

신경망 이론과 유전자 기법에 의한 노심장전모형 최적화 기법 개발

장창선, 김창효

서울대학교

요 약

이 논문의 목적은 신경망 이론에 의한 노심특성평가 모델과 유전자 기법을 써서 가압경수로 노심의 최적화 재장전 모형을 결정하는데 있다. 이를 위해 OLL(Optimization Layer by Layer)신경망을 구축하고 이를 영광 3호기 재장전주기 노심특성(특히 연료집합체 출력분포와 임계봉산농도)을 예측할 수 있도록 훈련하여 영광3호기 재장전주기 특성 해석용 OLL 신경망을 만들었다. 그리고 통상의 유전자 기법을 활용하여 매세대당 150개의 장전모형들을 생산하고 이들을 대상으로 1000세대에 걸친 유전자 기법에 의한 최적화 과정을 통해 영광 3호기 노심의 평형주기 최적 모형을 결정하였다.

1. 서론

노심 내 최적 장전모형 결정은 원자력 발전소 운영상의 경제성 향상 및 안전성 개선을 위해 매우 중요한 요소로 지적되고 있다. 가압경수로 발전 비용의 약 20%를 차지하는 핵연료 비용을 절감시키기 위하여 저누출 장전모형을 구성하고 효과적으로 핵연료를 연소시키기 위한 최적 장전모형에 관한 연구는 가압경수로가 상업적으로 운전되기 시작한 이래 꾸준히 연구되어 오고 있다. 이러한 최적화이론에는 크게 결정론적 방법과 확률론적 방법 두 가지가 있다. 이 연구는 최적화이론에 의한 방법 중에 확률론적 방법의 하나인 유전자 기법을 이용하여 영광 3호기 평형 노심에 대하여 최적 장전모형을 찾아보았다.

확률론적 방법의 성공 여부는 수많은 장전모형에 대하여 일일이 장전모형의 우열을 가리기 위하여 얼마나 빠르고 정확한 노심 계산 코드를 사용하는가 하는 것과 최적화 알고리즘에 의해 목적함수가 얼마나 빨리 수렴하는가에 달려있다. 그러나 기존의 노심 해석 방법으로는 확률론적 방법에서 요구하는 막대한 양의 노심 계산을 수행해야하기 때문에 과도한 전산시간이라는 결함이 내재하고 있다. 그러므로 여기에 새로운 노심 해석 방법으로 신경망을 이용하여 노심 해석 시간을 극소화하고, 기존의 섭동이론 등 가속화된 방법에 비해 정확도를 높였다.

2. 신경회로망

신경회로망 모델은 학습을 통하여 입력과 출력패턴의 연결가중치(Weight)를 최소점으로 최적화하여 임의의 입출력 패턴에 대해서도 그 연결가중치를 통하여 정확한 출력 패턴을 추론하는 것이 가능하다고 알려져 있다. 현재 널리 응용되고 있는 신경회로망 모델은 다층(Multi-Layer) 신경회로망으로 대부분 하나의 은닉층(Hidden Layer) 그리고 입력층과 출력층을 가지고 있다. 학습 방법으로는 오류역전파(Error Back Propagation) 방법이 널리 쓰이고 있으나 느린 수렴속도로 인해 여기서는 최근에 나온 OLL(Optimization Layer by Layer)¹⁾ 학습 방법을 적용시켜 보았다. OLL 학습 방법의 가장 중요한 특징의 하나는 은닉층의 연결가중치(w_{hm})와 출력층의 연결가중치(v_h)가 서로 독립적으로 결정된다는 것이다. 예를들어 N개의 입력-출력패턴, $\{X^n, NP^n\}_{n=1}^N$ 에서 출력에 대한 오차가 다음과 같이 주어진다.

$$E(\mathcal{V}) = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N (d^n - NP^n)^2 = \frac{1}{2N} \sum_{n=1}^N (d^n - \sum_{h=0}^H v_h o_h^n)^2 \quad (1)$$

여기서 NP^n , d^n 와 o_h^n 는 각각 입력벡터 $X = (k_{\infty 1}^n, k_{\infty 2}^n, \dots, k_{\infty 29}^n, \Sigma_{d1}^n, x\Sigma_{f1}^n)^T$ 에 대한 신경망 출력, NEMSNAP²⁾ 출력, 은닉층의 출력값을 나타낸다. 은닉층의 연결가중치를 고정시킨 상태에서 오차함수(E)를 최소화하는 출력층의 최적연결가중치를 $\mathcal{V}^{opt} = (v_0^{opt}, v_1^{opt}, \dots, v_H^{opt}) = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$ 와 같이 구한다. 여기서,

$$\mathbf{A} = \{a_{ij}\} : a_{ij} = \sum_{n=1}^N o_i^n o_j^n \quad i, j = 0, \dots, 40 \quad \text{and} \quad \mathbf{b} = \{b_i\} : b_i = \sum_{n=1}^N d^n o_i^n \quad i = 0, \dots, 40 \quad (2)$$

또한 은닉층의 최적연결가중치, w_{hm}^{opt} ($m=0, 1, \dots, 31$, $h=0, 1, \dots, 40$), 도 이와 유사한 방법으로 구한다.

3. 유전자 기법

유전자 기법은 Michigan 대학의 Holland³⁾와 그의 동료들에 의해 개발되었다. 유전자 기법은 생물학적인 자연유전(Natural Genetics)과 자연선택(Natural Selection)에 기초를 둔 탐색 기법이다. 유전자 기법은 문제에 대한 가능한 해법으로 나타내어지는 유전자(Chromosome)로 이루어지는 초기인구 (Initial Population)로 시작된다. 이러한 유전자는 초기인구에 있어서는 무작위로 선출된다. 선출된 유전자는 노심해석코드(여기서는 신경망)를 통해서 임계농도, 최대집합체 출력, 최대 Burnup등을 계산하여 목적함수값을 계산한다. 본 연구에서 쓰인 목적함수는 N개의 집합체로 구성된 노심을 M개의 Burnup Step으로 계산할 때 다음과 같이 표현된다.

$$OBJ = -(SBppm)^{EOC} + \lambda \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^N \max [0, (P_{ij} - P_{lim})] \quad (3)$$

식 (3)에서 출력 제한치를 초과하는 집합체에 대한 출력 Penalty가 사용되었다.

각 세대의 구성원들에 대한 목적함수값이 계산되면 가장 큰 목적함수 값을 가지는 유전자는

다음 세대에 살아 남으며(Elitist Strategy) 나머지는 Random Number로서 Crossover와 Mutation을 거쳐 확률적으로 생산된다. Mutation은 2개의 Random Number가 가리키는 유전자 내의 집합체를 서로 바꾸는 것으로 구현되며, Crossover는 PMX(Partial Mapped Crossover) Operator에 의해서 이루어진다. PMX의 간단한 예가 그림 1.에 나타나 있다. 세대(Generation)가 진행되어감에 따라 목적함수값이 가장 큰 유전자는 진화(Evolution)되어가며 이러한 과정이 우리가 원하는 목적함수값이 나올 때까지 반복된다. 이상의 유전자 기법의 흐름도가 그림 2.에 나타나 있다.

4. 결과

대상 호기는 영광 3호기 평형 노심이고, 그림 4.에서 1/8 노심이 나타나 있다. 노심 해석 코드인 NEMSNAP(NEM)은 균질화된 2군 집합체 균정수를 입력으로 받아서 집합체 출력분포를 생성하게된다. 그림 3.에서는 집합체 출력분포를 예측하는 OLL 신경회로망의 구조가 나타나있다. 입력층은 1/8 노심의 29개 집합체의 무한중배계수 그리고 균질화된 집합체 2군 흡수균정수와 균질화된 집합체 2군 분열균정수를 합해 총 31개로 이루어져 있다. 은닉층은 40개의 노드로 구성된다. 또한 임계봉산농도를 예측하는 OLL 신경회로망은 집합체 출력분포를 예측하는 OLL 신경회로망에서 균질화된 집합체 2군 흡수균정수와 균질화된 집합체 2군 분열균정수를 제외한 29개 집합체의 무한중배계수를 입력으로 한다. 학습패턴으로는 무작위로 선출된 4000개의 장전모형과 각 장전모형에서 5개의 연소점에서의 2D NEM 값을 학습패턴으로 하였다. 학습된 OLL 신경회로망에서 예측한 집합체 출력분포는 평균 1%, 최대 5%의 오차를 보였으며, 임계봉산농도는 평균 20 ppm정도의 오차를 보였다.

유전자 기법에 사용된 주요인자를 보면, Crossover 확률 60%, Mutation 확률 5%로서 초기인구 150개에 대해서 1000세대를 진행시켰다. 계산시간은 Pentium Pro-200 PC에서 약 7000초가 걸렸다. 각 세대의 구성원의 적응도 계산에 필요한 집합체 출력의 제한치를 1.33으로 놓고, 넘는 것에 대해서는 Penalty를 주었으며, 주기말 Burnup은 440EFPD에 해당하는 16.3MWD/kgU에서의 임계봉산농도를 최대화하는 목적함수를 사용하였다. 최종적으로 찾은 장전모형에 대한 검증계산은 2D와 3D NEMSNAP을 이용하였다. 그 결과는 그림 5.에 나타나있다. 그림에서 보듯이 최대 집합체 상대 출력이 Neural 2D, 2D NEM, 3D NEM이 각각 1.334, 1.302, 1.343이고, 3D NEM으로 계산된 주기 길이는 17.630MWD/kgU으로 비교 장전모형의 16.565MWD/kgU에 비하여 1.065MWD/kgU, 29EFPD가 길어졌다.

5. 결론 및 향후과제

신경망 이론을 이용한 유전자 기법은 기존의 섭동이론 등 가속화된 방법에 비해 빠른 계산시간과 높은 정확도를 보여주었다. 그러나 평형주기 한 주기에 대한 학습과 예측이 가능한 것을 다 주기에로의 확장과 회전효과에 대한 고려가 향후 해결해야할 과제로 남아있다.

유전자 기법은 기존의 경험칙을 이용한 장전모형 탐색보다는 나은 결과를 보여주나 SA에는 다소 못 미치는 결과를 보여주고 있다. 느린 수렴속도 또한 해결해야할 과제이다. 그리고 유전자

기법의 핵심이라 할 수 있는 Selection, Crossover, Mutation Operator에 대한 연구가 더 진행되어야 한다고 본다.

참고문헌

1. S. ERGEZINGER and E. THOMPSON, "An Accelerated Learning Algorithm for Multilayer Perceptrons: Optimization Layer by Layer", IEEE, Vol.6, 31 (1995).
2. T. K. KIM and CHANG HYU KIM, "Verification of the Pressurized Water Reactor Analysis Codes: CASMO/NEMSNAP", Proc. 94 Korean Nuclear Society Spring Meeting, Pohang, Korea, Vol.1 p.11 (1994).
3. J. H. Holland, Adaptation in natural and artificial systems, Ann Arbor: The University of Michigan Press (1975).
4. P. W. MOON and G. T. PARKS, "Applications of Genetic Algorithms to In-core Nuclear Fuel Management Optimization", Proc. Topical Meeting Mathematical Methods and Supercomputing in Nuclear Applications, Karlsruhe, Germany, Vol.2 p.777 (1993).
5. T. K. KIM and CHANG HYU KIM, "Determination of Optimized PWR Fuel Loading Pattern by Mixed Integer Programming", Proc. International Conference on the Physics of Reactors, Mito, Japan, Vol.3, p.I-76. (1996).
6. "Nuclear Design Report for YGN 3 Cycle 1," KAERI (1994).

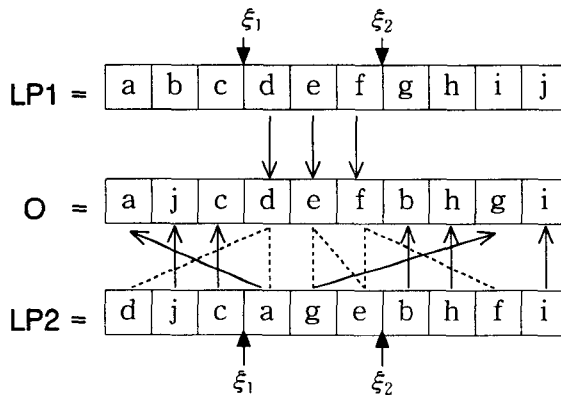


그림 1. PMX Operator에 의한 Crossover

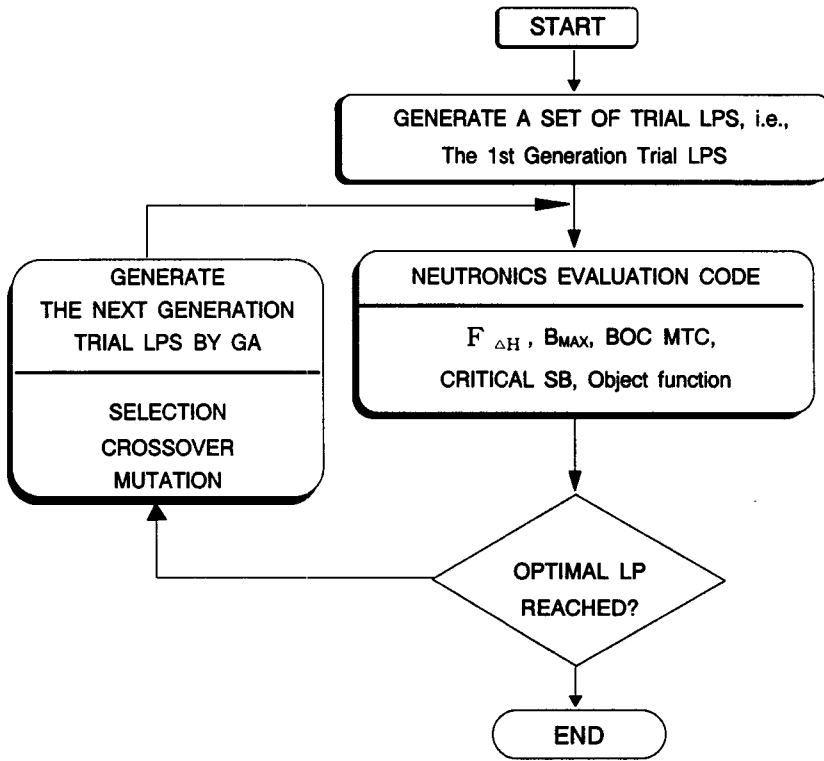
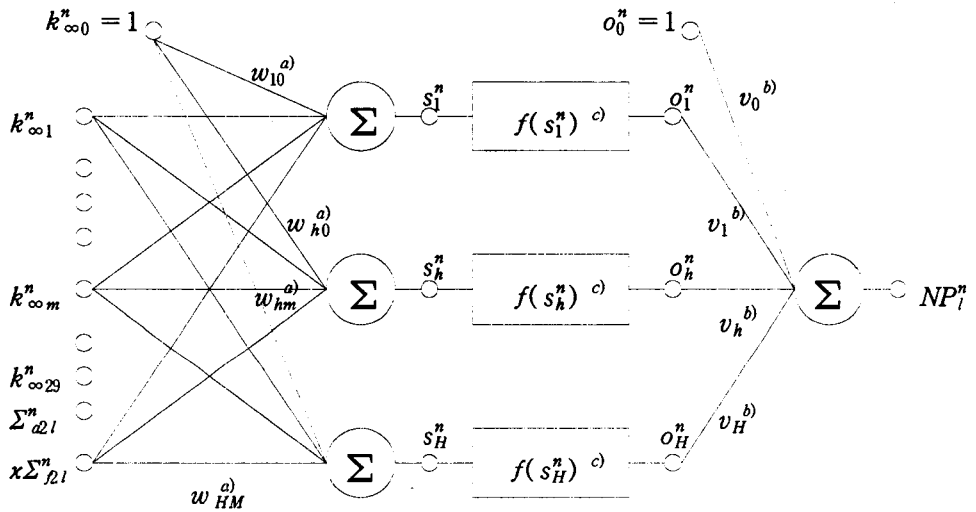


그림 2. 최적장전모형 탐색에 쓰인 유전자 기법 흐름도



- a) w_{mh} ($m=0, 1, \dots, M, h=0, 1, \dots, H$) = weights for hidden neurons
- b) v_h ($h=0, 1, \dots, H$) = weights for output neuron
- c) $f(s) = \text{sigmoidal function defined by } (1 + e^{-s})^{-1}$

그림 3. OLL 학습방법의 출력 분포 예측 신경회로망

그림 4. 경험칙에 의해 찾은 영광 3호기 평형주기 노심

	B1 18.967 1.066	C2 0.000 1.225	A2 27.582 0.936	A1 38.357 0.897	A2 31.247 0.878	C1 0.000 1.104	B2 20.934 0.582
	B3 21.200 0.988	B3 21.079 1.043	C3 0.000 1.191	B1 18.632 1.148	C2 0.000 1.214	A0 32.111 0.889	C0 0.000 0.774
		C3 0.000 1.204	B2 20.418 1.103	C3 0.000 1.276	A1 25.718 1.126	C1 0.000 1.144	B1 16.544 0.537
			B3 21.526 1.063	B0 16.044 1.230	B0 13.108 1.242	C0 0.000 1.040	
				A1 36.484 0.896	C1 0.000 1.014	A0 35.241 0.432	
					B3 21.522 0.459		

Fuel Type →
 Burnup (MWD/kgU) →
 Box Power (NEM 3D) →

주기길이 : 16.565MWD/kgU

첨두집합체출력 : 1.332

(3D NEM 결과)

그림 5. 유전자 기법에 의한 영광 3호기 최적평형주기 노심

	B3 21.265 0.979 1.005 2.6	C2 0.000 1.169 1.160 -0.7	A2 31.226 0.927 0.936 0.9	A1 36.385 0.859 0.836 0.8	A3 28.025 0.944 0.913 3.2	C3 0.000 1.056 1.068 1.1	B2 20.948 0.597 0.599 0.3
	C1 0.000 1.314 1.285 -2.2	B2 20.418 1.055 1.031 -2.2	B3 21.079 0.974 0.956 -1.8	C2 0.000 1.202 1.182 -1.6	B0 13.108 1.256 1.241 -1.1	C1 0.000 1.189 1.202 1.0	C0 0.000 0.779 0.778 -0.1
		C3 0.000 1.200 1.186 -1.1	B1 18.632 1.182 1.158 -2.0		C3 0.000 1.218 1.218 0.0	B0 16.044 0.936 0.936 0.0	A0 32.111 0.382 0.397 2.3
			B1 18.967 1.245 1.233 -0.9	B1 16.544 1.303 1.308 0.3	C1 0.000 1.300 1.325 1.9	B3 21.522 0.608 0.614 0.9	
				C3 0.000 1.302 1.334 2.4	C0 0.000 1.193 1.229 3.0		


Fuel Type →
 Burnup (MWD/kgU) →
 Box Power (NEM 2D) →
 Box Power (Neural 2D) →
 Error (%) →


주기길이 : 17.630MWD/kgU

첨두집합체출력 : 1.343

(3D NEM 결과)

 Fresh

 Once Burned

 Twice Burned