

자기조직화지도 신경망을 이용한 사례기반추론 Case-Based Reasoning Using Self-Organization Map Neural Network

김용수*, 양보석**, 김동조**
Yong-Su Kim, Bo-Suk Yang and Dong-Jo Kim

Key Words : Case-Based Reasoning(사례기반추론), Self Organization Map Neural Network(자기조직화지도 신경망), Fault Diagnosis(결함진단)

ABSTRACT

This paper presents a new approach integrated Case-Based Reasoning with Self-Organization Map(SOM) in diagnosis systems. The causes of faults are obtained by case-base trained from SOM. When the vibration problem of rotating machinery occurs, this provides an exact diagnosis method that shows the fault cause of vibration problem. In order to verify the performance of algorithm, we applied it to diagnose the fault cause of the electric motor.

1. 서론

회전기계의 결함 발생 시 나타나는 진동신호는 기계의 여러 가지 상태변화의 결과이며, 관계 또한 다양하고 복잡하기 때문에 원인을 추정하기 위해서는 매우 전문적인 지식과 오랜 경험이 필요하다. 그리고 현재 발생되고 있는 현상을 바탕으로 원인을 찾고, 해결방안을 수립하는 데에는 오랜 기간의 경험과 지식이 요구된다. 이에 여러 인공지능(AI: Artificial Intelligent)을 이용하여 진단에 필요한 지식을 구조적으로 표현할 수 있는 기법들이 소개되었고, 그것을 바탕으로 부족한 전문가를 대신할 수 있는 전문가 시스템(expert system)이 개발되고 있다.

그 중에서 사례기반추론(Case-Based Reasoning)시스템은 과거에 행해졌던 구체적인 사례를 통해서 새로운 문제를 해결하는 방식으로 여러 연구 및 상업적인 software 등의 성공적인 적용을 통해 급속도로 발전하고 있다. 하지만 사례기반추론시스템은 사례와 발생문제와의 유사성을 밝히는 것을 핵심 목표로 하고 있어서 발생문제의 원인과 결과의 관계를 밝히는데 그 한계를 드러낸다. 이에 본 논문에서는 발생현상을 하나의 패턴으로 인식하여 정해진 클래스로 분류하는 방법으로 인간 두뇌의 신경망 조직을 모델링한 신경망(neural network)을 이용하였다. 그 중에서 음성신호의 인식과 취득한 신호의 양자화에 많이 사용되는 교사 없는 학습(unsupervised learning)방법을 사용하는 자기조직화지도(Self-Organization Map)를 이용하여, 전동기의 고장진단의 사례에서 적용하고자 한다.

본 연구에서는 먼저 사례기반추론시스템에서 사용되었던 사례를 가지고 전동기의 고장원인과 발생현상과의 관계를 검토하고, 사례베이스를 이용하여 실제 발생현상을 통한 고장원인을 추정하여 고장진단을 수행한다.

2. 이론적 배경

2-1. 사례기반추론

인공지능분야에서 사례기반추론은 1982년 Shank의 동적 메모리(dynamic memory)에 관한 연구에서 시작되었다. 사례기반추론에 관한 다른 영역에서의 연구는 철학 및 심리학에서 유사적인 추론에 관한 연구로부터 비롯되었다.

사례기반추론은 많은 관점에서 기존의 인공지능 기법들과는 기본적으로 다른 문제 해결 구조이다. 문제 영역의 일반적 지식에만 의존하거나 문제의 가정과 결과 사이의 일반적 연결성에 따라 파악하기보다는 이전의 경험 즉, 사례(case)에 대한 지식을 이용한다.(Kolodner, 1993). 사례기반추론의 또 다른 중요한 특징은 지속적인 학습이다. 각 문제의 해결 과정에서 축적된 새로운 경험이 향후의 문제 해결에 즉시 사용될 수 있다. 사례기반추론은 지난 몇 년간 급속히 발전하고 있는 기법이며, 그 성공적인 응용도 증가하고 있다.

Fig. 1은 사례기반추론이 진행되는 다음과 같은 기본적인 과정을 보여준다.

- 1) 대상문제를 분석한 후 이와 유사한 과거의 사례를 찾는다(retrieve).
- 2) 대상문제를 해결하기 위해 과거 사례로부터 지식과 정보를 재 사용한다(reuse).
- 3) 과거 사례로부터 제안된 해결방법을 적용하여 해결되었다면, 대상 문제에 맞는 형태의 해로 수정한다(revise).
- 4) 대상문제가 해결됐다면 성공한 해로, 문제 해결에 실패했다면 실패한 해로 저장한다(retain).

* 부경대학교 대학원 기계설계학과
E-mail : maicol@mail1.pknu.ac.kr
Tel : (051) 625-1604, Fax : (051) 620-1405

** 부경대학교 기계공학부

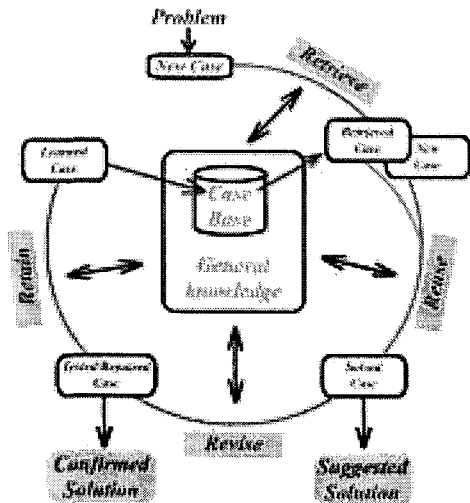


Fig. 1 Process of case-based reasoning

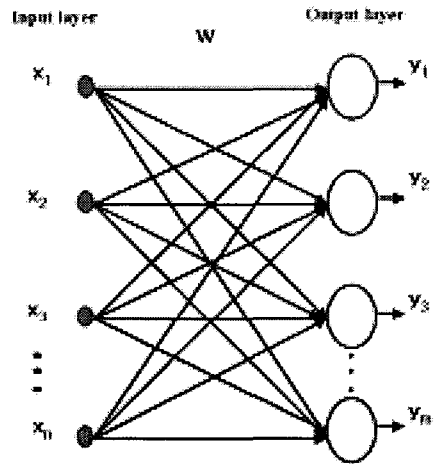


Fig. 2 1 dimensional array of SOM

2-2. 자기조직화지도(Self-Organization Map)

자기조직화지도는 음성 인식, 문자 인식, 구문 분석 등의 다양한 분야에 응용되는 자율학습 신경망이며, 입력층과 출력층으로만 구성되는 순방향 단층 신경망 구조이다. 입력층상의 뉴런 즉, 외부 자극을 감지할 수 있는 신경세포를 입력뉴런이라고 할 수가 있으며, 이러한 외부자극에 대하여 뇌에서 응답을 하는 물리적 특성을 묘사한 것이 출력층 뉴런이 되며 자기조직화지도에서는 출력층 뉴런이 특징지도(feature map)가 된다. 쉽게 생각하면 입력층의 뉴런을 인간의 몸에 비유한다면 인간의 피부에 골고루 분포해있는 신경세포가 되며 피부에 자극이 주어졌을 때 이것을 어떤 유사한 자극에 대하여 군집을 이루며 인식하는 부분이 뇌가 되며 출력층인 특징지도가 있다. 그리고, 그 중간 경로인 신경세포 및 신경섬유의 구성 하나 하나가 바로 결합강도가 되는 것이다.

Fig. 3 과 같이 입력층의 자극을 받아들이는 뉴런들 중 하나의 뉴런에 대해서 고려해 보자. 입력 뉴런은 각 출력뉴런과 각각의 결합강도를 가지고 있다. 여기서 결합강도(connection weight)라는 것은 입력뉴런과 출력뉴런 사이에 맺어진 반응에 대한 민감도이며, 뉴런들간의 연결부위인 시냅스(synapse)를 표현한 것이다. 이는 시냅스의 신경흥분 전달간격이 높으면 반응이 빠르게 나타나고 전달간격이 낮으면 반응이 잘 나타나지 않는다. 그리하여 입력뉴런의 반응에 대해 가장 민감한 반응을 일으키는 출력뉴런이 존재하며 따라서 가장 높은 결합강도를 가진 출력뉴런을 이 알고리즘에서는 승자뉴런으로 선택하는 것이다.

상층의 출력층 뉴런을 배열하는 방법으로 Fig. 2 와 같은 1 차원 배열과 Fig. 3 과 같이 2 차원으로

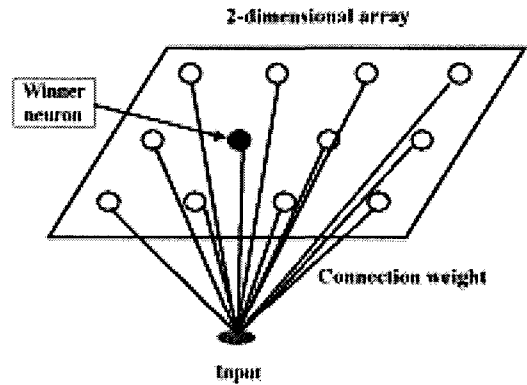


Fig. 3 The composition of SOM

배열하는 방법이 있다. 자기조직화지도의 연결강도는 입력 패턴의 표본 패턴과 같은 역할을 하며, 자율학습 동안에는 입력 패턴과 가장 유사한 연결강도를 갖는 출력층 j 가 승자(winner) 뉴런이 된다 이 승자뉴런 j 를 중심으로 반경 r 을 설정하고, 이 범위내의 모든 뉴런들과 연결된 연결강도를 갱신한다.

이러한 기본적인 구조를 갖는 자기조직화지도 알고리즘의 학습방법은 Fig. 4 와 같다. 그림에서 m 은 입력벡터(입력뉴런)의 차원, l 은 출력벡터(출력뉴런)의 차원, N 은 입력벡터의 수라고 가정한다. Fig. 4 에서 $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 는 입력벡터, $w_l = [w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}]^T$, $j = 1, 2, \dots, l$ 는 j 번째 출력벡터의 결합 강도벡터를 나타낸다. $i(x) = \arg \min \|x - w_j\|$, $j = 1, 2, \dots, l$ 는 승자뉴런의 인덱스를 말하고, $h_{j,i(x)}(t)$ 은 가우스 분포함수인

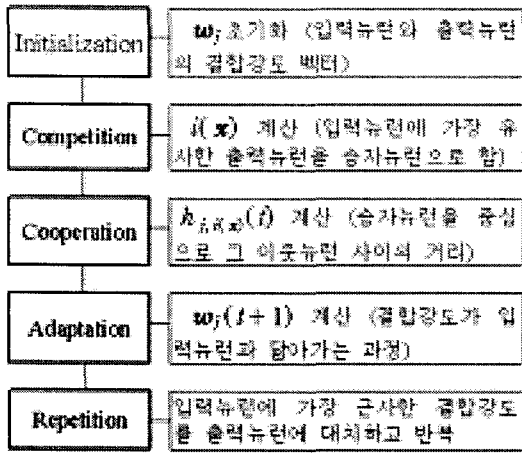


Fig. 4 Flow chart of SOFM

위치근방이다(식(1)). σ 는 유효폭(effective width), $d_{j,i}$ 는 승자뉴런과 이웃뉴런 사이의 근접거리를 나타낸다. 결합강도를 갱신하는 데는 식(2)가 사용된다.

$$h_{j,i(x)}(t) = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma^2}\right), \quad t = 0, 1, 2, \dots \quad (1)$$

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(t)h_{j,i(x)}(t)(x(t) - w_j(t)) \quad (2)$$

$\eta(t)$: 학습율 (t 가 증가함에 따라 감소) $< \eta(t) < 1$

3. 자기조직화를 통한 전동기 고장진단

산업현장에서 사용되고 있는 전동기 결함의 종류는 공극(air gap), 회전자(rotor), 단락 링(end ring) 그리고 고정자(stator)의 결함 요소를 가진 전기적인 결함과, 베어링(bearing), 커플링(coupling), 그리고 축(shaft)의 결함요소를 가진 기계적인 결함으로 나눌 수 있다. 이런 여러 가지 결함들은 진동 및 전류신호의 스펙트럼을 비교해 보면 고유한 특징을 가지고 있는데, 그 중에서도 전동기의 상태 감시 및 고장진단에 사용되는 방법에는 변위, 속도, 가속도를 감시 파라미터로 하는 진동신호를 이용한 방법을 이용하여 진단을 수행하였다.

3-1. 전동기의 결함 사례베이스

본 논문에서 사용된 전동기의 사례베이스는 진동진단 전문가가 현장에서 다양하게 발생하는 현상을 관찰하여, 진동의 원인을 발견하고, 이에 따른 대책수립을 수행하였던 많은 양의 사례에 대한 기술보고서를 정리한 기계건강진단 사례집에 수록된 전동기 사례를 이용하였다. 이들 표준 사례들은 원인추정 영역, 발생시점 영역, 발생현상 영역, 전동기 사양영역, 작동환경 영역으로 사례를 세분

화하였다. 실제 고장진단을 수행하기 위해서는 각 사례마다 서술되고 있는 진동 발생현상과 원인을 정리하는 작업이 필요하다. 사례베이스에 분석한 결과는 Table 1 과 같다.

Table 1 Cause and phenomena

원인	회전자 손상, 헐거움, 정렬불량, 고정자 이상, 불평형, 공극불량
발생 현상	전동기 베어링 부 진동 베어링 수직방향 진동 베어링 수평방향 진동 베어링 축방향 진동 회전자 진동 전동기 기초(바닥)에서 진동 전동기 케이싱 진동 부하에 따라 진동 증가 유량에 따라 진동 증가 전원 차단 시 즉시 진동소멸 토크변동(맥동) 발생 접촉(rubbing) 발생 공진 발생 울림(beat) 발생 운전속도 성분 운전속도 분수 및 배수조화성분 울림 주파수 성분 전원주파수 및 2 배 성분주위의 측대역파 성분 전원주파수 2 배 성분 주기적 소음 단순 이상음 울림의 주파수 파진류 윤활유 변색 베어링 손상, 교체 회전자 손상

각각의 사례에 포함된 발생 현상들은 원인별로 약간의 차이가 있지만 유사한 구성을 보이고 있다 이것은 각각의 사례가 자기조직화지도에서 원인에 따라 다른 속성들을 보이며, 실제 분류에 있어서도 다른 발생현상에 따라 다른 원인을 추정할 수 있다. Fig. 5 는 전동기의 결함진단을 위한 사례베이스를 보여준다.

3-2. 전동기 고장원인의 분류화 과정

사례베이스의 분석을 통해서 6 가지 원인에 대해서 분류화를 시도하였으며 자기조직화지도의 훈련조건은 다음과 같다.

- 입력 벡터의 속성 : 6 개
- 입력 뉴런의 개수 : 26 개
- 출력 뉴런의 개수 : 6 개

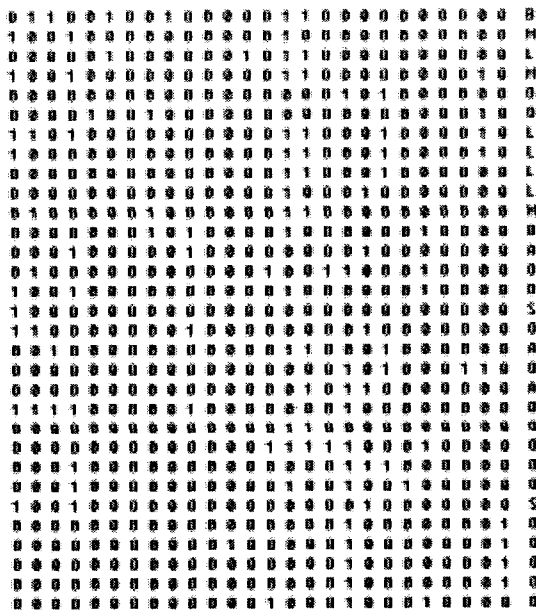


Fig. 5 Case base for electric motor

·훈련 집합의 개수 : 30

훈련집합으로 사용된 사례는 25 개이며, 각 원 인별 사례분포는 회전자 이상 15 개, 고정자 이상 2 개, 기계적 헐거움 5 개, 정렬불량 3 개, 불평형 2 개, 공극편심 3 개이다. Fig. 6 은 최종 학습된 자기조직 화지도를 나타낸다

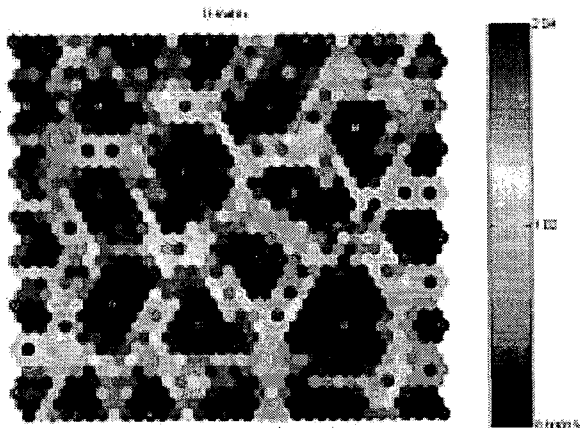


Fig. 6 Unified map of all component after training

위의 그림에서 보면 6 개의 속성으로 학습한 결과이지만, 동일한 원인을 가진 사례들도 독립적 으로 분포되어있음을 알 수 있다. 이것은 26 개의 현상들을 재구성해서 만들어진 각각의 사례들이 유일성을 가지기 때문이다. 각 사례사이의 경계가 존재하는 것은 사례 사이의 이웃정도가 약하다는 것을 나타내며, 우측의 막대그래프는 좌측의 지도 에서 뉴런간의 거리 관계 정도를 색깔로서 보여주 고 있다.

3-3. 적용 예

테스트를 위해서 회전자 손상을 가진 사례를 사 용하였다. 사례의 분석 내용은 Table 2 와 같다.

Table 2 Problem case

대상 기계	전동기 구동 증속 기어상자
발생 현상	증속 기어를 구동하는 전동기로서 축 방 향에서 높은 은 진동이 발생하였고 계속 증가
해석 및 자료 분석	전원주파수 및 2 배 성분주위의 측대 역과, 전원주파수 2 배 성분, 주기적 소음
결과	전동기 회전자가 분해되고 조심스럽게 조사되었다. 회전자 봉의 반 이상이 단락링(shorting ring)에 부착된 곳에서 크랙이 발견

위의 분석 결과를 토대로 하여 실제 테스트를 실 시한 결과 회전자 손상으로 분류하였다.

4. 결론

본 연구에서는 전동기의 결함진단을 위해 사례 기반추론시스템에서의 사례베이스를 자기조직화지 도로 학습하고 문제 사례(problem case)를 가지고 테스트를 실시하여 좋은 결과를 얻었다. 시스템을 검증하기 위해서는 여러 가지 사례에 대해서 평가 가 있어야 하고 보다 나은 진단 결과를 얻기 위해 서 많은 양의 사례 수집을 통한 사례베이스 구축 작업이 지속적으로 이루어져야 할 것이다.

참고문헌

- (1) A. Aamodt and E. Plaza, Case-Based Reasoning: Foundational Issue Methodological Vibrations, and System Approaches, IOS Press Vol. 7, NO. 1, pp.39-59(1).
- (2) 양보석, 기계건강진단 사례집, 효성출판사, 1998.
- (3) 서상운, 임동수, 양보석, "자기조직화지도를 이용한 회전기계의 이상진동 진단, 한국소음진동공학회 추계학 술대회논문집, p.411~416, 1999.
- (4) T. Kohonen, et al. SOM_PAK, The Self-Organizing Map Program Package, Helsinki Univ. Technol., Lab. Computer and Information Sci., Espoo, Finland, 1995; "cochlea.ht.fi" (130.233.168.48).
- (5) S. Haykin, Neural Network, 2nd edition Prentice Hall, 1999.
- (6) 이창목, 양보석, "회전기계의 이상진동진단을 위한 사례기반 추론시스템의 개발", 한국소음진동학회 춘계 학술대회, 2000.
- (7) J. S. Mitchell, Introduction to Machinery Analysis and Monitoring Pennwell Books, pp. 470, 1993