

퍼지 패턴인식법을 이용한 발전소 과도상태 판별

김종석*, 이동주⁺

(논문접수일 2004. 7. 15, 심사완료일 2004. 10. 13)

Discrimination of Plant Transient by Using the Fuzzy Pattern Recognition

Jong-Seog Kim*, Dong-ju Lee⁺

Abstract

Plant pipe has a fatigue life which is induced by repeated stress come from the variation of temperature and pressure. To avoid the fatigue crack of plant pipe which is produced by long term repeated stress, plant operator has to limit the amount of operating transient. This paper introduced the study result about discrimination methodology of plant transient by using the fuzzy pattern recognition. As result of applying the fuzzy pattern recognition to actual plant operation data, it is confirmed that fuzzy pattern recognition methodology can be useful for the comparison of similarity for the transients of similar output but has different time pattern.

Key Words : Plant, Transient, Fuzzy, Pattern

1. 서론

1.1 연구 필요성

발전소는 증기발전기에서 생산되는 증기로 터빈-발전기를 돌려서 전기를 생산한다. 증기는 증기발전기에서 터빈까지 배관을 통해 이동하게 되며 배관의 압력 및 온도는 발전소의 출력이나 운전조건에 따라 변하게 된다. 온도 및 압력의 변화는 배관 재질에 응력을 발생시키고 이로 인해 피로현상이 발생한다. 피로한도를 초과하는 응력이 반복되면 배관에 피로균열이 발생할 수 있다. 따라서 발전소 운영자

는 과도상태가 피로한도를 초과하지 않도록 발생횟수를 제한하여 운전해야 한다. 과도상태는 발전소의 다양한 운전조건으로부터 종합적으로 발생한다. 발전소 운전자가 운전 변수만을 확인하여 과도상태의 종류를 판별하기가 매우 어려우므로 과도상태를 자동으로 판별하는 시스템의 개발이 필요하다. 본 연구에서는 발전소에서 발생하는 운전 과도상태를 퍼지 패턴인식법을 이용하여 판별하는 기법에 대해서 연구하고 그 결과를 소개하고자 한다.

* 전력연구원 (HL5JAA@kepri.re.kr)

주소: 305-380 대전시 유성구 문지동 103-16

+ 충남대학교 공과대학 기계공학과

1.2 연구 동향

현재까지 제시된 발전소 과도상태 판별 방법을 검토한 결과 크게 세 가지로 구분할 수 있었다. Bartel 등은 원자력 발전소 시뮬레이터를 대상으로 다양한 과도상태패턴을 발생시킨 후 이를 신경회로망으로 학습시키고 이후에 동일한 패턴의 과도상태 발생시 이를 자동으로 분류하는 알고리즘을 구현하였다⁽¹⁾. Salamun 등은 과도상태 특성을 간단한 PID 구조의 전달함수로 표현하여 이들의 계수값으로 과도상태를 분류하는 알고리즘을 제안하였다⁽²⁾. Jeon 등은 최소자승법을 이용한 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류를 제안하였다⁽³⁾. 그러나 이들 알고리즘을 실제의 발전소에 적용하기 위해서는 몇 가지 문제점들이 있다. 신경회로망의 경우 학습 패턴에 종속되어 학습이 충분하지 못할 경우 오류범위가 클 수 있으며 신경회로망이 가지는 구조적 특성으로 인하여 새로운 과도상태가 발생하면 이를 학습시키기 위해서는 또다시 전체 네트워크를 가동시켜야 하는 단점이 있다.

PID 형태의 전달함수식을 쓰는 경우 특징점으로 삼을 수 있는 값이 Kp(비례요소이득값), Kd(미분요소이득값), Ki(적분요소이득값) 등의 세가지 뿐이므로 다양한 과도상태를 분류하기에는 부족하다. 또한 위의 방법들은 과도상태구간을 미리 알고 있는 경우를 다루고 있을 뿐 과도상태 구간을 판별하는 부분에 대한 언급이 없다. 운전 중인 발전소에 위의 알고리즘을 적용하기 힘든 이유는 제안된 기법들이 모두 발전소 운전애 따른 입력력 데이터를 요구하는 구조로 되어 있다는 점이다. 원자력발전소 운전 중 각 공정에서의 온도, 압력, 수위 등 각공정의 출력 값들은 발전소 감시시스템을 위하여 대부분 출력값으로 제공되고 있으나, 운전자의 조작으로 정해지는 밸브의 개도나 입력되는 유량 등 각공정의 입력데이터 값은 얻어내기가 현실적으로 어렵다.

전달함수 계수 추정법에 의한 과도 상태분류의 단점을 극복하기 위하여 제안된 최소자승법을 이용한 과도상태 판별과 선형예측계수를 이용한 분류 방법의 경우 최소자승법에 의한 계수추정 방법에 기초한 관계로 계측노이즈나 예측하지 않은 외란 등에 의해 출력 값이 변화하는 경우 추정된 계수값의 변동이 큰 관계로 과도상태의 구간이나 종류판별에 어려움이 있었다.

1.3 연구 내용

본 연구에서는 발전소의 과도상태 데이터를 별도의 수학적 조작 없이 컴퓨터에 저장하여 기준 패턴으로 삼고 매 1분마다

다 입력되는 데이터와의 매칭값을 구하여 과도상태 발생 여부 및 분류를 하는 방법을 연구하였다. 발전소의 터빈출력 과도상태 2종류를 추출하여 표준 패턴을 만들고 과도상태들과 표준패턴들이 서로 매칭되는 정도를 비교하여 퍼지 패턴인식 방법의 적용 가능성을 평가하였다. 매칭값을 구함에 있어서 퍼지논리(fuzzy logic)을 도입하여 단순히 0과 1로 표현되는 매칭값이 아니라 데이터가 가지고 있는 불확실성도 포함할 수 있도록 0과 1사이의 값으로 표현되는 매칭값을 갖도록 하였다.

2. 관계 이론

2.1 패턴매칭법과 소속함수에 의한 퍼지매칭값

패턴 매칭법을 이용한 l개의 과도상태를 검출하기 위해서는 다음과 같은 시스템이 필요하다. l개의 과도상태 각각에 대한 패턴은 식 (1)과 같이 표현이 가능하다.

$$\begin{aligned}
 TP_1 &= (x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n_l}^1) \\
 TP_2 &= (x_1^2, x_2^2, \dots, x_{n_l}^2) \\
 &\vdots \\
 TP_l &= (x_1^l, x_2^l, \dots, x_{n_l}^l)
 \end{aligned} \tag{1}$$

위 식에서 알 수 있듯이 각 과도상태를 나타내는 데이터 수는 각자 다를 수 있음을 알 수 있다. 예를 들어 $TP_1 = (x_1^1, x_2^1, \dots, x_{n_l}^1)$ 인 경우 1에서 n_l 개의 구간값이 과도상태 1에 대한 패턴값이 됨을 알 수 있다. 과도상태 패턴 값은 전체 과도상태 구간을 분할한 구간 값이 된다. 위와 같은 과도상태 패턴값에 대하여 매순간 입력되는 데이터값 $x(k), k=1, 2, 3, \dots$ 에 대하여 시각 k에서의 각 과도상태 패턴 TP_i 와의 매칭값은 식 (2)와 같이 구한다.

$$MV_i(k) = \begin{cases} \frac{1}{n_i} \cdot \sum_{j=1}^{n_i} (x_j \star x(k-n_i+j)) & \text{if } k \geq n_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \tag{2}$$

여기서, 연산 \star 는 식 (3)과 같이 두 개의 파라미터 α, β ($0 \leq \alpha \leq \beta \leq 1$)를 갖는 퍼지 소속 함수 (fuzzy membership function)로 표현되는 퍼지 매칭값으로 정의된다⁽⁴⁾. 퍼지매칭값을 위한 소속함수는 Fig. 1과 같다.

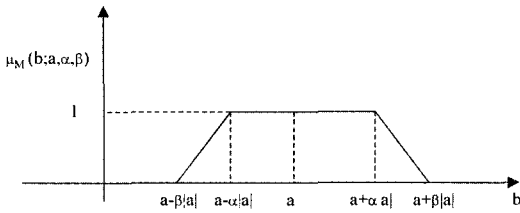


Fig. 1 Function for Fuzzy matching

$$a \star b = \mu_M(b, a, \alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & \text{if } |a-b| \leq \alpha \cdot |a| \\ \frac{a+\beta \cdot |a| - b}{(\beta-\alpha)|a|} & \text{if } a+\alpha \cdot |a| < b \leq a+\beta \cdot |a| \\ \frac{a-\beta \cdot |a| - b}{(\alpha-\beta)|a|} & \text{if } a-\beta \cdot |a| < b \leq a-\alpha \cdot |a| \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

식 (2)와 (3)은 두 개의 벡터간의 유사도를 구하기 위한 것이다. 여기서 사용된 개념은 각 벡터의 요소들끼리 절대 거리를 계산하여 이 거리가 기본패턴에서 주어진 거리의 일정 범위내에 들어오면 동일한 값으로 인식하는 것이다. 이때 이 요소의 유사도를 “1”로 한다. 일정거리를 벗어난 경우는 유사도를 “0”으로 한다. 최종적으로 이들 각 요소에서 구한 값들의 평균값으로 매칭값을 결정한다⁽⁵⁾.

수식으로부터 구해지는 매칭값은 0과 1사이의 값이다. 매칭값이 1인 경우, 두 개의 패턴이 100% 일치함을 알 수 있다. 식 (3)에서 쓰인 α 와 β 는 위에서 설명된 유사도를 구함에 있어서 어느 정도까지의 변동분을 허용할 것인지를 결정하기 위한 것이다. α 와 β 를 너무 크게 하면 서로 다른 과도상태를 같은 것으로 오인할 수 있으며 너무 작은 경우에는 편차가 적은 경우 판별을 못하는 단점이 있다

2.2 과도상태 구간 검출

과도상태의 패턴 매칭을 위해서는 과도상태의 구간 길이를 구할 필요가 있다. 즉 과도상태의 시작과 끝을 검출하여야 한다. 이를 위한 알고리즘은 정상상태 패턴을 기억 한 후 이를 실제 값들과 비교하여 매칭값을 구하는 것이다. 매칭값 MV_i 에 대하여 0과 1로 표현되는 최종적인 과도상태 판별값 DV_i 는 식 (4)와 같이 구한다⁽⁶⁾.

$$DV_i = \begin{cases} 1 & \text{if } MV_i \geq \delta \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

3. 실험 방법

3.1 과도상태 판별 절차

과도상태를 판별하기 위해 식 (2)와 (3)의 함수를 활용하였다. 이 함수를 이용하여 기준패턴과 기준패턴의 길이만큼의 과도상태 수치를 비교하고 매칭값을 출력하게 된다. 과도상태를 검출하는 절차는 다음과 같다.

- (단계 1) 정상상태 패턴을 이용하여 과도상태의 시작점을 검출한다. 이 경우 매칭값이 1이 된다. 이후 정상상태 패턴 매칭값이 다시 0이 되는 지점을 과도상태의 끝점으로 검출한다.
- (단계 2) 단계 1에서 구한 과도상태 구간값으로 과도상태의 길이를 구한다. 이를 이용하여 기존에 저장된 기준패턴을 같은 길이로 하기 위해 축소나 확대를 한다.
- (단계 3) 과도 상태가 끝나는 시점에서 (단계 2)의 패턴 매칭값을 사용자에게 알려 준다.

3.2 과도상태 데이터 추출

과도상태 데이터는 고리원자력 제 1호기의 주 전산기가 제공하는 운전 데이터로부터 추출되었다. 발전소의 운전 데이터로부터 과도상태 데이터를 추출하기 위해 별도의 프로그램을 제작하였다. 과도상태는 “원자로 가열 및 냉각” 등 14개의 정상운전 과도상태와 “안전주입 계통 작동” 등 13개의 비정상 운전 과도상태로 분류하였다. 27개의 과도상태를 구성하는 운전변수를 추출하여 52개의 감시 변수를 최종 선정하였다. 운전변수는 매 1분마다 수집되었다. 본 연구에서는 수집된 운전변수 중 2000년 8월 29일(제 1데이터) 및 2000년 8월 31일(제 2데이터) 두 번에 걸쳐 발생한 “터빈 가버너 밸브의 우발적 단힘에 의한 과도상태”를 대상으로 과도상태를 검출하고 분류하였다. 과도상태 분류를 위해 본 과도상태에 민감한 변화를 보이는 변수들의 특징을 조사한 결과 Fig. 2, Fig. 3 및 Fig. 4에 나타난 주급수관 온도, 터빈출력 및 원자로출력을 최종 선정하였다. Fig. 2, 3, 4의 변수 값들의 변화추이는 매우 유사하므로 가장 변화가 큰 터빈출력을 과도상태 검출을 위한 기본 패턴 값으로 선정하였다.

3.3 과도상태 데이터 패턴 분석

Fig. 5는 제 1데이터 및 제 2데이터에 걸쳐 발생한 “터빈

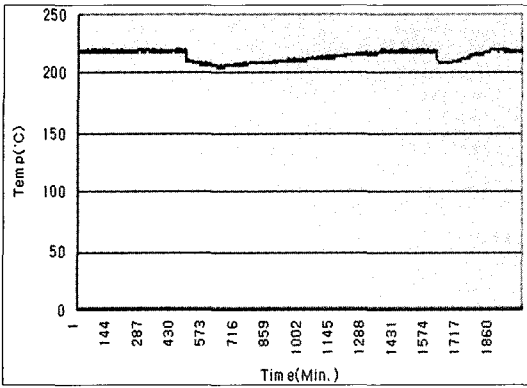


Fig. 2 Temp. of Main Feedwater pipe

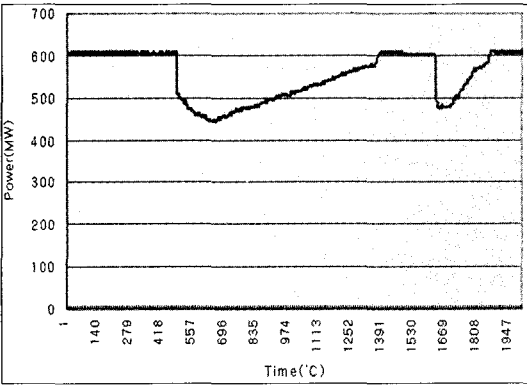


Fig. 3 Turbine Power

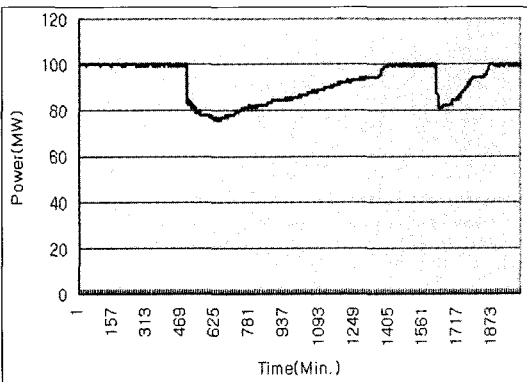


Fig. 4 Reactor Power

가버너 밸브의 우발적 닫힘에 의한 과도상태"를 붙여놓은 것이다. 본 그림을 통해 두 번의 터빈출력 하락을 관찰 할 수 있다. 이는 터빈 증기 조절 밸브 개폐에 의한 동일한 과도상태

가 두 번 발생하였음을 의미한다. 과도상태 패턴의 특징을 관찰하기 위하여 Fig. 5에 나타난 두 개의 과도상태를 Fig. 6와 Fig. 7에서 "Transient Pattern A"와 "Transient Pattern B"로 나누어 표시하였다. "Pattern A와 Pattern B"는 전체적인 형태는 유사하나 그 지속시간의 차이로 인해 가로축의 값이 서로 다를 수 있다. 패턴의 매칭을 위해서는 가로 세로 길이

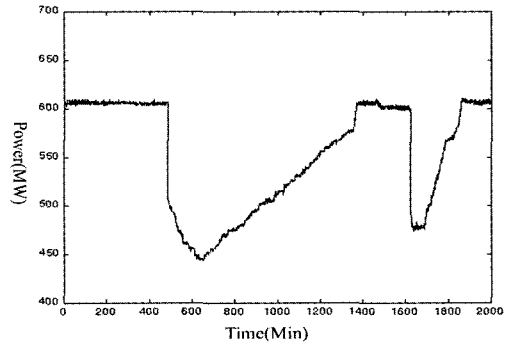


Fig. 5 Variation of Turbine Power

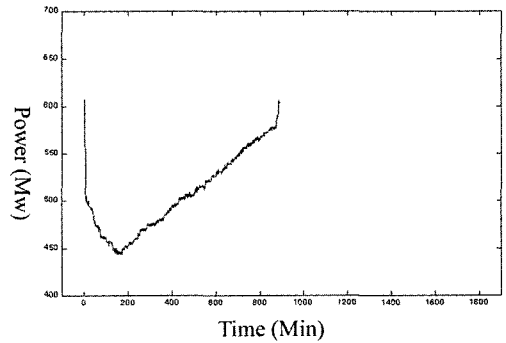


Fig. 6 Transient Pattern A

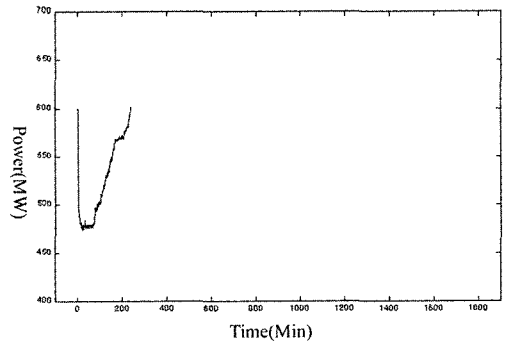


Fig. 7 Transient Pattern B

가 동일해야 하므로 가로축인 시간길이를 맞추기 위해 시간 축의 확대 및 축소를 수행하여야 한다.

과도상태 패턴 A를 B의 길이만큼 축소한 경우와 과도상태 패턴 B를 A의 길이만큼 확대한 경우의 그림을 각각 Fig. 8과 9에 나타내었다. 시간 축을 맞춘 후 확인한 결과 두 개의 과도상태가 유사한 것임을 알 수 있다.

3.4 과도상태 구간 검출

과도상태의 패턴 매칭을 위해서는 과도상태의 구간 길이를 구할 필요가 있다. 즉 과도상태의 시작과 끝을 검출하여야 한다. 이를 위해서는 Fig. 10과 같은 터빈 출력의 정상상태 패턴을 기억 한 후 이를 실제 과도상태 값들과 비교하여 Fig. 11과 같은 매칭값을 구하면 된다. 식 (4)에서 δ 를 0.90로 하여 과도상태구간을 검출한 결과 Fig. 12와 같이 과도상태 구간을 검출할 수 있었다.

4. 실험결과 및 고찰

4.1 패턴 매칭 실험

패턴 매칭법에 의한 동작특성을 알아보기 위하여 Fig. 5의 운전데이터에 대하여 Fig. 6과 Fig. 7의 패턴을 동시에 적

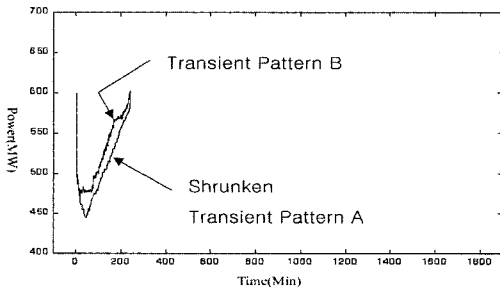


Fig. 8 Pattern A and Shrunken Pattern B

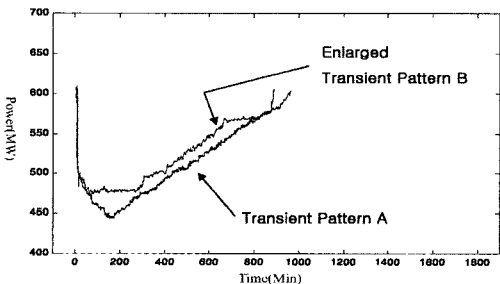


Fig. 9 Pattern B and Enlarged Pattern A

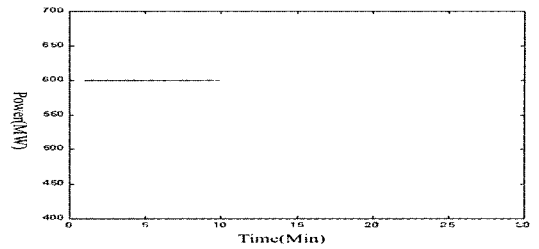


Fig. 10 Pattern of Normal Operation

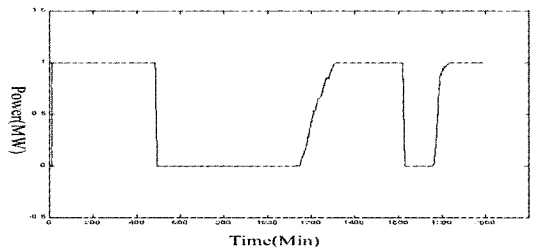


Fig. 11 Pattern of Transient

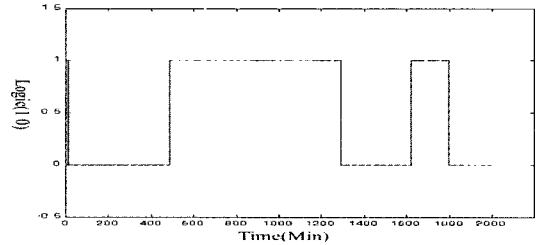


Fig. 12 Detection of Transient section

용하였을 때 매 순간의 매칭값을 구하고 그 결과를 Fig. 13에 나타내었다. 이 경우 1400 샘플링 시간 근처에서 "Pattern A"에 대한 매칭값이 최대값(1.0)을 보였으며, 1900 샘플링 시간 근처에서 "Pattern B"에 대한 매칭값이 최대값(1.0)을 보였다. 두 패턴이 유사한 과도상태임에도 1400 근처에서의 패턴 B에 대한 매칭값은 0.5였으며, 1900 샘플링 시간 근처에서 패턴 A에 대한 매칭값이 0.2였다. 위의 실험으로부터 동일한 과도상태 판별을 위해서는 과도상태 구간을 검출하여 이 길이만큼 저장되어 있는 기준패턴을 확대 및 축소해야 된다는 사실을 알 수 있다. 위와 같은 사실에 근거하여 $\alpha = 0.05$ $\beta = 0.10$ 로 설정한 후 "Pattern A"와 이를 "Pattern B"의 길이만큼 축소한 패턴을 구한 후 이들을 이용하여 패턴 매칭값을 구하고 그 결과를 Fig. 14에 나타내었다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 1400 샘플링 시간구간에서의 마찬가지로 패턴A의 매칭값은 1을 가지며, 1900 샘플링 시간구

간에서는 “Pattern A”를 “Pattern B”만큼 축소한 패턴의 매칭값이 0.94를 보였다. “Pattern B”와 이를 “Pattern A”의 길이만큼 확대한 패턴을 구한 후 이들을 이용하여 패턴 매칭값을 구한것을 Fig. 15에 나타내었다. 1900 샘플링 시간구간에서는 “Pattern B”의 매칭값이 1이며 1400 샘플링 시간구간에서 “Pattern B”를 “Pattern A” 길이만큼 확대한 패턴의 매칭값이 0.98을 나타내었다. 상기 실험 결과 출력은 유사하나 시간축의 차이에 의하여 패턴의 모양이 달라지는 과도상태의 경우 과도 상태의 시간을 기준패턴의 시간과 비교하고 기준패턴 또는 과도상태 패턴의 시간 축을 확대 또는

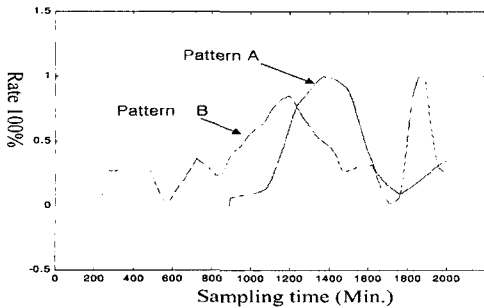


Fig. 13 Matching Value for Pattern A and Pattern B

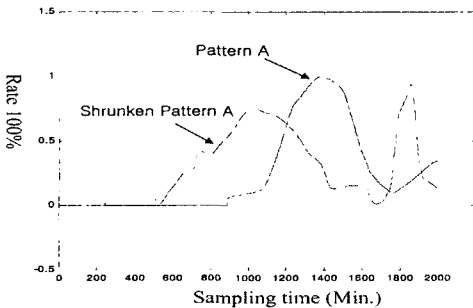


Fig. 14 Matching Value for Pattern A and shrunken Pattern A

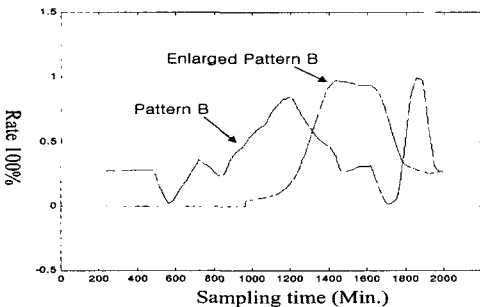


Fig. 15 Matching Value for Pattern B and Enlarged Pattern B

축소하여야 높은 매칭값을 얻을 수 있음을 확인하였다.

4.2 과도상태 판별 실험

퍼지 패턴인식에 의한 과도상태 판별의 가능성을 시험하기 위해 패턴인식 모듈을 제작하고 다음과 같이 인식정도를 실험하였다. 패턴인식을 위해서는 우선 과도상태 종류별 패턴을 학습하는 것이 필요하다. 패턴은 발전소에서 실제 발생한 데이터를 바탕으로 정상패턴과 과도패턴을 각각 학습하게 된다. 패턴학습은 과도상태 종류별 해당 온도 및 압력에 대해 실시한다. 패턴학습이 끝나면 정상 및 과도상태의 패턴값이 SPT 및 TPT의 확장자로 생성된다. SPT는 정상 운전 상태를 학습한 것이며 TPT는 과도상태라고 판별된 부분의 변화상태를 학습하여 기억해 놓은 것이다. 이제 비교하고자 하는 새로운 과도상태를 분석대상 목록에서 선택하여 패턴분석을 시작하면 패턴 매치율이 계산되어 진다.

Fig. 16 및 Fig. 17은 퍼지 패턴인식에 의해 터빈출력 및 원자로 출력의 유사율을 판별하는 화면이다. 본 화면은 과도상태 형상은 동일하나 시간대가 서로 다른 2개의 과도상태를 비교하여 판별하고 있다. 제 1데이터에서 발생한 터빈

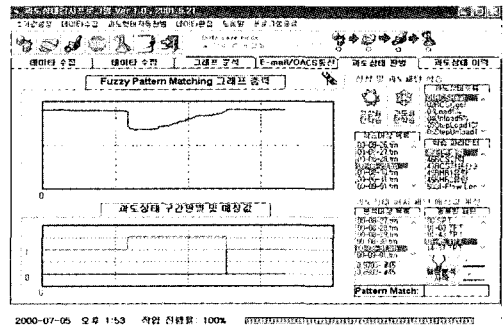


Fig. 16 Detection of Matching Rate for Turbine Power

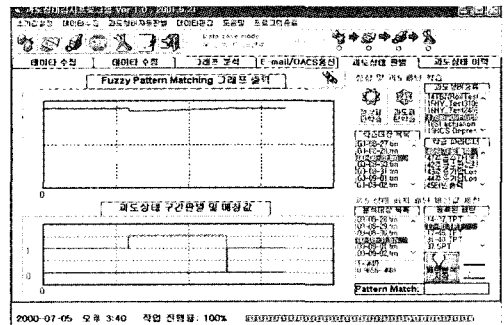


Fig. 17 Detection of Matching Rate for Reactor Power

출력 및 원자로 출력 변화를 기본패턴으로 학습시킨 후 동일한 과도상태를 어떻게 인식하는 가를 확인하였다. 원자로 출력의 경우 학습한 것과 동일한 과도상태에 대하여 100%를 지시하였으나 터빈출력의 경우 97.03%를 지시하였다. 터빈 출력은 원자로 출력에 비해 다소 복잡한 형상인 관계로 매칭율이 다소 낮았다. 제 1데이터의 과도상태와 제 2데이터의 과도상태를 비교한 결과 원자로 출력의 경우 96.56%, 터빈출력은 89.03%로 나타났다. 각자 다른 날짜에 발생한 유사종류의 과도상태를 나름대로 신뢰성 있게 분석하고 있음을 알 수 있다. 제 1데이터 및 제 2데이터에서 발생한 과도상태의 매칭율을 비교한 결과는 Table 1에 나타내었다.

Table 1 Comparison of Pattern Matching Rate

Seq.	Target for Study	Target for Analysis	Mat. Rate
1	8/29 TBN Power	8/29TBN Power	97.03%
2	8/29 TBN Power	8/31TBN Power	89.03%
3	8/29 Rx Power	8/29 Rx Power	100%
4	8/29 Rx Power	8/31Rx Power	96.56%

5. 결론

퍼지 패턴인식을 이용하여 발전소의 과도상태 패턴을 학습하고 새로이 발생하는 과도상태의 패턴을 인식하는 방법을 연구하였다. 간단한 형상의 과도상태의 경우 유사율을 100%로 산출하였으나 과도상태의 형상이 복잡한 경우 학습시와 동일한 과도상태를 분석하였음에도 유사율이 3% 정도 저하된 97%를 지시하였다. 이는 샘플링 분해능에 따라 발생하는 오차인 것으로 판단된다. 유사한 과도상태로 판단되는 두개의 과도상태를 분석한 결과 간단한 형상의 경우 96% 정도의 유사율을 보였고 복잡한 형상의 경우 89%의 유사율을 나타내었다. 제 1데이터와 제 2데이터가 거의 동일한 과도상태이므로 이 패턴의 경우 유사율이 89% ~ 96%정

도면 동일한 과도상태로 판별할 수 있을 것으로 보인다. 본 실험을 통해 패턴의 유사율은 패턴의 종류에 따라 달라질 수 있음을 알 수 있다. 향후 본 방법을 이용하여 보다 많은 과도상태의 표준패턴 생성 및 패턴 유사율 분석 실험을 수행하면 실용성 있는 과도상태 판별 프로그램이 탄생될 것으로 기대한다.

참고 문헌

- (1) Bartal, Y., Lin, J., Uhrig, R. E., 1994, "Nuclear power plant transient diagnostics using artificial neural networks that allow "Don't-know" classifications," *Nuclear Technology*, Vol. 110, pp. 436~449.
- (2) Salamun, J., and Stritar, A., 1998, "Nuclear power plant transient diagnostics using transfer functions as estimators.," *Nuclear Technology*, Vol. 124, pp. 118~137.
- (3) Jeon, M.-G., Gauk, G.-C., Kim, J.-S., and Kim, I.-S., 1999, "Nuclear Power Plant Transient Detection and Classification Using Fuzzy Pattern Matching," *Korean Nuclear Society paper of fall meeting*.
- (4) Pedrycz, W., 1995, *Fuzzy Sets Engineering*, CRC press.
- (5) Wang, H. H., and Han, S. H., 1996, "Real Time Vision System for the Test of Steam Generator in Nuclear Power Plants based on Fuzzy Membership Function," *Fall Scientific meeting of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, pp 107~112.
- (6) Kim, J. H., Kim, S. C., and Chung, S. C., 1998, "Condition Monitoring of Tool wear using sound pressure and Fuzz pattern Recognition in Turning Processes," *Fall Scientific meeting of the Korean Society of Machine Tool Engineers*, pp. 164~169.