

# ART2 신경회로망을 이용한 공작기계의 웹기반 원격 성능저하 모니터링 시스템 개발

김초원\*, 최국진<sup>+</sup>, 정성환<sup>++</sup>, 홍대선<sup>+++</sup>  
(논문접수일 2008. 8. 6, 심사완료일 2009. 1. 15)

## Development of a Web-Based Remote Monitoring System for Evaluating Degradation of Machine Tools Using ART2

Cho Won Kim\*, Kook-Jin Choi<sup>+</sup>, Sung-Hwan Jung<sup>++</sup>, Dae Sun Hong<sup>+++</sup>

### Abstract

This study proposes a web-based remote monitoring system for evaluating degradation of machine tools using ART2(Adaptive Resonance Theory 2) neural network. A number of studies on the monitoring of machine tools using neural networks have been reported. However, when normal condition is changed due to factors such as maintenance, tool change etc., or a new failure signal is generated, such algorithms need to be entirely retrained in order to accommodate the new signals. To cope with such problems, this study develops a remote monitoring system using ART2 in which new signals when required are simply added to the classes previously trained. This system can monitor degradation as well as failure of machine tools. To show the effectiveness of the proposed approach, the system is experimentally applied to monitoring a simulator similar to the main spindle of a machine tool, and the results show that the proposed system can be extended to monitoring of real industrial machine tools and equipment.

**Key Words** : Remote monitoring(원격 감시), ART2(적응공명이론2), Degradation(성능저하), Machine tools(공작기계), Neural network(신경회로망)

## 1. 서론

공작기계를 포함한 기계시스템은 부품의 마모 및 마찰 이

외에도 급격한 외부의 환경변화나 물리적인 충격에 의해 성능저하나 고장이 발생할 수 있다. 기계시스템의 예기치 않은 고장은 수리비용의 추가 및 생산라인의 중단에 의한 비용

\* 국립창원대학교 기계설계공학과  
+ 교신저자, 국립창원대학교 기계설계공학과 (choi@changwon.ac.kr)  
주소: 641-773 경남 창원시 사림동 9번지  
++ 국립창원대학교 컴퓨터공학과  
+++ 국립창원대학교 메카트로닉스공학부

손실 등으로 전체 생산성이 저하된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 기계의 고장을 사전에 진단할 수 있는 기술이 필요하게 된다. 외부의 급격하고도 예측 불가능한 원인에 대한 고장은 사전에 진단이 어렵지만 시간이 지남에 따라 기계 시스템 각 요소의 성능저하로 인해 서서히 발생하는 고장은 예측이 가능하다.

이러한 기계를 진단하여 고장을 예측하려는 시도는 상당히 오래전부터 연구되어 왔다. 그 중에서 진동신호나 AE (Acoustic Emission)센서를 이용한 실시간 고장진단 기술은 현재 생산현장에 적용되어 그 성능이 인정되고 있다<sup>(1-3)</sup>. 그러나 이러한 고장진단 기술은 진단하고자 하는 기계시스템에 직접 연결하여 신호를 모니터링 하였고 웹과 같은 네트워크를 이용한 원격 모니터링은 고려되지 않았다. 한편 MLP (Multi-Layer Perceptron)와 같은 일반적인 신경회로망을 이용하여 기계의 상태나 공구마모를 모니터링 하는 연구<sup>(4,5)</sup>가 있었으나 이러한 방법은 미리 알고 있는 고장 신호에 대해서만 진단이 가능하다. 이는 일반적인 신경회로망을 사용한 방법에 대한 단점으로 정상상태의 신호가 변하거나 새로운 고장 신호가 추가되면 다시 재학습을 해야 하는 문제점이 있다. 그리고 ART2(Adaptive Resonance Theory 2) 신경회로망<sup>(6)</sup>과 ART-Kohonen 신경망<sup>(7,8)</sup>을 이용한 회전기계의 결함진단 알고리즘 개발에 관한 연구<sup>(9,10)</sup>가 있었으나 입력되는 신호와 사전에 정의된 고장신호를 비교하여 고장신호를 찾아내는 연구로서, 성능저하 평가에 대해서는 다루지 않았다. 이 외에도 공작기계의 원격 고장진단에 관한 연구도 있었으나 이는 CNC 공작기계의 프로그램상 오류로 발생하는 고장에 대한 원격 진단 및 모니터링을 하는 데에 그치고 있다<sup>(11)</sup>.

본 연구에서는 공작기계 성능저하를 모니터링 하기 위해 인터넷을 이용한 원격 기술을 이용하여 공작기계의 진동신호를 측정하고, 이에 대하여 ART2 신경회로망을 이용한 성능저하 알고리즘을 개발하고자 한다. 이러한 시스템은 인터넷이 연결되어 있는 곳이라면 어느 곳에서나 원격으로 공작기계의 성능저하 상태를 모니터링 할 수 있으며, 새롭게 발생한 정상 또는 고장 신호를 쉽게 추가하여 사용할 수 있다.

## 2. 웹 기반 원격 모니터링 시스템의 개요

### 2.1 전체 시스템 개요

공작기계의 고장은 크게 두 가지로 나뉘는데, 하나는 시간이 지남에 따라 서서히 성능저하가 진행되어 나타나는 고장과, 예측이 불가능한 갑자기 발생하는 고장이다. 이 중 시간

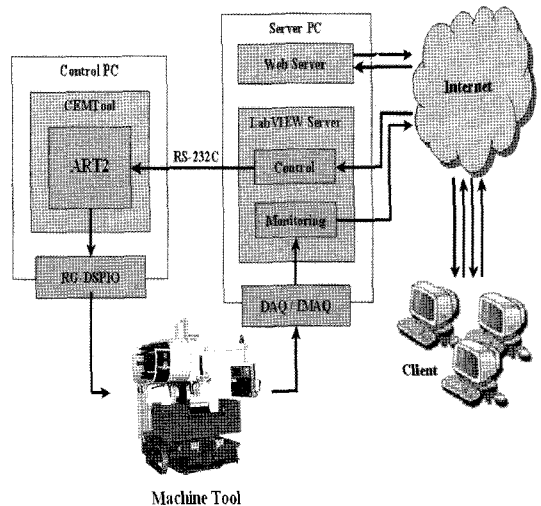


Fig. 1 Web-Based Remote Monitoring System

이 지남에 따라 서서히 진행되는 고장은 예측이 가능하다. 이 경우에 적용되는 모니터링 시스템은 공작기계의 상태를 계속 감시(Monitoring)하고 기계의 고장을 사전에 예측할 수 있는 하나의 수단이다. 여기에 최근 급속도로 발전한 정보통신 기술을 활용하여 인터넷이나 인트라넷이 제공되는 곳이면 어디에서라도 공작기계를 모니터링 할 수 있다. Fig. 1은 이러한 웹기반 원격 모니터링 시스템의 개념을 나타낸다. 먼저 공작기계에 부착된 각종 센서로부터 현재 상태에 대한 신호를 획득하고 이 신호를 ART2 알고리즘을 이용하여 공작기계의 성능저하(Degradation)를 평가할 수 있고, 또한 공작기계의 각종 상태를 웹상에서도 확인 및 제어가 가능하게 된다.

### 2.2 웹 기반 원격 모니터링

원격 모니터링을 위하여 본 연구에서는 온도와 기계 진동을 측정하고 여기에 공작기계의 전체 모습을 시각적으로 모니터링 할 수 있도록 구현한다. 전체 원격 모니터링 기능을 구현하기 위해서 그래픽 기반의 산업기술용 프로그래밍 언어인 LabVIEW<sup>(12)</sup>를 사용한다. 공작기계로부터 신호획득을 위해 온도센서와 가속도센서 그리고 카메라를 설치하고 LabVIEW와의 연동을 위해 DAQ 보드를 사용한다. 그리고 공작기계를 대신할 Fig. 2와 같은 형태의 시뮬레이터를 사용한다. 이 시뮬레이터는 공작기계의 추측과 유사한 형태의 회전체 구조를 갖도록 설계 제작하였다. 모터는 AC 3상 유도전동기를 사용하였는데, 그 용량은 0.75KW, 최대회전수는 1690rpm이

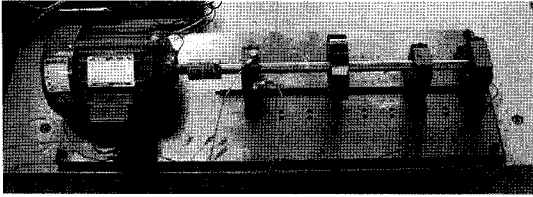


Fig. 2 Simulator

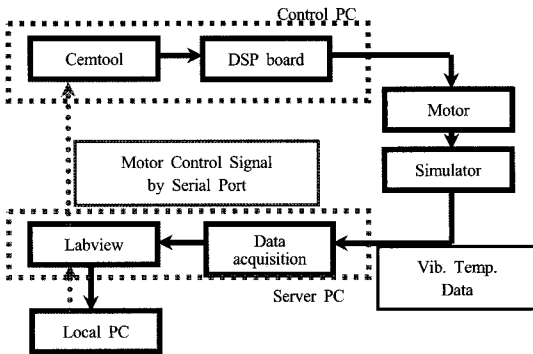


Fig. 3 Block Diagram of the Proposed System

며 속도 제어를 위해 별도의 인버터를 이용한다. 회전체의 지지베어링부에는 진동을 측정하기 위한 센서를 수직방향과 수평방향 모두 부착이 가능하도록 제작하고, 축의 끝부분에는 수동으로 압력을 가하여 임의의 고장신호나 외란(Disturbance)을 발생시킬 수 있도록 한다. 모니터링을 위한 시스템은 시뮬레이터, 시뮬레이터 회전용 모터 제어부, 데이터를 받는 데이터 획득부 그리고 서버 PC의 네 부분으로 나뉜다. 제어부에서 시뮬레이터를 작동시키고 설치된 센서에 의해 진동 및 온도 데이터를 서버 PC에서 Labview를 이용하여 획득하고 이 데이터는 ART2 알고리즘을 이용하여 모니터링 한다. Fig. 3은 시뮬레이터를 이용한 전체 모니터링 시스템의 구성도를 나타낸다.

### 2.3 ART2 알고리즘

ART2<sup>(6)</sup>는 무교사 학습(Unsupervised learning)방식의 자기조직화(Self-organizing) 신경회로망의 하나로서, 주로 패턴인식에 응용되고 있다. ART1이 이진 코드 신호만을 다루는데 비해, 이 ART2는 아날로그형태의 패턴을 다룰 수 있다는 장점이 있다. 학습시에 이 ART2에 입력신호가 차례로 들어오면 유사한 입력패턴들은 하나의 그룹으로 클러스터링되어 하나의 출력클래스가 생성되어지고, 기 생성된 클래스와

차이가 큰 입력패턴에 대해서는 별도의 클래스가 만들어진다. 이러한 다수의 입력패턴들에 대한 학습의 결과로 ART2는 서로 유사한 입력신호 패턴들을 대표하는 몇 개의 출력클래스들을 생성한다.

다층 퍼셉트론과 같은 신경회로망을 이용한 모니터링 방법에서는 정해진 고장 신호에 대해서만 진단이 가능하며, 새로운 신호가 추가될 때마다 일정 시간 동안의 재학습을 거쳐 새로운 패턴으로 정의해 주어야 하는 단점이 있다. 반면 ART2(Adaptive Resonance Theory 2)는 새로운 고장신호가 나타나면 이를 별도의 고장 클래스로 쉽게 등록시킬 수 있다는 장점이 있다. ART2를 이용한 모니터링 시스템은 정상상태 신호와 고장신호를 모두 입력패턴으로 하고, 이 패턴들에 의해 학습을 한다. 그리고 학습의 결과로 정상상태와 고장신호에 대한 다수의 클래스를 생성시키고, 이후 학습된 이 클래스들을 이용하여 기계의 성능저하를 모니터링 한다. 즉 새로운 신호가 들어오면 이 신호와 학습된 클래스들과 비교하여 유사도(Vigilance)를 계산하고, 이 유사도를 이용하여 성능저하지표(CV : Confidence Value)를 계산한다. 일반적으로 두 패턴간의 유사도는 0과 1사이의 값으로 표현하는데, 1에 가까우면 가까울수록 높은 유사도를 의미한다.

한편 새로운 신호를 추가로 정상상태나 고장신호로 학습을 시켜야 되는 경우에는 ART2를 이용한 모니터링 시스템을 재학습시킨다. 이에 대한 개념을 Fig. 4에 나타낸다.

본 ART2 알고리즘에 의해 학습을 하는 경우 어느 정도의 유사도로 패턴을 분류할 것인가가 관심의 대상이 된다. 이를

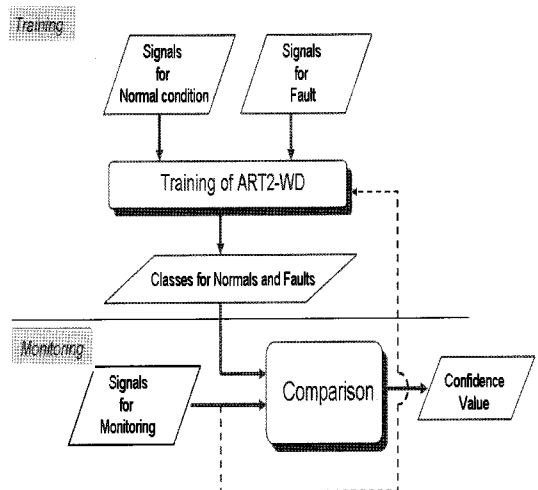


Fig. 4 Concept of the ART2 Monitoring Algorithm

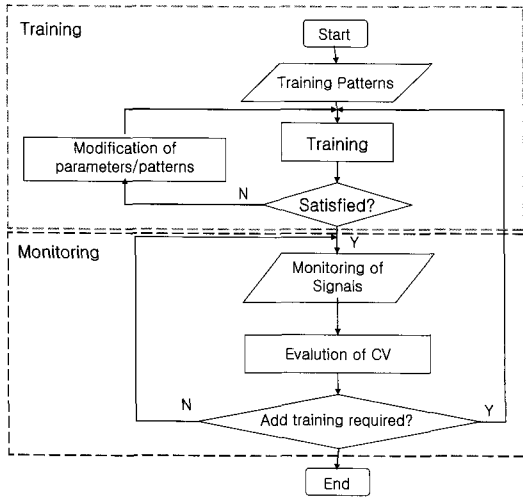


Fig. 5 Flow Chart of the ART2 Monitoring Algorithm

결정하는 인자가 임계유사도(Threshold Vigilance)  $\rho_t$ 로서, 이  $\rho_t$ 는 모니터링 예비 실험을 통하여 1 이하의 임의의 값, 예를 들어 0.99, 0.95 등과 같이 정한다. 일반적으로 이 값을 높게 설정하면 ART2의 출력 클래스 수는 증가하고, 낮게 설정하면 클래스 수는 감소한다<sup>(6)</sup>.

Fig. 5는 제안하는 ART2를 이용한 모니터링 알고리즘의 흐름도이다. 이 그림에서 모든 ART2 모니터링 알고리즘은 크게 학습(Training)과 모니터링(Monitoring)의 두 부분으로 구분되며 추가 학습이 필요한 경우에는 재학습(Re-training)을 수행한다. 여기에서 추가 학습이 필요한지에 대한 판단이 필요한데, 이는 사용자에게 의해 결정할 수 있도록 한다.

### 2.4 성능평가지표(Confidence Value)

본 ART2 모니터링 시스템에서 기계의 성능저하를 평가하는 지표로서 성능평가지표(CV)를 사용한다. 이 성능평가지표는 0과 1사이의 값으로서, 이 값이 1에 가까우면 가까울수록 정상임을 의미한다. 본 연구에서 사용한 ART2 알고리즘은 패턴들 간의 유사도(Vigilance)를 기준으로 성능평가지표를 계산한다. 여기서 한 패턴은 벡터 값으로 나타낼 수 있고, 이 유사도는 벡터들 간의 내적(Inner product)에 관한 함수로 표현된다. 한편, ART2의 학습과정에서 입력 패턴 벡터는 정규화(Normalization)되어 사용하고 있는데, 두 패턴이 완전히 다른 경우에는 내적이 0이고 같다면 내적은 1이 된다. 실제로는 여기에 다른 상수 값들이 추가되어 이 유사도 값은 약 0.75와 1사이의 값을 갖는다<sup>(4)</sup>.

학습되어 저장되어 있는 ART2 출력 클래스 들을  $C_j(j=1, 2, \dots, M)$ . M은 저장된 클래스 수)라 하고, 모니터링 대상인 새로운 입력 신호를  $I_k$ 라 할 때 이  $I_k$ 에 대한 성능평가지표  $CV_k$ 는 다음과 같은 과정을 통하여 계산한다.

#### step 1 :

학습되어 저장되어 있는 각각의 출력클래스  $C_j(j=1, 2, \dots, M)$ 와 입력신호  $I_k$ 간의 유사도(Vigilance)(4)  $\rho(I_k, C_j)$ 를 계산하여, 이 중 가장 큰 유사도를 갖는 출력클래스  $C_j^*$ 를 찾는다. 즉, 출력클래스  $C_j^*$ 는  $I_k$ 와 가장 유사한 출력클래스이다.

#### step 2 :

위에서 찾은 클래스  $C_j^*$ 와 입력신호  $I_k$ 간의 유사도  $\rho(I_k, C_j^*)$ 를 성능평가지표로 정의한다. 즉, 입력신호  $I_k$ 에 대한 성능평가지표  $CV_k$ 는 다음 식으로 표현된다.

$$CV_k = \rho(I_k, C_j^*) = \max_{j=1}^M \rho(I_k, C_j) \quad (1)$$

## 3. 실험 내용 및 결과

2장에서 설명한 웹 기반 원격 모니터링 시스템과 시뮬레이터를 이용하여 웹 기반 모니터링 시스템을 구축하였다. 이 시뮬레이터의 정상상태와 임의의 고장 상태 신호를 발생시켜 데이터 획득부를 통해 서버 PC로 전송하였고 그 신호들을 ART2 알고리즘에 의해 학습시켰다. 학습된 결과에 의해 시뮬레이터의 성능저하나 고장이 감지되면 시뮬레이터의 제어부로 신호가 전달되어 작동을 멈추게 했다. 이에 대한 상세한 내용은 다음과 같다.

### 3.1 웹 기반 원격 모니터링 시스템 구현

웹 기반의 원격 공작기계 감시, 제어 및 정보 시스템을 구축하기 위해서는 감시를 위한 모니터링 서버, 제어를 위한 제어 서버, 정보 제공 및 데이터베이스 활용을 위한 일반 웹 서버 등 3개의 서버가 필요하다. 본 연구에서는 웹 기반의 공작기계 모니터링을 위한 서버, 즉 모니터링 서버와 제어 서버를 하나로 통합하여 LabVIEW에서 제공하는 내장 서버가 그 역할을 하도록 하였고, 정보 제공의 역할을 하는 일반 웹 서버로는 Apache 서버<sup>(13)</sup>를 사용하였다.

Fig. 6은 시뮬레이터에 부착된 가속도 센서와 그 신호를 서버에서 확인하는 모습이며 Fig. 7은 온도 센서를 부착한 모습과 서버에서 온도 데이터를 확인하는 것을 나타낸다.

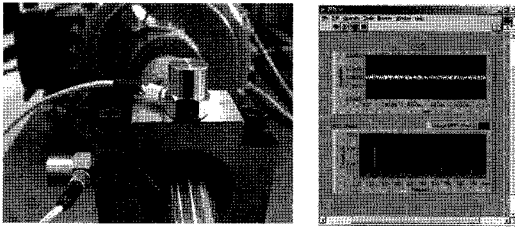
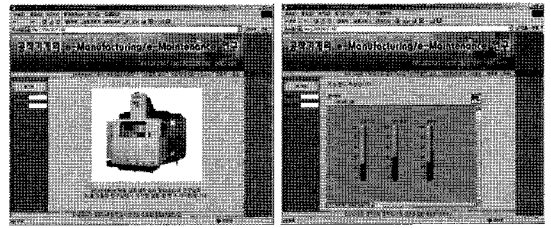


Fig. 6 The Acceleration Sensor and Signal on the Server



(a) Main Page (b) Temperature Monitoring

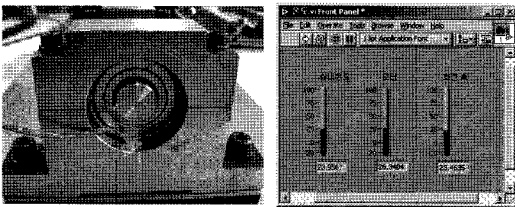
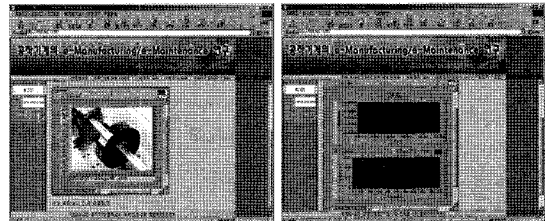


Fig. 7 The Temperature Sensor and Signal on the Server



(c) Visual Monitoring (d) Vibration Monitoring

Fig. 8 Monitoring Web Server

LabVIEW는 자체적으로 서버의 기능을 포함하고 있어서 내장되어 있는 웹 출판 도구를 이용하면 간단하게 서버를 작동시킬 수 있는 장점이 있다. 그러나 LabVIEW 내장 서버는 현재 오직 고정된 HTML 문서 형식만을 지원하기 때문에 일반 웹 서버와 같은 로그인 기능 등의 사용이 어렵다. 따라서 동적인 웹사이트를 만드는데 일반적으로 사용되는 PHP(Professional Hypertext Preprocessor)<sup>(14)</sup>와 데이터베이스를 다루는데 유용한 MySQL<sup>(15)</sup>을 연동하여 로그인 기능 등을 구현하였다. PHP는 텍스트, 특히 HTML의 처리에 강점을 가지고 있으며 다양한 데이터베이스를 지원하는 서버 측 스크립트 언어이고, MySQL은 표준 데이터베이스 질의 언어인 SQL(Structured Query Language)을 사용하는 개방소스의 관계형 데이터베이스 관리 시스템이다.

MySQL은 매우 빠르고 유연하며 사용하기 쉽다는 장점 때문에 다양한 운영체제에서 사용되며, 특히 PHP와 연동이 용이해 두 가지를 함께 사용하는 경우가 많다. 이 두 가지를 이용하여 Fig. 8과 같은 로그인을 위한 메인 화면을 구성하고 모니터링을 위한 페이지로의 접근 제한을 두었다. 정상적인 로그인을 실행하면 서버가 작동하여 클라이언트의 웹 브라우저에서 JAVA 애플릿 또는 ActiveX 기반의 플러그인을 통해 원격에 있는 기계의 상태를 쉽게 모니터링 할 수 있다.

본 연구에서 구현된 원격 모니터링 기능은 3가지이다. Fig. 8(b)의 열전대를 이용한 온도 모니터링 기능과 Fig. 8(c)의 비전을 이용한 시뮬레이터의 동작 상태 화면 모니터

링, 그리고 Fig. 8(d)과 같이 가속도 센서를 통한 진동 모니터링 기능이다. 이 중 진동 신호 데이터를 ART2의 성능저하 모니터링에 이용하였다.

### 3.2 신호획득 및 ART2 알고리즘 검증

이상에서 제안한 원격 모니터링 시스템을 구현하기 위하여 MATLAB<sup>(16)</sup>을 이용하여 ART2 알고리즘을 프로그래밍 하였다. ART2를 학습시키기 위해서는 먼저 Fig. 2의 시뮬레이터로부터 정상 신호와 고장 신호를 모두 획득해야 한다. 정상 신호는 시뮬레이터에 외란을 가하지 않은 상태에서 인버터로부터 30Hz의 주파수를 모터에 인가하여 모터가 900rpm으로 일정하게 회전하도록 하고, 이 때 발생하는 진동 신호를 LabVIEW에서 FFT 형태로 변환시켜 획득하였다. FFT 변환을 위한 신호의 주파수 범위는 시뮬레이터의 정상 회전 주파수 30Hz의 고조파(Harmonic) 성분까지 확인이 가능하도록 충분히 500Hz로 정하였고, 주파수 개수는 주파수를 1Hz 단위로 구분하여 한 신호 당 500개이다. 고장신호는 동작기계의 주축에서 발생될 수 있는 상황인 축의 불평형(Unbalance)과 축 주위의 풀림(Looseness) 현상을 가정하여 다음의 두 가지 경우에 대하여 획득하였다. 첫째는 시뮬레이터의 회전축 끝부분에 설치한 수동 압력 조절기를 조절하여 축 정렬 불량 효과를 만든 경우, 둘째는 시뮬레이터의 볼트를 일부 조절하여 볼트 풀림 효과를 만든 경우이다.

이와 같이 얻은 정상 신호와 고장 신호를 이용하여 ART2

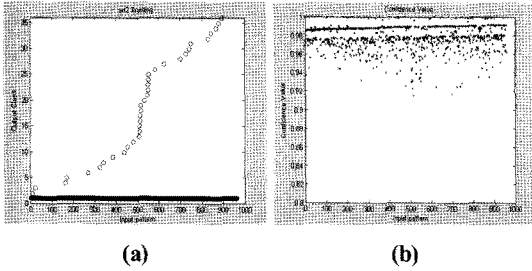


Fig. 9 Training Results for Normal State with  $\rho_r=0.95$   
 $\theta=0.2$

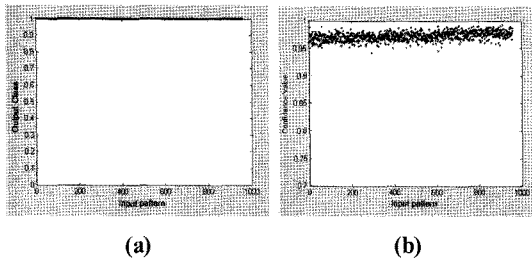


Fig. 10 Training Results for Normal State with  $\rho_r=0.94$   
 $\theta=0.1$

를 학습을 시켜야 하는데 먼저 각각의 신호들에 대하여 학습을 통해 하나의 클래스로 분류할 것인지 여러 개의 클래스로 분류할 것인지를 결정할 필요가 있다. ART2에서 출력클래스의 개수에 영향을 미치는 중요한 인수는 2장에서 설명한 임계유사도( $\rho_r$ )와 입력 패턴의 노이즈제거지수( $\theta$ )이다<sup>6)</sup>. 입력 패턴은 통상 여러 개의 원소들로 이루어진 벡터  $\vec{p}$ 와 같이 표현될 수 있고, ART2의 학습 과정에서는 이 벡터를 정규화시켜 사용한다(즉  $\vec{q} = \vec{p} / \|\vec{p}\|$ ). 여기서 이 정규화된 벡터  $\vec{q}$ 의 원소들 중 이 노이즈제거지수  $\theta$  보다 작은 값들은 0으로 간주된다. 따라서 이 값을 결정하기 위해 정상 신호 1000개를 이용하여 실험하였다. Fig. 9와 Fig. 10은 유사도와  $\theta$  값을 결정하기 위한 실험의 결과를 보인다. 이 그림들의 횡축은 신호 번호(1, 2, ..., 1000)를 나타내고, 종축의 경우 (a)는 출력 클래스의 수이고 (b)는 성능평가지표 값을 나타낸다. 유사도가 클수록 출력 클래스 수가 많았으며  $\rho_r=0.94$  일 때 출력 클래스가 1개로 나타났다. 따라서 입력 패턴들을 정상패턴으로 보았을 때,  $\rho_r=0.94$ 로 설정하면 이후에 이 값보다 작은 값이 나올 경우 이상 신호이거나 또 다른 형태의 정상 신호로 판단할 수 있으므로  $\rho_r=0.94$ 로 설정하였다.  $\theta$ 는 노이즈를 제거하기 위한 값으로 ART2의 계

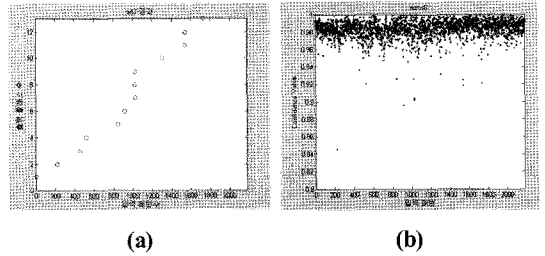


Fig. 11 Monitoring Results for Normal State

산과정에서의 변수이다. 실험결과  $\theta$  값이 크면 클수록 출력 클래스 수가 작게 나타났는데 본 연구에서는  $\theta$ 의 값을 0.1로 선정하였다.

이상과 같이 학습한 결과를 바탕으로 먼저 학습된 정상 클래스를 기준으로 기계의 상태를 모니터링 하였다. 테스트 할 입력 패턴은 모두 2177개로서 모니터링에서 새로운 클래스가 생성되면 경고 메시지를 나타내고 모니터링을 일시 정지하게 하였다. 그리고 그 신호를 FFT 형태로 출력하게 하였고, 감시자가 신호를 확인하고 고장이라고 판단되면 수리를 하고 정상 신호일 경우는 계속 모니터링을 진행할 수 있도록 하였다. Fig. 11의 (a)는 출력되는 클래스를 나타낸 것이고 Fig. 11의 (b)는 CV의 변화를 나타낸 것이다. 여기에서 테스트 패턴들의 CV 값이 임계유사도  $\rho_r=0.94$  이하로 나타날 경우에는 이를 또 다른 정상신호라고 가정하고 새로운 클래스를 생성시켰다. Fig. 12는 이렇게 하여 얻어진 새로운 정상 클래스에 대한 패턴들이다. 결과적으로 새로 만들어진 정상 클래스는 모두 13개이고, 222번째 패턴(Fig. 12의 #2에 해당)의 입력에서 CV가 가장 낮은 0.8455로 나타났다. 패턴 형상도 정상상태의 형상과 상당한 차이를 보이고 있다. 하지만 이후 연속적으로 계속 발생되지 않으므로 순간적으로 튀는 신호로 판단된다.

다음으로 Fig. 2의 시뮬레이터에 외란을 가하여 고장신호를 만들고 이에 대한 모니터링을 수행하였다. 외란으로는 축의 끝부분에 인위적으로 입력을 가한 상태에서 축을 회전시켜 얻은 축 정렬 불량과, 지지 베어링의 고정 볼트를 약간 풀 상태에서 축을 회전시킨 베어링 고정 불량을 이용하였다. Fig. 13의 (a)와 (b)는 축 정렬 불량에 대한 고장 신호이고, Fig. 13의 (c)는 베어링 고정 불량에 대한 신호이다.

앞에서 실험했던 1,000개의 정상신호에 의해 학습된 ART2를 이용하고, 다음으로는 Fig. 13의 3개의 패턴과 앞에서 이용한 2,177개의 신호를 이용한 모니터링 실험을 행하였다. Fig. 14는 그 결과를 보이는데, Fig. 14의 (a)는 생성되는 클

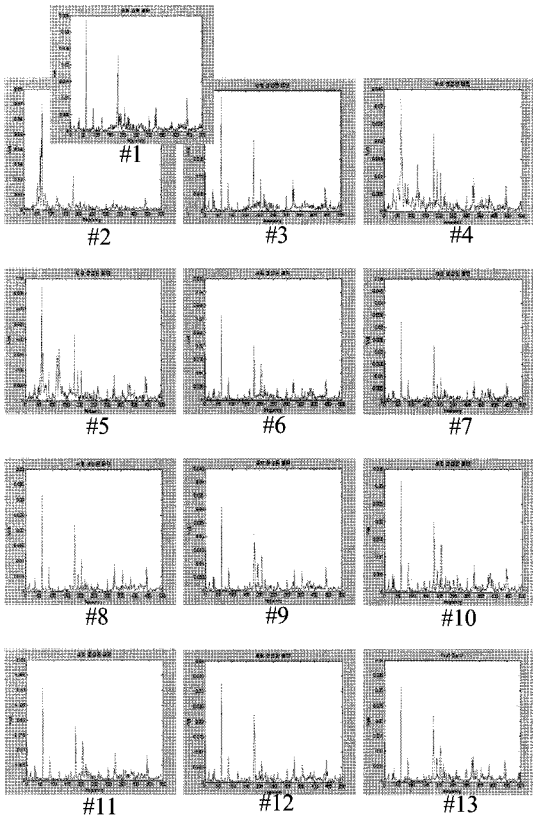


Fig. 12 FFT Patterns for the Newly Generated Output Classes

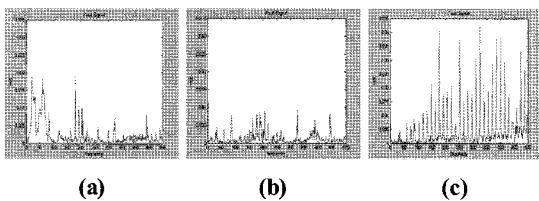


Fig. 13 Additional Fault Signals

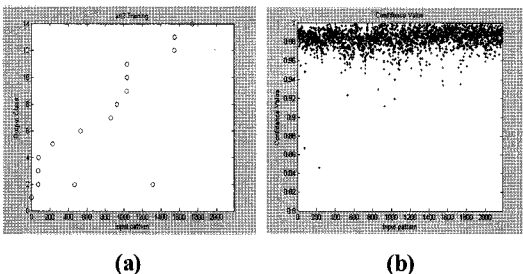


Fig. 14 Monitoring Results for Fault State

래스의 수이고 Fig. 14의 (b)는 CV값 변화를 나타낸다. 여기에서 1차 정상신호에 대한 모니터링 시험과 마찬가지로 모니터링 신호의 CV값이 임계유사도  $\rho=0.94$  이하일 경우에는 새로운 클래스로 생성시켰다.

모니터링 결과를 보면 Fig. 13의 3개의 불량신호는 본 모니터링 초기에 각각 새로운 클래스로 생성되었고, Fig. 12에 나타나 있는 1차 모니터링시에 새로 만들어진 13개의 클래스 중 #3과 #9는 불평형상태의 신호인 Fig. 13의 (a)와 동일한 클래스로 분류되었다. 즉 #3과 #9의 신호는 불평형 불량신호임을 나타낸다. 그 결과 고장신호를 포함한 이 모니터링 실험에서는 Fig. 14의 (a)에 나타나 있는 바와 같이 최종적으로 14개의 새로운 클래스가 얻이었는데, 그 결과를 살펴보면 위에서 고찰한 바와 같이 불량에 대한 클래스 3개 (Fig. 13)와 정상에 대한 클래스 11개(Fig. 12의 13개 중 #3과 #9 제외)이다.

이와 같이 본 연구에서 두 가지 모니터링 실험, 즉 정상상태 신호에 대한 실험과 불량신호를 포함한 실험을 수행하였고, 여기에서는 설정된 임계유사도보다 낮은 CV값을 갖는 신호는 새로운 클래스로 생성하였다. 최종적으로 이와 같이 만들어진 새로운 클래스에 대해서는 해당분야의 전문가가 그 현상을 파악하여 기계의 성능이 저하되었는지 아니면 새로운 형태의 정상적인 신호인가를 판단하여 운영하여야 한다.

#### 4. 결론

최근 공장기계를 비롯한 기계시스템의 자동화 라인 구성에 있어서 갑작스러운 고장으로 인한 생산성의 저하를 방지하기 위하여 여러 가지 유지보수 기법이 요구되고 있다. 기존의 단순한 유지보수 기법은 기계가 고장이 발생한 후에 그것을 감지하고 시스템을 정지시키므로 사전에 고장을 감지할 수 있는 시스템이 요구된다. 이를 위해서 본 연구에서는 웹을 기반으로 하여 원격에서 공장기계의 성능저하 모니터링을 하여 공장기계의 고장을 사전에 감지할 수 있는 ART2를 이용한 모니터링 시스템 알고리즘을 개발하였다. 공장기계 주축과 유사한 시뮬레이터를 제작하여 각종 센서와 제어부를 구성하고 획득한 데이터를 웹 서버 상에서 시간적으로 모니터링이 가능하게 하여 인터넷이 연결된 곳 어디서나 웹 서버와 동일한 모니터링이 가능하게 하였다. 기계의 성능 저하를 감지하기 위하여 가속도 센서를 이용하였고 시간 영역에서 얻은 데이터를 주파수 영역의 신호로 변환 하였다. 이 신호들을 기준으로 ART2 신경회로망을 이용하여 정상신호 및 이상신호 별로 클래스로 구분되는 전체 성능저하 평가 알고리

음을 구현하였다. 우선 정상인 진동신호 1000개를 이용하여 정상상태와 비정상 신호를 구분 짓는 임계유사도와 노이즈 제거지수 값을 실험을 통하여 결정하고 ART2를 학습시켰다. 이 후 2,177개의 진동 신호에 대한 모니터링 실험을 수행하였고, 다음으로는 시뮬레이터에 외란을 가하여 얻은 3개의 불량신호를 포함한 모니터링 실험을 수행하였다. 이러한 공작기계 시뮬레이터에 대한 모니터링 실험을 통하여 성능평가지표(CV)를 얻었고, 이로부터 기계의 성능저하를 평가할 수 있었다.

본 연구를 통하여 웹을 기반으로 하여 원격에서 공작기계의 성능저하를 평가 모니터링 할 수 있는 시스템을 구축하였다. 향후 이 시스템을 실제 공작기계 및 각종 자동화 기계 시스템에 적용하여 고장이나 성능저하를 사전에 감지해 범오로써 이로 인한 생산성 향상에 도움이 될 것으로 판단된다.

## 참 고 문 헌

- (1) Peng, Z. and Kessissoglou, N., 2003, "An Integrated Approach to Fault Diagnosis of Machinery Using Wear Debris and Vibration Analysis," *International Conference on Wear of Materials*, Vol. 255, No. 7-12, pp. 1221~1232.
- (2) He, Z., Zi, Y., and Chen, P., 2003, "Predictive Equipment Maintenance Based on Information Extracted from its Running Condition," *International Conference on Intelligent Maintenance System*, pp. 38~44.
- (3) Min, H. S., Lee, S. H., and Ahn, S. E., 2002, "Monitoring of Laser Fusion Cutting Using Acoustic Emission," *Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, Vol. 11, No. 3, pp. 39~44.
- (4) Lucking, W. G., Darnell, G., and Chesmore, E. D., 1994, "Acoustical Condition Monitoring of a Mechanical Gearbox Using Artificial Neural Networks," *IEEE International Conference on Neural Networks*, Vol. 5, pp. 3307~3311.
- (5) Prasopchaichana, K., and Kwon, O. Y., 2008, "Sensor Fusion and Neural Network Analysis for Drill-Wear Monitoring," *Transactions of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, Vol. 17, No. 1, pp. 77~85.
- (6) Carpenter, G. A. and Grossberg, S., 1987, "ART 2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input Patterns," *Applied Optics*, Vol. 26, No. 23, pp. 4919~4930.
- (7) Kohonen, T., 1995, *Self-Organizing Maps*, Springer-Verlag, New York.
- (8) Kohonen, T., Oja, E., Simula, O., Visa, A. and Kangas, J., 1996, "Engineering Application of the Self-Organizing Map," *Proceedings of the IEEE*, Vol. 84, No. 10, pp. 1358~1384.
- (9) Kim, S. H., Kim, D. H., and Lee, Y. S., 2004, "Study On the Design of Risk Management Web-Monitoring System using AANN," *Journal of Control, Automation and Systems Engineering*, Vol. 10, No. 6, pp. 545~550.
- (10) Toshiyuki, A., Takashi, K. B. X., and Shoji, H., 1999, "Fault Diagnosis System for Machines Using Neural Networks," *Transactions of the Japan Society of Mechanical Engineers*, Vol. 65, No. 632, pp. 1498~1504.
- (11) Kim, S. H., Kim, D. H., Han, G. S., and Kim, C. B., 2002, "Model of Remote Service and Intelligent Fault Diagnosis for CNC Machine Tool," *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol. 19, No. 4, pp. 168~178.
- (12) National Instruments Corporation, n.d., viewed 1 July 2008, <<http://www.ni.com>>.
- (13) The Apache Software Foundation, n.d., viewed 1 July 2008, <<http://www.apache.org>>.
- (14) The PHP Group, n.d., viewed 1 August 2008, <<http://www.php.net/>>.
- (15) Sun Microsystems, Inc., n.d., viewed 1 August 2008, <<http://www.mysql.com/>>.
- (16) The MathWorks, Inc., n.d., viewed 1 August 2008, <<http://www.mathworks.com>>.