

## 신경회로망을 이용한 실시간 시뮬레이션에 관한 연구 (원자력발전소 중대사고를 중심으로)

노창현, 정광호  
중부대학교 컴퓨터공학부

A Study on Real-time simulation using Artificial Neural Network

Chang Hyun Roh\*, Kwang Ho Jung\*\*  
Division of Computer Engineering, Joongbu Univ.

### ABSTRACT

In this study, a real-time simulation method for the phenomena, which are too complex to be simulated during real-time computer games, was proposed based on the neural network. The procedure of proposed method is to 1) obtain correlation data between input parameters and output parameters by mathematical modeling, code analyses, and so on, 2) train the neural network with the correlation data, 3) and insert the trained neural network in a game program as a simulation module. For the case that the number of the input and output parameters is too high to be analyzed, a method was proposed to omit parameters of little importance. The method was successfully applied to severe accidents of nuclear power plants, reflecting that the method was very effective in real time simulation of complex phenomena.

Key Words: Real-Time Simulation, Neural Network, Complex Phenomena

## 1. 서론

### 1.1 동기

게임에서 특정 상황에 대한 실시간 시뮬레이션은 게임의 재미와 현실감을 높이기 위해 매우 중요한 요소이다. 수학적으로 간단히 모델링 되지 않는 자연현상은 실시간적인 요소를 만족하기 어렵다. 충돌 현상 등과 같이 비교적 간단한 현상은 수학적으로 모델링한 후에 수치적 방법을 이용해 빠르게 계산이 가능하여 게임에서 사용될 수 있다. 그러나 비행운전, 화재 진압, 발전소 운전 등과 같이 모델링이 복잡하여 수치적으로 빠르게 계산되지 않는 현상들에 대해

게임에서의 실시간적 요소를 충족시키기 위해서는 시행착오를 통해 알고리즘을 개발하여 실제 현상과 어느 정도 유사하게 동작하도록 하여 게임 개발을 해야 한다. 그러나 많은 경험의 축적과 시행착오를 거치지 않으면 현실감이 떨어져 게임의 재미를 반감시킨다.

본 연구에서는 1)수학적 또는 실험식으로 모델링이 가능한 자연 현상, 2)이미 수치적 해석 코드가 있어 해석이 가능한 현상 그리고3)특정 변수들간의 관계를 나타낸 원시데이터 (raw data)가 있는 현상을 실시간 시뮬레이션할 필요가 있는 컴퓨터 게임을 대상으로 신경회로망을 이용하여 이들의 현상을 간단히 시뮬레이션하는 방법을 제안하는데 그 목적이 있다. 본 연구에서는 신경회로망을 통해 복잡한 현상을 시뮬레이션하는 방법을 제시하였고 현상에 영향을 주는 변수들의 영향도를 분석하여 주요한 변수들을 골라내어 현상 시뮬레이션을 좀 더 단순화 할 수 있는 방법을 제안하

\* 중부대학교 컴퓨터공학부, chroh@mail.joongbu.ac.kr

\*\* 중부대학교 컴퓨터공학부, khjung@mail.joongbu.ac.kr

였다.

본 연구에서는 원자력발전소 사고 관련 게임이 개발될 수 있다는 가정 하에 제안된 방법을 원자력발전소 중대사고 현상에 적용하였다. 원자력발전소에서 중대사고는 상당히 복잡한 현상으로 이에 대한 데이터를 얻기 위해 전문가와 협의하여 대표적인 중대사고 해석코드인 MAAP를 이용하였다. MAAP 코드로부터 사고 상황에 대한 데이터를 획득한 후 역전파신경회로망(BPN)을 이용해 훈련시켰고 그 훈련 결과를 검증하였다. 이 훈련을 통해 얻은 결과만으로도 실시간 시뮬레이션이 가능하지만 시뮬레이션의 단순화를 위해 중대사고 현상에 대한 입력 변수들의 영향도를 분석하였다.

## 2. 역전파 신경회로망 (Backpropagation Neural Network; BPN)

BPN과 같은 신경회로망은 생물학적 뉴런(neuron)과 같은 성질을 갖는 상호 연결된 소자들의 집합체이다. 신경회로망은 입력과 출력간의 복잡한 관계를 학습하는 능력을 가지고 있을 뿐만 아니라 노이즈(noise)나 코드에러 등에 영향을 받지 않는 특성이 있다[1]. 이러한 특성으로 인해 여러 분야에 적용되고 있다.

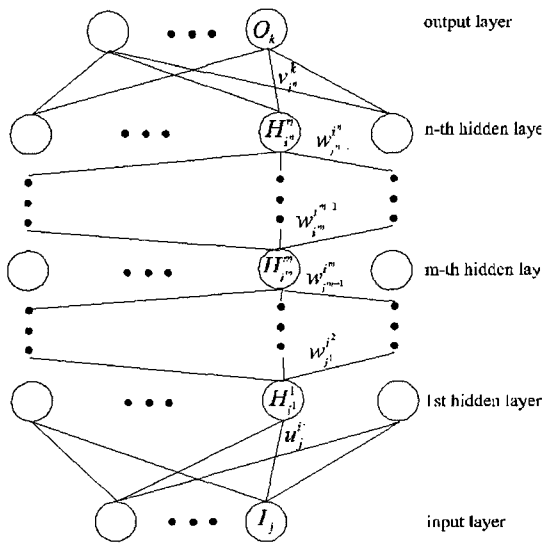


그림 1 여러 개의 은닉층을 가진 역전파 신경회로망

그림 1은 여러 은닉층을 갖는 BPN의 구조를 나타낸 것이다. 성공적으로 학습된 신경회로망은 입력 벡터 **I**를 출력 벡터 **O**에 사상(mapping)시키는 사상 함수(mapping function)처럼 동작한다[2]. 신경회로망에서의 사상과정은 다음과 같다. 먼저, 입력벡터 **I**가 입력층(input layer)의 뉴런에 의해 첫번째 은닉층의 출력인 **H<sub>1</sub>**에 사상되고 **H<sub>1</sub>**이 다시 다음 은닉층에 의해 사상되는 과정을 거친다. 모든 은닉층에 이러한 사상과정을 거친 후 최종 출력 벡터에 사상된다. 이러한 과정을 수학적으로 표현하면 아래와 같다.

$$H_{i^1} = f\left(\sum_{j=1}^a u_j^{i^1} I_j + \theta_{i^1}\right) \quad i^1 = 1, 2, \dots, l_1$$

$$H_{i^m} = f\left(\sum_{i^{m-1}=1}^{l_{m-1}} w_{i^{m-1}}^{i^m} H_{i^{m-1}} + \theta_{i^m}\right) \quad i^m = 1, 2, \dots, l_m$$

$$O_k = f\left(\sum_{i^m=1}^{l_m} v_{i^m}^k H_{i^m} + \beta_k\right) \quad k = 1, 2, \dots, b$$

여기서  $f(x) = 1/(1 + e^{-x/\delta})$  은 시그모이드(sigmoid) 전과함수(transfer function)이고  $\delta$ 은 시그모이드 슬로프(slope),  $\theta_{i^m}$ 은 m번째 은닉층의  $i^m$ 번째 뉴런의 문지방값(threshold value),  $\beta_k$ 는 출력층의 k번째 뉴런의 문지방값, a는 입력 뉴런의 수, b는 출력 뉴런의 수,  $l_m$ 은 m번째 은닉층 뉴런의 수이다.

이 시그모이드 함수는 훈련시 상당히 많이 사용되는데 계산 시간을 줄이기 위해 아래와 같은 Paul J Werb[3]가 사용한 activation 함수를 사용한다.

$$f(x) = \frac{1}{1 - x + 0.5 \times x^2}, \quad x < 0$$

역전파 신경회로망을 이용한 시뮬레이션은 주식투자 게임, 발전소 운전 게임, 비행 시뮬레이션 게임, 화재 진압 게임 등에 적용될 수 있다. 본 연구에서는 원자력발전소 중대사고와 관련된 실시간 시뮬레이션 게임을 개발하였을 때 필요한 발전소 중대사고 시뮬레이션에 역전파 신경회로망을 적용하였다. 원자력발전소 중대사고에 대한 시뮬레이션은 현재 개발된 해석코드를 이용한다. 그러나 그 해석코드가 상당히 복잡하여 게임에서 실시간 시뮬레이션이 불가능하다. 그러므로 본 연구에서는 가장 복잡한 자연현상 중 하

나인 발전소 중대사고를 실시간 시뮬레이션 대상으로 선정하여 연구를 수행하였다.

편미분도함수(partial derivative),  $\partial O_k / \partial I_j$ , 은 입력변수  $I_j$ 의 변화에 대한 출력변수  $O_k$ 의 변화를 의미한다. 그러므로  $\partial O_k / \partial I_j$ 는 출력변수에 영향을 많이 주는 입력변수를 나타내는 하나의 척도로 이용될 수 있다. 그러므로  $\partial O_k / \partial I_j$ 의 값은 게임 개발 시 신경회로망을 이용해 성공적인 훈련을 했음에도 불구하고 입력변수가 너무 많아 실시간 계산에 부담이 되는 경우 변수의 수를 줄여나감에 이용될 수 있다. 연쇄법칙(chain rule)을 적용하여  $\partial O_k / \partial I_j$ 를 표현하면 아래와 같다.

$$\frac{\partial O_k}{\partial I_j} = \frac{\partial O_k}{\partial H_r^m} \dots \frac{\partial H_r^m}{\partial H_{r-1}^{m-1}} \dots \frac{\partial H_{r-1}^{m-1}}{\partial I_j} = \frac{1}{\delta} O_k (1 - O_k) \sum_{r=1}^l F_n$$

여기서

$$F_1 = \frac{1}{\delta} H_{i_1}^1 (1 - H_{i_1}^1) u_j^{i_1}$$

$$F_m = \frac{1}{\delta} H_{i_m}^m (1 - H_{i_m}^m) \sum_{i_{m-1}=1}^{l_{m-1}} w_{i_{m-1}}^{i_m} F_{m-1} \quad m = 1, 2, 3, \dots, n$$

위 식을 본 연구에서 사용된 하나의 은닉층을 갖는 3계층 신경회로망을 고려하면 아래와 같이 표현된다.

$$\frac{\partial O_k}{\partial I_j} = \frac{\partial O_k}{\partial H_{i_1}^1} \frac{\partial H_{i_1}^1}{\partial I_j} = \frac{1}{\delta} O_k (1 - O_k) \sum_{i_1=1}^l \frac{1}{\delta} H_{i_1}^1 (1 - H_{i_1}^1) u_j^{i_1}$$

입력변수에 대한 출력변수의 변화를 이용하여 입력변수의 수를 줄여나갈 수 있다. 시뮬레이션 하고자 하는 변수에 대해 영향이 적은 변수를 배제함으로써 시뮬레이션의 정확도는 약간 떨어지지만 실시간적 요소를 만족시킬 수 있으므로 필요에 따라 변수의 수를 조정할 수 있게 된다.

### 3. 신경회로망을 이용한 시뮬레이션 방법

복잡한 자연현상 등을 게임에서 실시간 시뮬레이션하려면 모델링을 매우 단순화시켜야 한다. 그러나 문제를 단순화시키면 현실감이 떨어져 게임의 재미를 반감시키는 경향이 있다. 본 연구에서는 아무리 복잡한 현상이라도 입력변수와 출력변수에 대한 데이터를 확보할 수 있는 문제라면 신경회로망을 이용하여 실시간 시뮬레이션할 수 있는 방법을 제안한다. 다시 말해 1)수학적 또는 실험식으로 모델링

이 가능한 현상, 2)이미 수치적 해석 코드가 있어 해석이 가능한 현상 그리고3)입력 변수와 출력변수들간의 관계를 나타낸 원시데이터(raw data)를 얻을 수 있는 현상을 신경회로망을 통해 학습시킨 후 학습된 회로망 네트워크를 이용하여 실시간 시뮬레이션 하는 방법이다. 학습된 신경회로망은 입력변수를 받아들이면 출력변수를 간단한 계산에 의해 실시간 사상시키므로 시뮬레이션 게임의 한 모듈로 삽입될 수 있다.

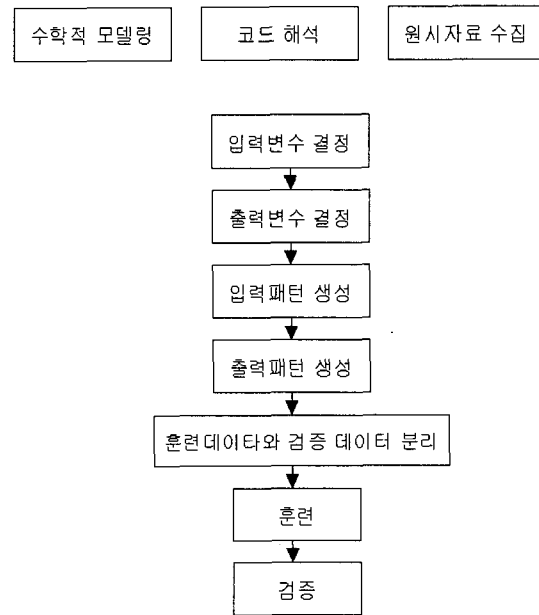


그림 2 신경회로망을 이용한 시뮬레이션 과정

그림 2는 신경회로망을 이용하여 복잡한 현상을 어떻게 시뮬레이션 할 수 있는지를 보여준다. 먼저 시뮬레이션 하고자 하는 현상을 분석하여 해석식/실험식, 해석코드, 원시데이터(raw data)를 이용하여 게임에서 표현하고자 하는 변수들간의 관계 데이터를 얻어낸다. 이 데이터를 총 데이터의 90%를 학습데이터로 나머지 10%의 데이터를 검증데이터로 구분한다. 그리고 신경회로망 네트워크를 구성하여 학습시킨다. 학습결과에 대한 검증은 검증데이터의 입력 변수값에 대한 시뮬레이션 결과와 검증데이터의 출력 변수값의 RMS(root mean square) 에러를 이용하여 RMS 에러값이 충분히 작으면 학습이 성공적으로 된 것으로 보고 게임에 반영하면 된다.

## 4. 실험결과 및 토론

### 4.1 입력패턴 및 출력패턴 생성

본 연구에서 제안한 시뮬레이션 방법을 원자력발전소의 중대사고에 적용하였다. 중대사고 중 대표적인 대형냉각재 상실사고(LOCA1)와 소형냉각재 상실사고(LOCA2)를 학습 대상으로 선정하였다. 이 두 가지 사고에 영향을 주는 변수로 표 1에 나타난 것과 같이 9가지 변수를 선정하고 이들에 대한 학습범위를 선정하였다. 이 9가지 변수가 신경회로망의 입력변수가 된다. 표1에 나타난 범위에서는 각 변수간에 서로 독립임을 가정하였고 LHS(Latin Hypercube sampling)[4]을 이용하여 최적화된 입력패턴을 생성하였다. 중대사고에서는 노심노출과 원자로용기 파손이 사고관리 측면에서 매우 중요한 사건이다[5]. 그러므로 노심노출시간과 원자로용기 파손 시간을 출력변수로 하여 9가지 입력 변수들과 2가지 출력 변수들의 관계를 시뮬레이션 하고자 하였다. 중대사고는 아주 복잡한 현상으로 입력값에 대한 출력값을 얻기 위해 중대사고 시뮬레이션 코드인 MAAP3.0B를 이용 하였다. 이 코드를 이용하여 각 입력패턴에 대한 출력패턴을 생성하였다.

변수	정상값	학습 범위
일차측 압력 (MPa)	15.51	15.20 - 15.82
일차측 평균온도 (°C)	311.55	308.43 - 317.78
일차측유량 (kg/s)	55.100e6	52.345e6 - 57.855e6
원자로용기 체적 (m³)	102.090	100.046 - 107.195
가압기체적 (m³)	51.40	48.83 - 53.97
증기발생기열전달면적 (m²)	9,522.60	9,046.47 - 9,998.73
증기발생기 체적 (m³)	67,244.0	63,881.8 - 70,606.2
재장전수저장탱크체적 (kg)	1.780e6	1.691e6 - 1.869e6
축압기 체적 (m³)	68.130	64.724 - 71.537

표 1 입력변수와 학습범위

### 4.2 뉴럴 모델링 (Neural Modeling)

MAAP 코드로부터 얻은 입력패턴과 출력패턴 중 약 90%는 학습데이터로 나머지 10%는 검증데이터로 구분하였다. 가장 최적의 신경회로망을 구축하기위해 은닉층이 하나인 일반적인 3계층 신경회로망을 구축하여 은닉층의 뉴런의 수를 변화시켜가며 최적의 BPN 구성을 찾았다. 그 결과 은닉층이 20개 일 때 시스템 에러가 가장 작고 훈련 결과가 좋았다. 그래서 최적의 네트워크는 입력뉴런의 수가 9 (입력 변수의 수), 출력뉴런의 수가 2(출력변수의 수), 은닉층의 뉴런의 수가 20 인 3계층 구조가 되었다.

각 사고 시나리오에 대한 학습결과 및 검증 결과가 표 2에 나타나 있다. 이 표에 나타난 것과 같이 LOCA 1 사고에 대해서는 시스템 에러가 0.024 (2.4%)이고 LOCA 2 사고에 대해서는 0.01 (1%)의 작은 시스템에러범위 안에서 성공적으로 학습되었다. 학습된 결과를 검증하기 위해 학습 시 사용되지 않은 검증자료를 이용하여 RMS에러를 계산한 결과 LOCA 1에 대해서는 0.031, LOCA2에 대해서는 0.047의 결과를 얻었다. 그러므로 신경회로망이 성공적으로 중대사고 현상을 시뮬레이션 할 수 있음을 알 수 있다.0.047

시나리오	학습 자료수	검증 자료수	시스템 에러	RMS 에러
LOCA 1	107	12	0.024	0.031
LOCA 2	100	11	0.01	0.047

표 2 학습 및 검증 결과

### 4.3 민감도 분석 (Sensitivity Analysis)

입력변수의 수가 m개이고 출력변수의 수가 n개 이고 은닉층 뉴런의 수가 h개 일 때 한 입력변수 값이 입력되면 전파함수를 이용한 계산을  $m*n*h$ 번 수행해야 한다. 그러므로 시뮬레이션하고자 하는 현상에 영향을 주는 변수가 많을 수록 처리부담을 갖게 된다. 여러 개의 입력변수 중 영향이 작은 변수가 있다면 이를 제거하여 처리부담을 줄일 수 있다.

그러므로 2장에 기술된 방법을 이용하여 본 연구에서 실험 대상으로 삼고 있는 중대사고에 대해 각 변수들의 민감도 분석을 수행하였다. 각 입력패턴 들의 편도함수값에 대한 절대값의 평균값을 결과로 취하였다. 각 입력 변수에 대한 편도함수 값이 클수록 시뮬레이션 하고자 하는 출력 변수에 영향을 많이 준다는 것을 의미한다. 그래서 도함수의 평균값이 큰 순서대로 중요도를 부여하였다.

표3와 4는 각각 노심노출시간과 원자로용기 파손 시간에 대해 9가지 변수들의 영향도를 분석한 결과를 나타낸다. 노심노출시간의 경우 도함수의 평균값의 차이가 많이 나지 않고 적당히 큰 값을 갖는다. 이러한 경우 어떠한 변수들도 무시될 수 없기 때문에 특정변수를 노심노출시간 시뮬레이션에서 제외시킬 수 없다. 그러나 원자로 용기 파손 시간에 대한 민감도 분석 결과를 보면 일차측 압력, 일차측 온도,

그리고 일차측 유량에 대한 도함수의 평균값이 0에 가깝다. 그러므로 이들 세 변수를 무시하고 다른 변수들만으로 원자로용기 파손에 대한 시뮬레이션을 해도 문제 될 것이 없다. 실시간 처리에 대한 부담이 없다면 정확한 시뮬레이션을 위해 영향이 적은 변수들도 포함시키는 것이 좋지만 처리 부담이 있다면 이들 세 변수들을 제외하고 나머지 변수만으로 신경회로망을 통해 훈련한 후 이를 시뮬레이션 모델로 이용하는 것이 바람직하다.

변수	중요도 (평균 $ \partial \omega_k / \partial a_j $ )	
	LOCA 1	LOCA 2
일차측압력	6 (0.303)	8 (0.135)
일차측온도	7 (0.303)	6 (0.213)
일차측유량	9 (0.275)	9 (0.108)
원자로용기 체적	8 (0.297)	4 (0.324)
가압기 체적	4 (0.369)	5 (0.234)
증기발생기 열전달면적	5 (0.318)	7 (0.207)
증기발생기 체적	2 (0.503)	1 (0.472)
재장전수 저장탱크체적	1 (0.628)	2 (0.402)
축압기 체적	3 (0.476)	3 (0.329)

표 3 노심노출시간에 대한 민감도 분석 결과

변수	중요도 (평균 $ \partial \omega_k / \partial a_j $ )	
	LOCA 1	LOCA 2
일차측압력	8 (0.004)	7 (0.004)
일차측온도	7 (0.005)	8 (0.004)
일차측유량	9 (0.004)	9 (0.003)
원자로용기 체적	5 (0.220)	2 (0.334)
가압기 체적	4 (0.288)	6 (0.137)
증기발생기 열전달면적	3 (0.290)	4 (0.214)
증기발생기 체적	6 (0.212)	1 (0.347)
재장전수 저장탱크체적	1 (0.360)	5 (0.185)
축압기 체적	2 (0.298)	3 (0.222)

표 4 원자로 용기 파손 시간에 대한 민감도 분석 결과

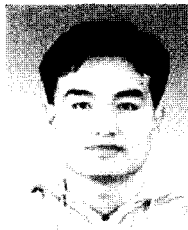
## 5. 결론

본 연구에서 우리는 신경회로망을 이용하여 복잡한 현상을 모델링하여 실시간 시뮬레이션하는 방법을 제안하였다. 제안된 방법은 아무리 복잡한 현상이라도 입력변수와 출력변수에 대한 데이터를 확보할 수 있는 문제라면 신경회로망을 이용하여 간단히 실시간 시뮬레이션이 가능함을 알 수 있었다. 본 연구 결과는 화재 진압, 화산 폭발, 발전소 운

전, 비행기 운전 등을 현실적으로 시뮬레이션 할 필요가 있는 게임에 적용될 수 있다.

## 참고문헌

1. S K Moon et al, "Parametric analysis of the critical heat flux based on artificial neural networks," Nuclear Engineering and Design, vol. 163, pp.29-49, 1996.
2. James A. Freeman et. Al, "Neural Networks; Algorithms, Applications, and Programming Techniques", Addison Wesley, 1992.
3. P. J. Werbos, "Backpropagation Through Time: What It Dose and How to Do It," Proceeding of The IEEE, vol. 78, no. 10, Oct. 1990.
4. M. D. Mckay, W. J. Conover and R. J. Beckman, "A Comparison of Three Methods for selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code," Technometrics, Vol.21, p.239, 1979.
5. Chang Hyun Roh et al, "Identification of vessel failures using spatiotemporal neural networks," IEEE Transactions on Nuclear Science, vol. 43, pp.3223-3229, 1996.



노창현

1989 ~ 1993 KAIST 원자력공학과 학사  
 1993 ~ 1995 KAIST 원자력공학과 핵전산 전공 (공학석사)  
 1995 ~ 2001 KAIST 원자력공학과 핵전산 전공 (공학박사)  
 2001 ~ 2002 KAIST 신행로센터 위촉연구원  
 2000 ~ 현재 (주)에스포라 연구소장  
 2002 ~ 현재 중부대학교 게임공학 전공 전임교수  
 관심분야 : 가상현실, 게임기획



정광호

서울산업대학교 전산기기전공(공학사)  
 건국대학교 산업대학원 컴퓨터응용(공학석사)  
 동국대학교 대학원 전산통계학전공(이학박사)  
 육군통신학교 마이크로웨이브교관(예비역 대위)  
 중부대학교 전자계산학과 전임강사, 조교수, 부교수  
 중부대학교 전자계산소장, 학생처장, 대학원장등 역임  
 현재 중부대학교 컴퓨터공학부 게임공학전공 주임교수  
 관심분야 : 게임공학, 소프트웨어공학