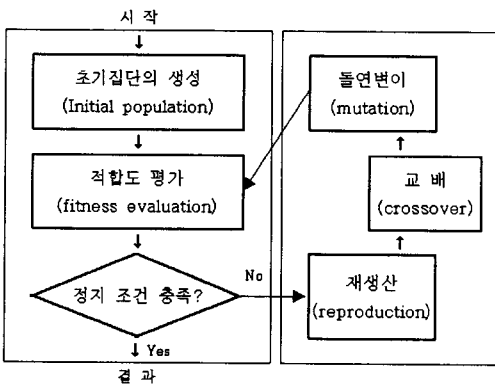


그림 4 유전 알고리즘의 구조
(Structure for Genetic Algorithm)

2.4 시뮬레이션 결과 및 분석

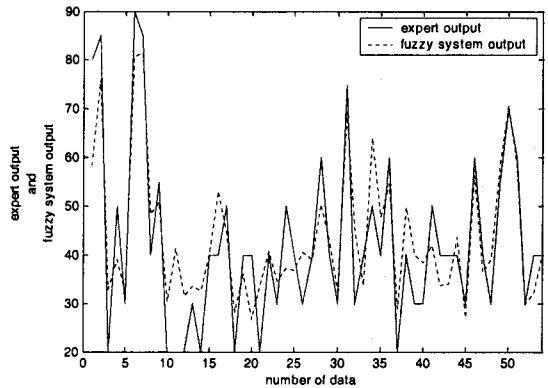
그림 5는 숙련된 전문가의 열화 판정과 유전 알고리즘 기반

퍼지 시스템으로부터 판정된 출력을 비교한 시뮬레이션이다. 이 결과는 모터부 4개 입력에 대한 모터부의 첫 번째 진단 항목인 회전축·베어링 이물부착에 관한 1개 출력을 시뮬레이션 한 것이다.

즉 전문가가 각각의 진단항목을 판정 할 때 모터부, 부하부, 인버터부의 4개씩의 결과 수치를 보고 항목별 하나씩 열화 판정을 하게 된다. 그러므로 4개 입력, 1개 출력의 퍼지 시스템을 적용하였다.

본 논문에서 제안한 자동화 시스템은 전문가의 판단 범위가 10%의 간격을 갖기 때문에 제안된 기법의 출력 오차가 10% 범위내에 있으면 만족스러운 판정이라 할 수가 있다.

또한 전문가 판정 입력력 데이터가 충분 할 수록 유전 알고리즘을 통한 최적화가 향상되므로 그림 5의 결과보다는 오차 범위를 줄일 수 있다. 또한 퍼지 시스템의 출력이 만족스러운 결과를 내기 위해서는 양질의 전문가 진단 입력력 데이터베이스로 유전 알고리즘에 적용 할 때 적합도가 큰 퍼지 시스템



를 모델링 할 수 있다.

그림 5 전문가 출력과 퍼지 시스템 출력 비교
(Comparison of Expert output and fuzzy system output)

3. 결 론

본 논문에서는 모델링하기 어려운 전문가의 진단 과정을 유전 알고리즘기반 퍼지 모델을 이용하여 모터 고장 진단 자동화 시스템을 제안하였다. 숙련된 전문가의 수동적인 요소를 자동화함으로써 많은 설비에 대해 정확하고 신속한 진단을 내릴 수 있다.

4. 참 고 문 헌

- [1] M. Sugeno and T. Yasukawa, "A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling", IEEE Trans. Fuzzy Syst., vol. 1, pp. 731, Feb. 1993.
- [2] M. Setnes and H. Roubos, "GA-fuzzy modeling and classification: complexity and performance" IEEE Trans Fuzzy Syst, Vol. 8, pp. 509-522, 2000
- [3] 김 도완, 김 문환, 주 영훈, 박 진배 "새로운 계층구조를 이용한 퍼지 시스템 모델링" 한국 퍼지 및 지능 시스템 학회, Vol. 12, No. 5, PP. 405-410, 2002, 10. 35