

## 뉴로-퍼지 논리를 이용한 원자력발전소의 열출력 평가

나만균, 민봉근  
조선대학교, 한국전력공사

### Nuclear Thermal Power Estimation Using the Neuro-Fuzzy Logic

Man-gyun Na, Bong-keun Min  
Chosun University, KEPCO

**Abstract** - 원자력발전소의 열출력 계산 결과에 가장 큰 영향을 미치는 변수는 주급수 유량이며, 측정방식상의 특성(Venturi Fouling)으로 인해 계산시 과다하게 반영될 소지가 있다. 본 연구에서는 이 측정 오차를 최소화하기 위하여 뉴로-퍼지 논리를 이용하여 주급수 유량을 예측한 후 그 결과를 통해 열출력을 재평가하고자 하였다. 즉, 뉴로-퍼지로의 입력 변수(증기발생기 압력 및 수위, 터빈 충동실 압력)들은 모의훈련으로 출력을 상승시키면서 취득한 후 Wavelet Denoising 기법을 이용하여 노이즈를 제거시키고, 뉴로-퍼지 추론 계통의 파라메터들을 최적화시키기 위하여 유전적 알고리듬 및 최소자승법에 의한 Hybrid Learning Rule을 이용하여 학습시켰다. 시뮬레이션을 수행한 결과, 주급수 유량이 양호하게 예측되어, 이 결과를 토대로 열출력을 평가하는데 본 알고리듬의 적용이 성공적임을 입증하였다.

#### 1. 서 론

원자력 발전소에서 전기출력 생산의 제한 요소는 원자로의 규정 열출력으로, 이 범위를 초과하지 않기 위하여 열출력 측정 시험이 주기적으로 행해지며, 시험의 결과는 핵계측계통(Nuclear Instrumentation System) 지시치를 교정하는 기본이 되어 발전소가 최적 조건에서 운전될 수 있게 한다. 열출력 측정 변수중 가장 중요한 변수인 주급수 유량은 Venturi 노즐에 의한 급수유량 측정 방법의 경우 시간이 지남에 따라, 노즐 내부에 Scale이 생성되어 노즐 내부의 마찰력 증가에 의한 차압 증가로 인해 실제 급수 유량보다 많은 것으로 측정될 뿐만 아니라(Fouling 효과), 유량의 순시 변화에 의한 지시치의 혼들림으로 인해 정확한 유량값 측정이 어려운 문제점이 있다. 지금과 같은 주급수 유량의 현장 수동 취득은 Venturi 노즐 특성에 따른 오차와 유량 측정시의 오차로 인해 열출력 계산의 주요한 오차 요인으로 작용함에 따라 효율 저하의 원인이 되고 있다. 따라서, 본 논문에서는 열출력 변수중 그 중요도가 높은 주급수 유량 측정 방식과 관련된 제반 현안을 살펴보고 측정 오차를 최소화하고자 뉴로-퍼지 논리를 이용하여 주급수 유량을 예측하였으며, 그 결과를 통해 열출력을 재평가하고자 하였다.

#### 2. 본 론

##### 2.1 원자력발전소 열출력 계산 방법

원자로 열출력( $Q_T$ )은 다음의 식으로 계산된다:

$$Q_T(\%) = \frac{Q_t}{Q_{RTP}} \times 100(\%)$$

여기서,  $Q_t = Q_i - \Delta Q$ (RCP 생산열 제외),

$Q_{RTP} = 100\%$ 에서의 순 원자로 출력,

$Q_i$ (유로별 출력) =  $(W - W_b)H_s + W_bH_f - WH_w$ ,

$H_w$ =급수 엔탈피.

유로별 출력( $Q_i$ )의 계산을 위해 고려되는 각 인자들은

다음과 같이 적용된다.

각 벤튜리를 통하는 주급수 유량( $W$ )은 다음 식에 의해 계산된다:

$$W = \alpha \cdot K \cdot a \cdot F_a \sqrt{\frac{\Delta P}{V}}$$

여기서,  $a$ =Venturi 목(Throat) 면적,

$k$ =유량 계수,

$F_a$ =열팽창계수,

$\Delta P$ =주급수 측정 차압,

$V$ =급수 비체적( $ft^3/lbm$ ).

$$\alpha = \frac{3600}{144} \sqrt{2g \cdot 144} \quad (g = 32.143 \text{ ft/sec}^2)$$

그러면, 전체 주급수 유량은 다음 식에 의하여 계산된다:

$$W = \frac{WA_1 + WA_2 + WB_1 + WB_2 + WC_1 + WC_2}{2}$$

여기서,  $WA, WB, WC$  등은 각각 Loop A/B/C를 의미하며, 첨자 1, 2는 각 Loop의 두 곳에서 측정됨을 나타낸다.

증기 엔탈피( $H_s$ )는 다음과 같다:

$$H_s = XH_g + (1-X)H_f$$

여기서,  $X$ =증기 전도(습분동반율 측정 결과에 따른)

$H_g$ =포화증기 엔탈피,  $H_f$ =포화수 엔탈피.

증기발생기 취출수 유량( $W_b$ )은 다음과 같다:

$$W_b = \alpha \cdot F_a \sqrt{\frac{\Delta P}{V}} \quad (lb/hr)$$

측정 항목	열출력 영향
주급수 유량	<ul style="list-style-type: none"> <li>열출력 측정 결과에 가장 큰 영향을 미침(비례적)</li> <li><math>\Delta P</math> 1psi당 약 1% 출력 변동</li> </ul>
주급수 압력	<ul style="list-style-type: none"> <li>전출력시 10psi 변화에 0.004% 열출력 변화(비례)</li> <li>측정 중 거의 일정</li> </ul>
주증기 압력	<ul style="list-style-type: none"> <li>전출력시 10psi 변화에 0.05% 열출력 변화(반비례)</li> <li>측정 중 거의 일정</li> </ul>
주급수 온도	<ul style="list-style-type: none"> <li>전출력시 1°F 차이에 0.18% 열출력 변화(반비례)</li> <li>측정 중 거의 일정</li> </ul>

< Table 1 열출력 사용 변수 및 영향 >

상기 표에는 각각의 변수들이 열출력 결과에 미치는 영향이 표시되어 있는데, 주급수 유량을 제외한 나머지 변수들은 안정상태의 전출력 운전중에는 거의 변화가 없을 뿐만 아니라, 영향도 그리 크게 작용하지 못한다.

##### 2.2 주급수 유량 측정방법 검토

원자력발전소 주급수 유량 측정 방법에는 여러 가지가 있을 수 있으나 현재로는 Venturi 노즐을 가장 많이 사용하고 있다. 초기에는 Venturi 노즐의 내부 표면 가공

정밀도가 높고 Scale이 끼지 않은 상태이기 때문에 측정치의 정확도가 매우 높다. 그러나 가동기간이 경과함에 따라 내부 표면 Scale에 의한 Venturi 노즐 목구경이 작아지고 표면 부식에 의한 유량 상수의 변화가 발생하게 된다. 이러한 내부 표면의 상태 변화는 유량 측정 자체의 오차뿐만이 아니라 Venturi 노즐 내부의 유체 흐름을 불안정하게 함으로써 차압계 지시치의 혼들림을 크게 하고 판독 오차까지 발생시키게 된다. 이 경우 결과적으로 실제의 유량보다 더 많은 유량을 측정함으로써 원자로 열출력을 과대 평가하게 되고 원자로의 정격 용량을 100% 활용할 수 없게 된다. Venturi 목부분에 약 0.02 Inch의 부식생성물이 침적되고 Venturi 전단의 배관이 약 0.02 Inch 부식되었다고 가정할 때 발생되는 질량유량 오차를 계산하면 다음과 같다. 질량유량

$$\text{계산식}, Q_{act} = CF_a \frac{A_2}{\sqrt{1 - \beta^4}} \cdot \sqrt{2g\Delta P/\gamma} \text{에서}$$

$C$ =유량계수,  $F_a$ =열팽창계수,  $\beta$ =단면적비  
여기서, 침적이 없을 때는

$$A_2 = 33.172863 (\pi \times 3.2495^2) \text{ 이고},$$

$$\beta = 0.4193 (= 6.499/15.498)$$

침적 되었을 때는,

$$A_2 = 32.76577544 (\pi \times 3.2295^2) \text{ 이다.}$$

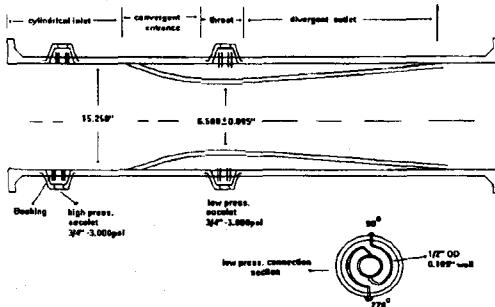
$$\beta = 0.415690565 (= 6.459/15.538)$$

따라서,  $Q_{act} = 33.69775 CF_a \sqrt{2g\Delta P/\gamma}$ .

$$Q_{act} = 33.26619311 CF_a \sqrt{2g\Delta P/\gamma}.$$

즉, 같은  $\Delta P$  조건에서 Venturi 목부분에 0.02Inch의 부식생성물이 침적되었을 때 질량유량율은 침적이 없을 때의 98.72%에 해당되며, 약 1.28% (12~13MW) 만큼 정격출력을 감소시키는 결과를 발생시킨다.

1000MWe 가압경수로를 기준으로 할 때 주급수유량의 측정오차가 5%이면 열출력 계산시 3%의 손실이 발생되는 것으로 조사되었다.[1]



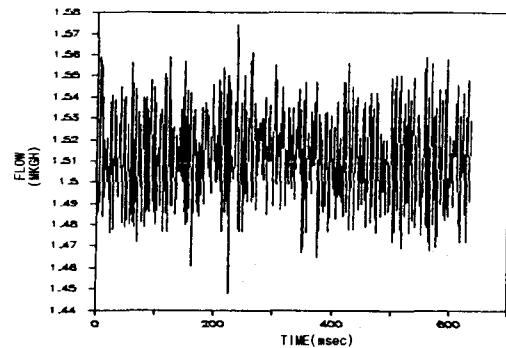
〈Fig 1 Venturi 개략도〉

또한, 운전중 주급수 조절밸브의 Modulation에 의해 주급수 유량은 연속적으로 증가 및 감소를 반복하여 변화를 보이며(〈Fig 2〉), 이 상태에서는 정확한 유량을 측득하기가 어려워 오차 요소로 작용할 수 있다.

### 2.3 뉴로-퍼지 논리를 이용한 열출력 평가

#### 2.3.1 뉴로-퍼지 논리

최근에 퍼지 및 신경망에 관한 연구가 많은 관심을 얻었고 또한 많은 다양한 영역에서 성공적으로 적용된 바 있다. 한편 신경망은 학습능력에 관하여 잘 알려져 왔다. 신경망 구조를 갖는 퍼지논리의 결합은 경험으로부터 학습하고, 정성적, 불명확한, 불확실한 또는 불완전한 정보를 가지고 환경에서의 변화에 잘 적응하는 인공지능 계통의 가능성을 더욱 향상시킬 수 있다.



〈Fig 2 주급수 유량 변화 곡선〉

따라서, 본 연구에서는 이런 두 가지의 기능을 결합한 뉴로-퍼지 논리를 적용하였다. 즉, 여러 다른 센서 신호를 기초로 뉴로-퍼지 논리를 적용한 후 주급수 유량을 예측하고자 하였다. 퍼지 시스템에서 임의의  $i$ -번째 규칙(Rule)은 다음과 같이 표현될 수 있다:

if  $x_1$  is  $A_{i1}$  AND ... AND  $x_m$  is  $A_{im}$ , then  $y_i$  is  $f_i$ .

여기서  $f_i = \sum_{j=1}^m q_{ij}x_j + r_i$ .

$n$ 개의 규칙을 갖는 퍼지 추론의 출력값은 각각의 멤버쉽 등급을 갖는 모든 규칙을 위한 결론부의 실수 값을 가지고 가중시킴으로써 구해진다:

$$y = \sum_{i=1}^n \overline{w_i} \cdot f_i.$$

여기서,  $\overline{w_i} = \frac{w_i}{\sum w_i}$ ,  $w_i = \prod_{j=1}^m A_{ij}(x_j)$  ( $A_{ij}$ 는 멤버

쉽 함수를 의미).

뉴로-퍼지 논리의 입력부에 다른 센서의 신호가 들어가는데, 이때 Wavelet Denoising 기법[2]을 이용하여 센서신호에서 노이즈를 제거시킨다. 뉴로-퍼지 논리 구성은 유전적 알고리듬을 이용하여 멤버쉽 함수의 파라메타가 최적화 되고, 결론부의 파라메타는 최소자승법을 이용하여 최적화 시키는 Hybrid Learning Rule을 이용하였다. 즉, 최적화를 위한 학습규칙의 구조는 다음의 두 개의 학습 가능한 파라메타 세트로 구성된다:

1) 입력부의 멤버쉽 함수 파라메타  
(Antecedent Parameters)

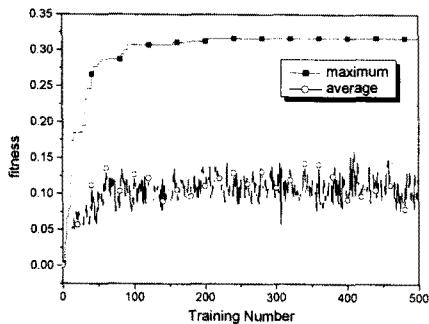
2) 결론부의 다항식 파라메타  
(Consequent Parameters)

Consequent Parameters를 풀기 위하여 최소자승법을 이용하여, Antecedent Parameters를 최적화하기 위하여 유전적 알고리듬을 이용하였다.[3]

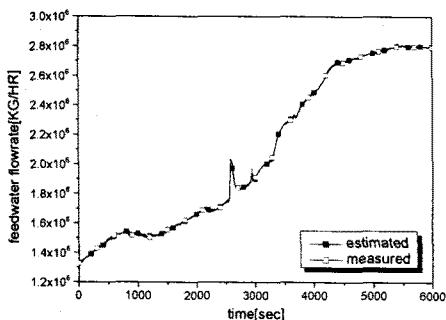
#### 2.3.2 주급수 유량 예측

자료 취득을 위하여 영광 3.4호기 simulator를 이용하여 가변적인 운전 상황하에서도 예측이 가능한가를 고려하기 위해 출력을 40%~100%까지 상승시키면서 열출력 계산 관련 변수를 포함한 총 9개의 변수를 매 1초 단위로 각 변수별 6340개의 데이터를 취득하였으며, 이 중 비교적 노이즈가 심한 앞/뒷부분의 각 100개를 제외한 6140개의 데이터가 학습에 사용되었다. 이렇게 취득한 변수중 학습을 위하여 사용한 변수는 증기발생기 수위 · 터빈 충동실 압력 · 증기발생기 압력이며, 매 10개 데이터마다 1개가 뉴로-퍼지 논리를 학습시키는데 이용되었고, 나머지 변수가 훈련된 뉴로-퍼지 논리가 제대로 동작하는지를 검증하는데 이용되었다. 총 500회의 학습

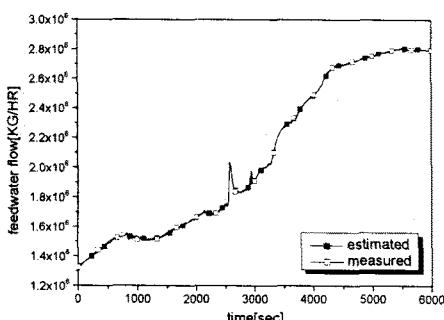
을 시키는 과정에서, <Fig 3>에는 유전적 알고리듬에서 Fitness 함수 결과를 보여 주고 있으며, Fitness는 Training 회수에 증가함에 따라 Fitness 함수도 증가함을 알 수 있다. <Fig 4>에 학습용 자료에 대한 주급수 유량 예측 결과가 주어져 있으며, 실제 학습에 이용되지 않은 자료에 대한 결과가 <Fig 5>에 주어져 있는데, 이들 그림을 보면 뉴로-퍼지 논리를 통하여 다른 센서 신호를 이용하여 주급수 유량을 양호하게 예측할 수 있음을 보여 준다.



< Fig 3 Training 회수에 따른 최대 및 평균 Fitness >



< Fig 4 학습용 자료에 대한 급수유량 예측 >

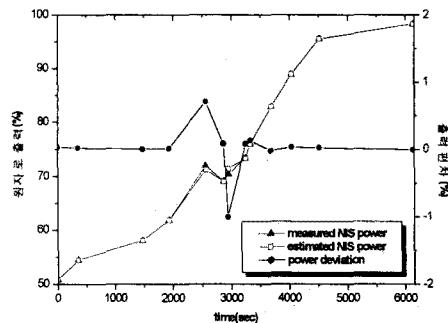


< Fig 5 검증용 자료에 대한 급수유량 예측 >

### 2.3.3 열출력 비교 계산

<Fig 6>에 주급수 유량의 실제 측정값과 예측값으로 열출력을 계산하여 NIS power로 환산한 결과 및 각 값과의 편차(measured value - estimated value)를 나타내었다. 결과를 보면 전반적으로 예측된 주급수 유

량으로 계산한 출력이 더 낮게 계산되었으며, 출력 편차의 전체 평균값은 0.01% 정도로 작으나, 이는 simulator로 취득한 데이터의 경우 그 특성상 정형화된 프로그램 값을 근간으로 계산된 것이기 때문에 실제 현장에서의 각종 계측기 측정 및 전송오차 등을 포함한다면 그 편차는 더욱 커서 결국에는 출력 이득으로 작용할 것으로 기대된다.



< Fig 6 열출력 계산 결과 >

### 3. 결 론

본 연구에서는 원자력발전소에서의 열출력 계산 결과에 가장 큰 영향을 미치는 주급수 유량에 대하여 측정상의 정확도를 기하고자 뉴로-퍼지 논리를 적용하였다. 우선 입력 변수들의 노이즈를 제거하고자 Wavelet Denoising 기법을 적용하였으며, 유전적 알고리듬 및 최소자승법에 의해 라파마타들을 최적화하여 학습을 시켰다. 그 결과는 아주 양호하게 예측되었으며, 이에 따라 실제 설비 운전 중 주급수 Venturi 특성에 기인된 Fouling 효과로 인해 시간이 경과함에 따라 실제 보다 주급수 유량이 높게 나타낸다고 볼 때 뉴로-퍼지 논리를 통해 초기 전 전한 운전변수로 학습을 시켜 설비에 적용한다면 Venturi 특성변화를 파악하여 적절한 관리 방안의 도출 및 양호한 예측 결과를 활용하여 열출력 계산상의 정확도를 기할 수 있을 것으로 본다.

### (참 고 문 헌)

- [1] G.Y.Heo, S.S.Chi, S.H.Chang, "Feedwater Flowrate Estimation Base on the Two-step Denoising Using the Wavelet Analysis and an Auto-associative Neural Network", 원자력학회지, 31-2, pp.192~201, 1999.
- [2] Michel Misiti, et al., Wavelet Toolbox User's Guide for Use with MATLAB, MathWorks, 1996.
- [3] 나만균, "신형원자로의 종합디지털 제어보호 운전지원 시스템 개발 연구", 제8차 신형원자로연구센터 연구발표회 논문집, pp.144~151, 2000.