

신경망에 의한 토카막 플라즈마의 위치, 형상 및 평형상수 계산

오 병훈, 이 광원, 한 장민, 최 병호
(한국원자력연구소)

요 약

비원형 토카막 플라즈마의 위치, 형상 및 평형상수들을 신경망 해석법을 이용하여 계산하고 그 결과를 평가하였다. KT-2 토카막에서 가능한 245 개의 평형계산 결과에 의해 학습된 신경망은 32 개의 자장탐침과 15 개의 자속 루프(flux loop)에서의 자장 값들이 입력으로 주어지면, 그에 따른 플라즈마 위치, 형상 및 평형관련 상수들의 값들을 즉시 구해낼 수 있다. 계산결과와 정확성과 앞으로의 연구 방향 등에 대하여 논의한다.

1. 서 론

모든 토카막에서 플라즈마의 위치제어는 양질의 플라즈마를 오랜 시간 유지하기 위해서 반드시 필요하다. 또한 최근의 토카막들에서는 플라즈마의 형상제어에 의해 높은 β 값을 얻기 위한 연구들도 활발히 진행되고 있다. 이러한 작업들이 좋은 결과를 얻기 위해서는 먼저 플라즈마의 경계면이 정확하게 정의되고 계산되어야만 한다.

토카막 플라즈마의 위치, 형상 등은 대부분 플라즈마 경계면의 밖에 설치된 자장탐침들을 이용하여 계산하고 있는데, 이 중 가장 간단한 방법은 테일러(Taylor) 전개식을 이용하여 자장탐침들이 위치한 곳에서 측정된 자장 값들로부터 용기 내의 플라즈마 경계면 주변에서의 자장 값들을 계산해내는 것^{[1],[2]}이다. 이러한 방법은 현재까지 많은 토카막에서 사용되어져 왔는데, 플라즈마 형상이 원형이거나 플라즈마 경계면이 측정위치와 가까울수록 좋은 결과를 기대할 수 있다. 그러나 측정 위치로부터 플라즈마 경계면까지의 거리가 플라즈마 부반경(minor radius) 수준의 크기에 가까워질수록 오차가 크게 증가하기 때문에, 플라즈마의 타원도가 큰 경우에는 적도면의 플라즈마 경계면으로부터 측정위치까지의 거리가 부반경 수준에 접근하여, 부정확한 결과들이 얻어질 수 있다. 또한 토카막 방전 초기에는 플라즈마의 크기가 작기 때문에, 이 방법에 의해서 정확한 플라즈마의 형상을 파악하고 제어하는 데에는 한계가 있다.

최근 컴퓨터 관련 기술들의 발달에 힘입어 플라즈마 제어에 사용하기 위한 비원형 토카막 플라즈마의 평형관련 상수들의 계산에도 토카막 평형방정식을 직접 해석하려는 노력들이 행해지고 있다. 그러나 토카막 플라즈마의 평형방정식을 풀기 위해서는 미분방정식들을 반복해석법으로 풀어야 하는데, 이는 플라즈마 위치, 형상 등을 측정한다는 관점이 아니라 실시간 제어해야한다는 입장에서 보면 계산에 많은 시간이 소요되고, 심지어는 수렴해를 얻지 못할 수도 있기 때문에, 적합한 방법이 아니다. 따라서 토카막 운전영역 안에서 계산 또는 실험에 의해 얻어진 플라즈마들의 평형 관련자료들을 효과적으로 데이터 베이스화하여, 이것을 참조하여 새로운 데이터의 평형관련 상수들을 정하는 방법들이 실용화되고 있다. 이 방법을 이용하면 데이터 베이스를 어떻게 구성하는가에 따라 실시간 귀환제어에 충분한 빠른 계산 결과들을 얻어 낼 수 있는데, 이러한 원리를 이용한 계산방법들로는

회기분석법(regression method)^[3], 매개함수법(function parameterization method)^[4], 신경망 해석법(neural network method)^[5] 등이 있다. 현재 회기분석법은 JT-60U에서, 매개함수법은 ASDEX-U에서, 신경망 해석법은 COMPASS 등에서 플라즈마 귀환제어에 적용되고 있다.

본 연구에서는 비원형 토카막 플라즈마의 중요 파라메타들을 실시간으로 제어하고 감시하기 위한 첫 번째 단계로 플라즈마의 위치, 형상 등을 신경망 해석법을 이용하여 계산해 본 결과와 앞으로의 연구방향 등에 대하여 논의하였다. 토카막 플라즈마는 KT-2^[6]에서 가능한 플라즈마를 모델로 하였고, 자장의 측정에는 진공용기 내부에 위치한 자장탐침과 용기밖에 위치한 자속루프들을 사용하는 것으로 하였다.

2. 계산 방법

토카막 플라즈마의 평형 파라메타들을 신경망에 의해 계산하기 위해서는 우선 가능한 플라즈마 파라메타들의 범위 안에서 신경망을 학습시키기 위한 데이터 베이스가 필요하다. 데이터 베이스를 만들기 위해서는 파라메타들을 측정하려는 자장탐침들의 위치 및 종류가 정의되어야 하고, 플라즈마의 평형해석 데이터들을 산출할 방법과 프로그램이 확보되어야 한다. 또한 수집된 데이터들에 의해 최적의 입력 대 출력의 알고리즘을 엮어낼 수 있는 신경망 학습 및 해석 프로그램도 필요하다.

(1) 플라즈마 파라메타 측정계

토카막 플라즈마를 측정하기 위한 자장탐침은 진공용기 내부에 플라즈마에 근접하여 설치할수록 유리하다. 그러나 자장탐침이 플라즈마와 직접 접촉하면 자장탐침 뿐만 아니라 플라즈마에도 손상을 주기 때문에 통상 리미터, 또는 다이버터에 의해 보호해줄 수 있는 구조로 설계하게 된다. KT-2 진공용기 내에 그림 1 과 같이 플라즈마와 직접 닿지 않는 구조로 32 개의 자장탐침들을 배치시키고, 진공용기 벽에 고정시키는 형태로 15 개의 자속루프들의 위치들을 정하였다. 이들은 최적화 작업에 의해 그 숫자를 대폭 줄일 수 있지만 본 연구의 범위에는 포함시키지 않았다.

(2) 토카막 플라즈마 평형 모델

타원도가 큰 플라즈마의 평형계산에 유리하도록 만들어진 자유경계(free-boundary) 평형코드^[7]를 사용하여 신경망을 학습시키고 그 결과를 평가하기 위한 데이터 베이스를 구축하였다. 이 코드는 초기 계산에 사용할 플라즈마 형상과 관련된 기본 값들을 주면, 이들을 기준으로 플라즈마의 최종 형상과 플라즈마 평형관련 상수들을 폴로이달 자장코일들에 흘려주어야 할 전류 값들과 함께 구해낼 수 있다. 또한 자장탐침 및 자속루프들의 위치 등을 정해주면 이들에 의해 측정된 자장 값 등에 대한 정보도 직접 얻어낼 수 있다.

계산된 결과들이 KT-2 플라즈마의 설계영역 안에 드는 가를 확인하였고, 신경망 훈련 결과가 설계영역 안의 전 범위에서 신뢰성을 갖도록 하기 위해 데이터 수집영역이 설계영역 안에서 골고루 분포되도록 하였다. 플라즈마 형상은 리미터(limiter) 구조뿐만 아니라 싱글 널(single null), 더블 널(double null) 구조들을 모두 포함시켜 계산하였는데 그림 출력의 예를 자장탐침 및 자속루프들을 포함하여 그림 2 에 보였다. 본 연구에서는 다음과 같은 플라즈마 파라메타들을 최종 출력으로 하고 있다.

- 플라즈마 주반경 및 부반경

- 플라즈마 타원도 및 삼각도
- 내부 인덕턴스 및 폴로이달 베타 값.

사용된 플라즈마 파라메타들의 입력 계산범위들은 표 1 에 정리되었다.

(3) 신경망 모델

플라즈마 형상 등의 계산에는 입력과 출력의 구조 및 학습 방법 등을 고려할 때 대부분의 계산에서 계층형 모델(feedforward model)을 적용하고 있다. 그림 3에 n 개의 입력 노드(node)와 m 개의 출력 노드를 갖는 일반적인 모델의 블록도를 보였다. 입력 층을 첫 번째 층으로 할 때 k 층의 뉴런 수를 N_k , (k-1) 층내의 j 번째 뉴런과 k 층 내의 i 번째 뉴런의 시냅스 가중치를 $W_{ij}^{(k,k-1)}$, k 층 내의 i 번째 뉴런의 임계치를 $\theta_i^{(k)}$ 라고 할 때 k 층의 i 번째 뉴런의 입출력 신호 $u_i^{(k)}$, $v_i^{(k)}$ 는 각각 아래 식들로 주어진다.

$$u_i^{(k)} = \sum_{j=1}^{N_{k-1}} W_{ij}^{(k,k-1)} v_j^{(k-1)} - \theta_i^{(k)}$$

$$v_i^{(k)} = f(u_i^{(k)})$$

이 때 f 는 뉴런 입출력 함수로써 일반적으로 아래의 시그모이드(Sigmoid) 함수로 주어질 수 있다.

$$f(x) = \frac{1}{2} [1 + \tanh(x/\chi_0)].$$

학습은 평형해석에 의해 얻어진 데이터 베이스를 이용하여 출력 층에서 입력 층으로 역방향으로 재귀적(recursive)인 계산들을 반복 수행하면서 오차를 최소화 할 수 있도록 중간층들에 대한 가중치들을 수정하고 개선하는 과정을 반복하여 최종적인 가중치들을 얻는 것으로 귀착된다.

입력 층은 32 개의 자장탐침과 15 개 자속루프의 출력으로 구성되고, 출력 층은 플라즈마 위치, 형상 및 특성과 관련된 8 개의 상수들로 구성된다. 입력 층과 출력 층 사이에는 숨겨진 층(hidden layer)이 놓여지는데, 숨겨진 층이 많을수록 계산결과의 정확도에는 긍정적인 영향을 줄 수 있으나 계산에 소요되는 시간이 급격히 증가한다. 따라서 플라즈마 귀환제어와 관련된 연구에서는 가능한 한 숨겨진 층의 수를 줄이고 대신 학습의 수를 늘려주는 방법 등을 이용하여 정확한 계산결과를 얻어내는 것이 바람직하다. 본 연구 결과는 계산 시간을 줄이기 위해 숨겨진 층 한 개를 사용한 것이고, 최종적으로 훈련된 신경망 프로그램을 얻는 데에는 NeuralWare 사에서 만든 PC용 상용 프로그램인 Predict Standard를 사용하였다.

3. 해석 결과 및 논의

평형해석 코드에 의해 얻어진 245 세트의 데이터들에 의해 학습된 신경망을 시험한 결과를 표 1 에 요약하였다. 여기서 표준편차(Standard deviation)는 실제값과 계산값과의 차에 대한 제곱 평균을 나타내고, RMS error(%)는 오차 백분율을 제곱 평균한 값이다. 또한 각 파라메타들에 대한 예측 결과를 그림 4에 보였다. 그래프에서 x 좌표축은 실제 입력된 값을 y 좌표축은 신경망에 의해 계산된 값을 나타내고 있으며, 신경망에 의한 계산 결과가 정확할수록 데이터들이 대각선에 가까이 분포하여 직선을 형성하게 될 것이다.

플라즈마 형상과 관련된 주반경, 부반경, 타원도, 삼각도들에 대해서는 비교적 정확한 예측을 하고 있으나 계산결과가 양쪽 끝에서 특히 오차가 심해지고 있는 것은 리미터, 싱글 널 그리고 더블

널 플라즈마를 모두 같이 포함하여 데이터 베이스를 만들었기 때문에 판단된다. 이 오차는 토카막 운전 모드 별로 플라즈마를 구분하여 데이터 베이스를 구성하고, 이것을 이용하여 운전 모드 별로 계산 결과를 얻어내면 더 정확한 결과들을 얻을 수 있을 것이다. 플라즈마 형상과 관련된 상수들에 비해 플라즈마 내부 인덕턴스 및 폴로이달 베타들에 대한 예측의 정확도는 떨어진다. 이러한 오차도 운전 모드를 구분하여 계산하고, 더 많은 데이터 베이스를 이용하여 학습을 시키면 어느 정도 개선될 것이지만, 평형 데이터 베이스를 만드는데 사용되는 코드의 계산 결과의 특성 때문에 큰 개선이 어려울 수도 있다. 이는 장치가 완성된 후 실제 토카막 운전에서 얻어진 데이터 들에 의해 학습이 수행되면 실험에서 사용할 수 있는 더욱 더 정확한 계산 결과를 얻을 수 있을 것이다.

본 연구에서는 플라즈마 전류를 500 kA로 고정하고, 플라즈마가 상하 대칭이라는 가정에서 데이터 베이스를 구성하였다. 앞으로 플라즈마의 수직위치 뿐만 아니라 플라즈마 방전 초기부터 해석이 되기 위해서는 플라즈마 전류의 변화도 고려되어야 한다. 이들이 새롭게 포함되더라도 데이터 베이스를 확장시키면 큰 차이가 없는 결과들을 얻을 수 있을 것이다. 또한 널 포인트(null point)의 위치를 제어하는 경우에 대비하여 널 포인트의 좌표도 데이터 베이스에 포함시킬 수 있다. 그러나 널 포인트 주변의 자장 값이 영에 가깝기 때문에 이것을 정확하게 계산해 내는 데는 어려움이 따를 것으로 예상된다. 이를 위해서는 자장탐침들을 가능한 한 널 포인트에 접근시키고, 특히 널 포인트의 이동과 관련한 데이터를 많이 확보하여야 할 것이다.

4. 결론 및 앞으로의 연구방향

신경망에 의해 플라즈마 평형 관련 상수들을 계산해 봄으로써 토카막 귀환제어계에서 신경망을 이용할 수 있는 가능성을 평가하였다. 신경망이 귀환제어에 사용되기 위해서는 계산 결과의 정확성 뿐만 아니라 계산 속도면 에서도 빠른 특성이 요구되는데, 이러한 관점에서 볼 때 특히 플라즈마의 비원형도가 큰 토카막에서 신경망에 의한 접근은 매우 적절하다고 판단된다.

앞으로 실제 토카막 귀환제어계에 사용될 수 있는 정확도를 갖추기 해서는 더 많은 데이터 베이스를 갖추고 몇 가지 운전 모드를 그룹별로 해석하려는 시도가 필요하고, 빠른 특성을 얻기 위해서는 신경망의 하드웨어적인 실현을 위한 작업과 더불어 자장탐침의 수를 최적화 시키는 작업등이 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] D.K. Lee, Y.-K.M. Peng, J. Plasma Phys., 25 (1981) 161
- [2] Kwang Won Lee, et al., J. Korean Nucl. Soci., 25 (1993) 136
- [3] M. Matsukawa, et al., Fusion Technol., 21 (1992) 1624
- [4] B.J. Braams, W. Jilge, K. Lackner, Nucl. Fusion 26 (1986) 699
- [5] E. Coccoresse, C. Morabito, R. Martone, Nucl. Fusion 34 (1994) 1349
- [6] 인 상렬 외, "토카막 장치기술 개발", KAERI/RR-1536/94 (1994)
- [7] F. Hofmann, Comput. Phys. Commun., 48 (1988) 207

표 1 신경망에 의한 KT-2 토카막 플라즈마의 평형해석결과 요약

Output quantity	Input range	Output range	Standard deviation	RMS error(%)	Maximum error
Major radius(m)	1.4 - 1.54	1.41 - 1.53	0.0053	0.36	0.022
Minor radius(m)	0.21 - 0.31	0.21 - 0.30	0.0049	1.81	0.011
Elongation	0.93 - 1.89	0.97 - 1.74	0.0449	2.99	0.161
Triangularity	0.09 - 0.74	0.10 - 0.62	0.0457	10.3	0.207
Poloidal beta	0.36 - 1.84	0.39 - 1.76	0.0841	9.06	0.356
Internal inductance	0.79 - 1.71	0.81 - 1.37	0.0652	5.04	0.343

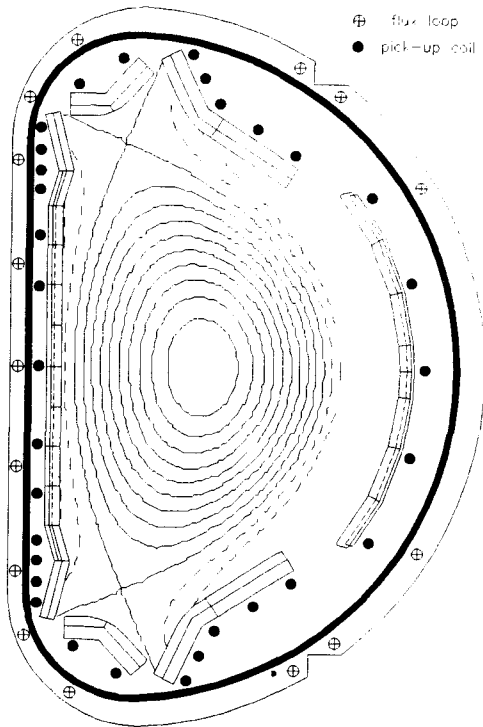


그림 1 자장탐침 및 자속루프의 배치도

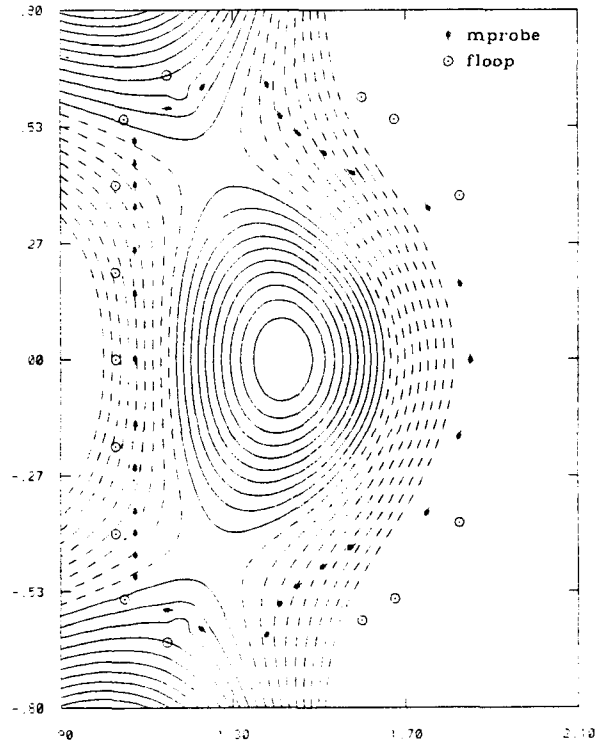


그림 2 KT-2 토카막의 평형 플라즈마

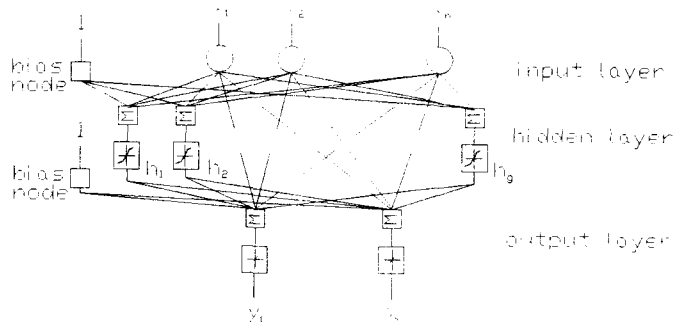


그림 3 계층형모델의 블록도

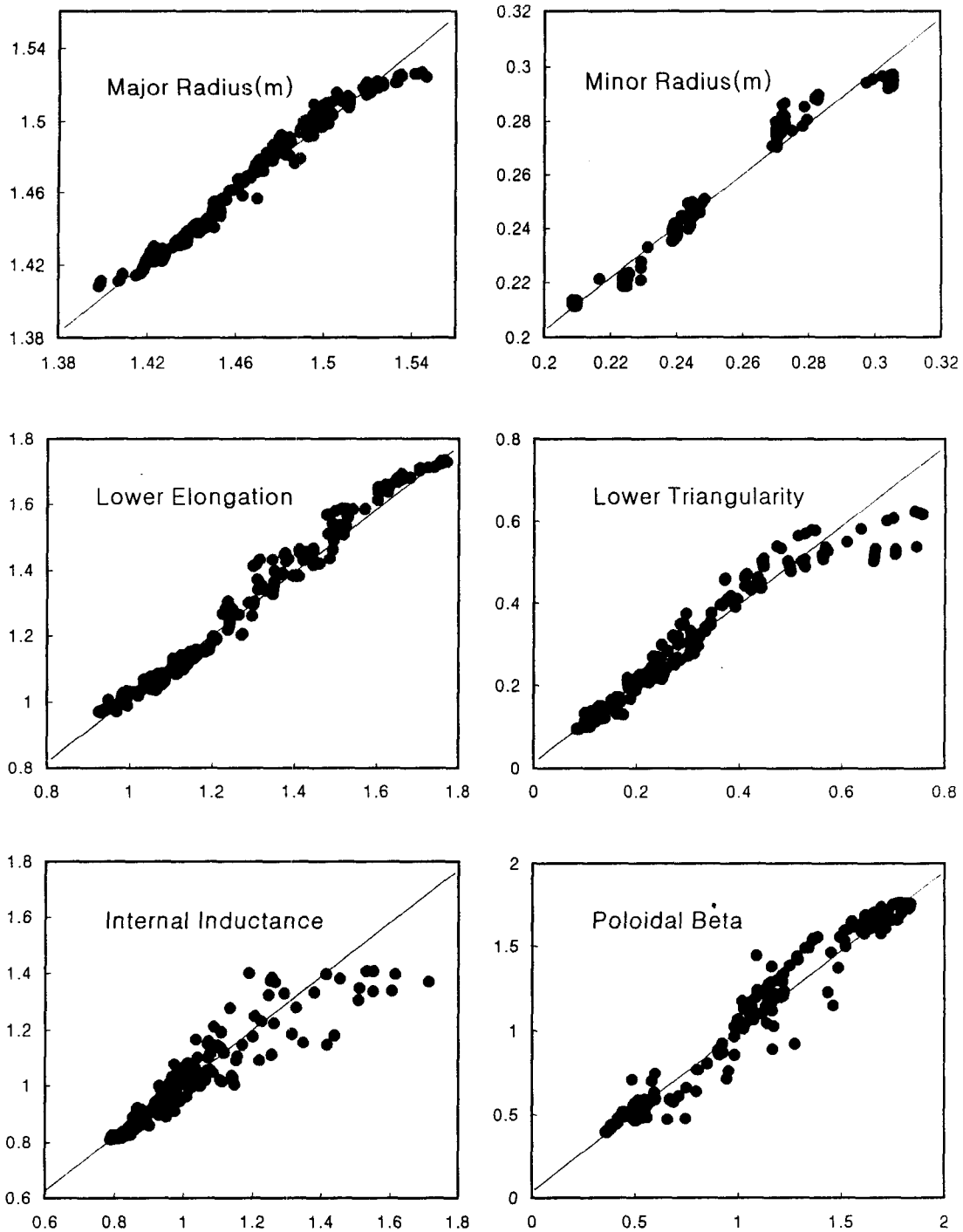


그림 4 KT-2 플라즈마로 학습된 신경망에 의해 예측된 각 파라메타들의 분포도