

## &lt; 논문 &gt;

**신경회로망 기법을 사용한 액체금속원자로 봉다발의 형상최적화**라자 와심<sup>†</sup> · 김 광 용\*

(2007년 2월 21일 접수, 2007년 7월 9일 심사완료)

**Shape Optimization of LMR Fuel Assembly  
Using Radial Basis Neural Network Technique**

Wasim Raza and Kwang-Yong Kim

**Key Words :** Liquid Metal Reactor(액체금속로), Wire Spacer(와이어 지지장치), Shape Optimization(형상최적화), Neural Network(신경회로망), Reynolds-Averaged Navier-Stokes Equations(레이놀즈평균 나비어-스톡스 방정식)

**Abstract**

In this work, shape optimization of a wire-wrapped fuel assembly in a liquid metal reactor has been carried out by combining a three-dimensional Reynolds-averaged Navier-Stokes analysis with the radial basis neural network method, a well known surrogate modeling technique for optimization. Sequential Quadratic Programming is used to search the optimal point from the constructed surrogate. Two geometric design variables are selected for the optimization and design space is sampled using Latin Hypercube Sampling. The optimization problem has been defined as a maximization of the objective function, which is as a linear combination of heat transfer and friction loss related terms with a weighing factor. The objective function value is more sensitive to the ratio of the wire spacer diameter to the fuel rod diameter than to the ratio of the wire wrap pitch to the fuel rod diameter. The optimal values of the design variables are obtained by varying the weighting factor.

**기호설명**

$D$	: 연료봉 직경
$D_w$	: 와이어 지지장치 직경
$D_e$	: 봉다발의 동가직경
$F$	: 목적함수
$f$	: 마찰계수
$H$	: 와이어 지지장치의 주기
$k$	: 유체의 열전도도
$Nu$	: 국부 Nusselt 수
$P$	: 연료봉 중심간 거리

 $P_p(x, y, z)$  : 압력의 주기성분 $Pr$  : Prandtl 수 $P, \Delta p$  : 각각 압력과 다발내 압력강하 $q_o$  : 연료봉에서의 열유속 $Re$  : Reynolds 수 ( $= \bar{U} D_e / \nu$ ) $T_p$  : 온도의 주기성분 $T$  : 국부평균온도 $T_w$  : 연료봉 표면온도 $\bar{U}$  : 평균축방향속도 $x, y, z$  : 직교 좌표들 $\delta_{ij}$  : Kronecker delta $\nu$  : 유체의 동점성계수 $P$  : 유체의 밀도 $\omega$  : 목적함수의 가중치<sup>†</sup> 책임저자, 인하대학교 대학원 기계공학과

\* 인하대학교 기계공학부

E-mail : kykim@inha.ac.kr

TEL : (032)872-3096 FAX : (032)868-1716

## 1. 서 론

와이어 지지장치(wire spacer)는 일반적으로 액체 금속을 냉각재로 사용하는 원자로인 액체금속로(LMR: liquid metal reactor)의 연료봉에 사용되어 왔으며, 연료봉 사이의 적절한 간격을 유지시키는 역할 외에도 유동을 교란하여 대류열전달을 촉진시키는 역할도 수행한다. 그러나, 이 지지장치는 불가피하게 압력의 손실을 유발하므로 설계최적화를 통해 봉다발의 냉각 성능을 향상시키기 위해서는 열전달의 증대와 압력강화의 억제가 동시에 고려되어야 한다.

최적화된 봉다발을 설계하기 위해서는 연료봉내의 열수력학적 현상에 대한 구체적인 정보를 얻어야 한다. 액체금속로 연료봉내의 유동장과 열전달의 해석을 위해 현재까지 많은 실험과 수치적 연구들이 수행되어 왔다. 이 중에서 가장 주목할 만한 것은 19 개 연료봉이 장착된 액체금속로 봉다발에 대한 ORNL (Oak Ridge National Laboratory)의 벤치마크 시험이다. 이 봉다발에 대해 Fontana<sup>(1)</sup>은 봉다발 벽면과 출구에서의 온도를 측정하였다. Engel 등<sup>(2)</sup>은 61 연료봉이 전기적으로 가열되는 액체금속증식로의 시험 모형에 대해 실험을 수행하였다. Roidt 등<sup>(3)</sup>은 217 펀의 액체금속로 봉다발 내부의 유동장에 대한 실험적 연구를 수행하였다. Fernandez 와 Carajilescov<sup>(4)</sup>는 7 펀의 액체금속로 봉다발에 대해 실험적으로 정압과 벽전단응력 분포를 측정하였다. Chun 과 Seo<sup>(5)</sup>는 19 펀 봉다발에서 마찰계수에 대한 기준 실험식의 성능을 평가하였다. 유사한 연구가 Choi 등<sup>(6)</sup>에 의해 271 펀 봉다발에 대해 수행되었다.

많은 수치적 연구들이 근사적 해석기법들을 이용해 수행되었다. 이 중 널리 사용되어 온 부수로 해석기법 (subchannel analysis method) 을 바탕으로 하는 열수력해석 코드로는 SABRE4,<sup>(7)</sup> SLTHEN<sup>(8)</sup> 및 MATRA-LMR<sup>(9)</sup> 등이 있다. 다공체모델(porous body model)로 불리우는 또 다른 해석방법은 Khan 등<sup>(10)</sup>에 의해 개발되었으며 액체금속로 봉다발 내의 온도분포를 예측하는데 사용되었다. 그러나, 최근 Ahmad 와 Kim<sup>(11)</sup>은 삼차원 RANS (Reynolds-averaged Navier-Stokes) 방정식을 이용한 정확한 해석을 통해 7 펀 액체금속로 봉다발내의 와이어 지지장치를 지나는 유동과 열전달을 해석하였다. 가압경수로에서 액체금속로의 와이어 지지장치와 유사한 기능을 수행하는 판형 지지격자의 혼합날개에 대해서는 Kim 과 Seo<sup>(12)</sup>가 삼차원 RANS 해석을 바탕으로 한 수치최적설계를 수행한 바 있다. 그러나, 와이어 지지장치를 포함하는 액체금속로의 봉다발에 대해서는 이러한 수치최적설계가 수행된 바 없다.

삼차원 RANS 해석과 수치최적화기법의 결합을

통한 열유체유동 관련 장치의 설계는 최근 컴퓨터 성능의 향상과 더불어 많은 관심을 모으고 있다. 그러나, 여전히 높은 계산비용과 과다한 계산시간으로 인해 이러한 기법의 적용은 제한되고 있는 것이 사실이다. 이 최적화기법의 실용화를 위해서는 계산시간을 최소화할 수 있는 기법의 개발이 매우 중요하다. 여러가지 최적화기법이 제안되고 있으나 이 중 신경회로망기법(neural network technique)을 사용한 최적화기법은 여러가지 면에서 장점을 가지고 있다고 알려져 있다. Papila 등<sup>(13)</sup>은 RBNN(radial basis neural network) 모델을 초음속 터빈의 형상최적화에 적용하였으며, Vaidyanathan 등<sup>(14)</sup>은 신경회로망기법과 반응면기법을 로켓 엔진 부품의 최적 설계에 사용한 바 있다.

본 연구에서는 와이어 지지장치를 포함하는 7 펀의 액체금속로 봉다발의 최적설계를 삼차원 RANS 해석과 RBNN 기법을 사용해 수행하였다. 목적함수는 열전달과 압력강화에 관련되는 항들로 구성하였다. 두 개의 설계변수가 선택되었으며 설계점들은 Latin Hypercube Sampling(LHS)<sup>(15)</sup>에 의해 결정되었다.

## 2. 수치해석 방법

수치해석은 주기경계조건을 사용하여 와이어 지지장치의 한 개 주기에 대해 수행되었다. 주기조건을 적용하기 위해 유동방향 운동량방정식과 에너지방정식의 생성항은 각각 압력의 점진적 감소와 온도의 점진적 증가를 고려해 주기 위해 수정되었다. 이와 같이 변환된 삼차원 정상상태 비압축성 유동에 대한 연속방정식, 운동량 방정식 및 에너지 방정식은 다음과 같다.

$$\frac{\partial U_i}{\partial x_i} = 0 \quad (1)$$

$$U_j \frac{\partial U_i}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ \nu \frac{\partial U_i}{\partial x_j} \right] - \frac{1}{\rho} \frac{\partial P_p}{\partial x_i} + \beta \delta_{ij} / \rho \quad (2)$$

$$\frac{\partial}{\partial x_i} (\rho c U_j T_p) = \frac{\partial}{\partial x_j} \left[ K \frac{\partial T_p}{\partial x_j} \right] - \rho c \gamma U_j \delta_{ij} \quad (3)$$

여기서  $P_p(x, y, z)$  와  $T_p(x, y, z)$  는 유동 방향

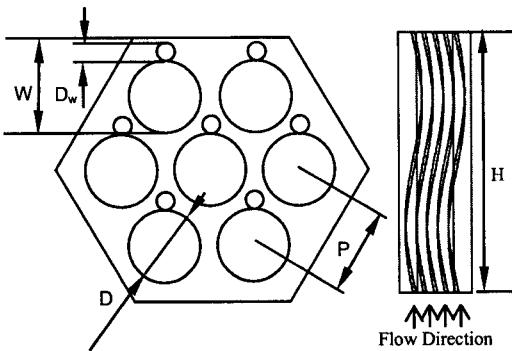


Fig. 1 Design variables and computational domain

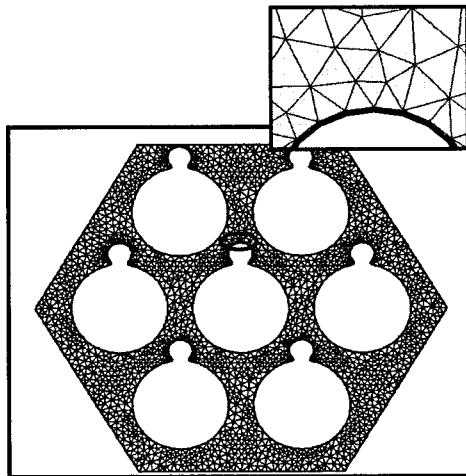


Fig. 2 Mesh structure on periodic surface

(2)으로 주기조건을 적용하기 위해 각각 다음과 같이 변환된 압력과 온도이다.

$$P(x, y, z) = -\beta z + P_p(x, y, z) \quad (4)$$

$$T(x, y, z) = \gamma z + T_p(x, y, z) \quad (5)$$

$\beta$ 는 유동방향의 압력구배이고,  $\gamma$ 는 온도상승률이다.

Fig. 1에 나타난 계산영역은 와이어 지지장치의 한 개 주기(pitch) 만으로 구성된다. 이 와이어 지지장치는 연료봉을 반시계방향으로 그림과 같이 감고 있다.

비정렬격자를 사용하는 상용 전산유체역학(CFD) 코드인 ANSYS CFX 5.7<sup>(16)</sup>이 본 연구의 유동해석을 위해 사용되었다. 계산격자의 예가 Fig. 2에 나타나 있다. 난류모델로는 Shear Stress Transport

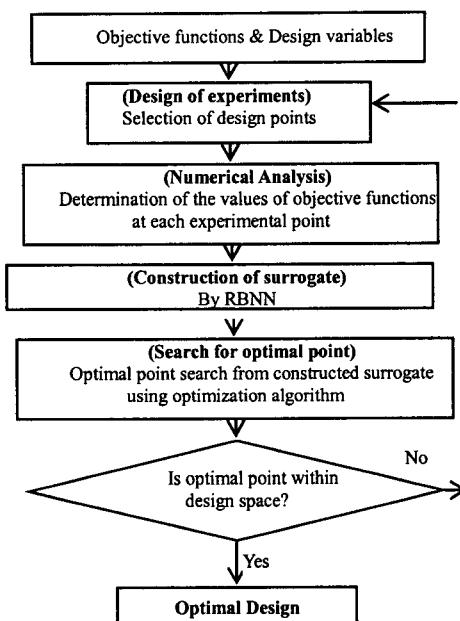


Fig. 3 Optimization procedure

(SST) 모델<sup>(17)</sup>이 사용되었다. 이 모델은 널리 알려진  $k-\epsilon$  모델과  $k-\omega$  모델을 결합한 모델로서 특히 역압력구배하에서 박리현상을 예측하는데 있어 다른 2-방정식 난류모델들에 비해 우수한 성능을 나타낸다고 Bardina 등<sup>(18)</sup>이 보고한 바 있다. 벽에 접한 첫 번째 격자점의  $y^+$  값의 최대치를 0.9로 유지함으로써 저레이놀즈수  $k-\omega$  모델이 벽근처 영역에 적용될 수 있도록 하였다.

계산영역의 입구와 출구에서는 주기경계조건이 적용되었다. 연료봉의 벽면에서는 일정열유속 조건이 적용되었다. 액체 소듐(Na)이 냉각재로 사용되었으며 평균축방향 속도와 수력직경으로 계산한 레이놀즈수는 60,000이다.

### 3. 최적화기법

Fig. 3에 최적화 과정이 제시되었다. 우선 목적함수와 설계변수들이 선택되고 설계영역이 결정된다. 실험계획법(DOE: design of experiment)으로 적절한 설계점들이 선택되고 이 점들에서 목적함수가 계산된다. 이 자료들을 바탕으로 최종적으로 RBNN 모델이 구성되면 최적점은 검색기법을 통해 구해진다. 다음 절들에서 각각의 과정을 보다 자세히 설명한다.

#### 3.1 목적함수와 설계변수

목적함수는 열전달 관련항( $F_N$ )과 압력손실의 역에 해당되는 항( $F_f$ )을 가중치  $\omega$ 를 이용하여 결

합한 다음과 같은 형태로 정의된다.

$$F = F_N + \omega F_f \quad (6)$$

여기서 가중치는 시스템전체의 경제성을 고려해 설계자가 결정해야 할 인자이다. 본 연구에서는 이 가중치는 1로 가정되었다.

목적함수의 열전달 관련 항은 다음과 같이 정의된다.

$$F_N = Nu_a \quad (7)$$

여기서

$$Nu_a = \frac{\int_A \frac{Nu}{Nu_s} dA}{A} \quad (8)$$

$$Nu = \frac{q_0 D_e}{k(T_w - T)} \quad (9)$$

$$Nu_s = 4.82 + 0.0185 Re^{0.827} Pr^{0.827} \quad (10)$$

$Nu$ 는 국지 Nusselt 수이다.  $Nu_s$ 는 액체금속에 대해 일정열유속조건에서 원형관내의 완전발달된 난류유동의 실험식<sup>(19)</sup>으로부터 구해진다. 위의 적분은 가열벽면에 대해 수행된다.

압력손실 관련항은 다음과 같이 정의된다.

$$F_f = 1/F_{friction} \quad (11)$$

$$F_{friction} = \left( \frac{f}{f_0} \right)^{1/3} \quad (12)$$

여기서

$$f = \frac{2\Delta p D_e}{\rho \bar{U}^2 P_i} \quad (13)$$

$$f_0 = 2(2.236 \ln Re - 4.639)^{-2} \quad (14)$$

$f_0$ 는 매끄러운 관 내 완전발달된 유동의 마찰계수로서 위와 같은 Petukhov 관계식<sup>(20)</sup>으로부터 구해지는 테이블에서  $10^4 < Re < 10^6$  범위에서 잘 맞도록 Karman-Nikuradse 관계식을 수정한 식이다.

Fig. 1에서 연료봉 간격 ( $P$ )은 연료봉 직경 ( $D$ )

Table 1 Design variables and ranges

Design variable	Lower bound	Upper bound
D <sub>w</sub> /D	0.16	0.31
H/D	8.0	24.0

Table 2 LHS design points

No.	D <sub>w</sub> /D	H/D
1	0.243	15.111
2	0.293	16.889
3	0.210	8.000
4	0.310	11.555
5	0.193	13.333
6	0.260	9.778
7	0.160	24.000
8	0.227	20.444
9	0.177	18.667
10	0.277	22.222

과 와이어 지지장치 직경 ( $D_w$ ) 및 상수  $c_o$ 의 합이다. 그리고, 연료봉 간격  $P$ 와 연료봉과 봉다발 벽면 사이의 거리  $W$ 는 같다고 가정한다. 이러한 가정하에서 두 개의 무차원 변수, 즉 연료봉 직경에 대한 와이어 지지장치 직경의 비 ( $D_w/D$ )와 연료봉 직경에 대한 축방향 길이의 비 ( $H/D$ )가 설계변수로 선택된다. 이 설계변수들에 대한 설계영역이 Table 1에 주어져 있다.

### 3.2 실험계획법

RBNN과 같은 대리 모델(surrogate model)을 구성하기 위해서는 설계공간 내에서 실험점 혹은 설계점을 설정할 필요가 있다. 이 점들을 얻기 위해 실험계획법 (DOE)이 사용되는 데 본 연구에서는 실험계획법으로 Latin Hypercube Sampling (LHS)<sup>(15)</sup>을 사용하였다. 이 기법은  $m \times n$ 의 행렬을 구성하는데 여기서  $m$ 은 각 변수에 대한 레벨의 수(샘플의 수)이고  $n$ 은 설계변수의 수이다. 1부터  $m$ 까지의 레벨을 포함하는 행렬의  $n$ 개 열 각각은 Latin Hypercube를 구성하기 위해 임의로 짹 짹 지어진다. 결국, 설계공간의 모든 부분을 대표하는 설계점들이 이 과정을 통해 얻어진다. 본 연구에서 두 개의 설계변수에 대해 선택된 10개의 설계점들이 Table 2에 나타나 있다.

### 3.3 RBNN (Radial basis neural network)

신경회로망의 기본개념은 경험으로부터 배우고 기존 자료로부터 예측하는 인간의 기능을 모사하는 것이다. 신경회로망의 기본 요소는 뉴런

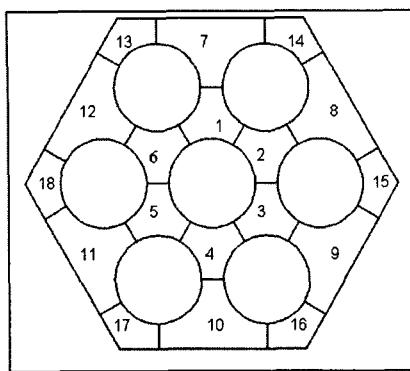


Fig. 4 Subchannels of the fuel assembly

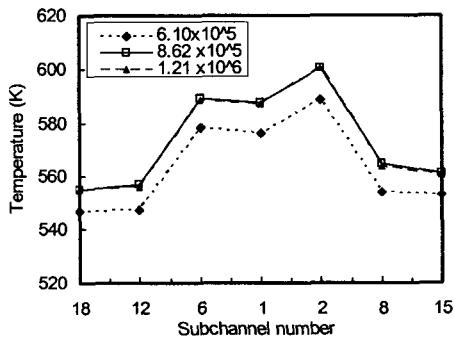


Fig. 5 Grid dependency test

(neuron)인데, 각 뉴런의 출력은 여기에 저장되었거나 도착하는 국부적인 정보에만 의존한다. 망의 예측능력은 가중치들에 의해 반영된다. 망의 훈련은 데이터를 통한 반복에 의해 수행된다.

RBNN (Radial basis neural networks)은 radial basis transfer function과 선형 출력으로 구성되는 두 겹의 망이다. 본 연구에서는 신경회로망을 MATLAB<sup>(21)</sup>의 함수 *newrb*을 사용하여 구성하였다. 여기서 전달함수는 다음과 같이 주어진다.

$$a = \text{radbas}(\|\mathbf{w} - \mathbf{p}\|) b \quad (15)$$

여기서  $\mathbf{b}$ 는 바이어스(bias)이고  $\mathbf{w}$ 는 뉴런 가중치 벡터,  $\mathbf{p}$ 는 입력벡터이다. radial basis function, *radbas*는 다음과 같다.

$$\text{radbas}(n) = e^{-n^2} \quad (16)$$

이 방법을 이용할 경우의 가장 큰 장점은 함수

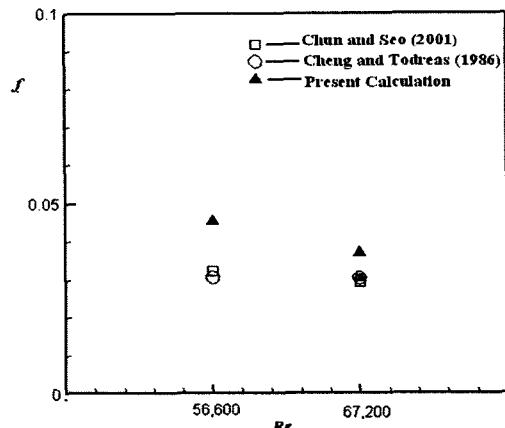


Fig. 6 Validation of numerical results: friction factor variation with Reynolds number for a 19-pin wire-spacer fuel assembly (Ahmad and Kim [11])

의 선형성으로 인해 계산시간을 줄일 수 있다는 것이다. 이 함수에 대한 선형 모델  $f$ 는  $N$  개 기본 함수들의 선형결합으로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$f(x) = \sum_{j=i}^N w_j y_j \quad (17)$$

여기서  $w_j$ 는 가중치이고  $y_j$ 는 기본 함수이다. 기본함수를 선택하는 데는 여러 가지 방법이 있다. 만일 기본 함수와 다른 변수들이 훈련과정에서 고정된 값을 가지면 모델은 선형이다. 그러나, 기본 함수가 훈련과정에서 변한다면 비선형 모델이 된다. 학습과정은 다차원공간에서 훈련 데이터를 가장 잘 맞추는 곡면을 찾는 과정과 동일하고, 이 곡면은 최적화의 기반이 되는 자료곡면이 된다.

SQP (Sequential quadratic programming) (MATLAB<sup>(21)</sup>)의 함수 *fmincon*이 자료곡면 상에서 최적점을 찾기 위한 방법으로 사용되었다.

#### 4. 결과 및 검토

수치해석에서 격자의존성이 없는 해를 얻기 위해 격자의존성 시험을 수행하였다. 봉다발의 냉각재 유로는 Fig. 4 와 같이 여러 부수로로 분할되었고, 각 부수로에 대해 번호가 부여되었다. Fig. 5에 나타난 결과를 바탕으로  $8.62 \times 10^5$ 를 최적의 격자 수로 결정하였다. 본 연구에서 사용한 해석방법은 Ahmad 와 Kim<sup>(11)</sup>이 사용한 방법과 동일하다. 이들

Table 3 Result of Optimization for  $\omega=1.0$ 

Shape	Design Variables		Objective Function			$F_{RBNN}$	$F_{RBNN} - F_{RANS}$
	$D_w/D$	$H/D$	$F_N$	$F_f$	$F_{RANS}$		
Reference	0.16	16.0	0.452	0.542	0.994		
Optimum	0.253	13.4	0.937	0.465	1.402	1.468	0.066

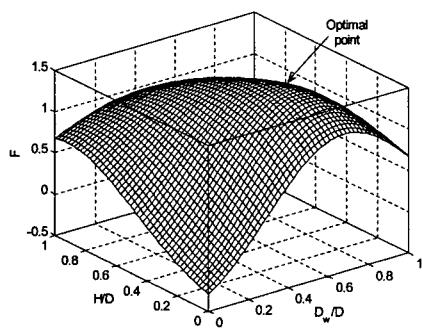


Fig. 7 Three-dimensional plot of RBNN model

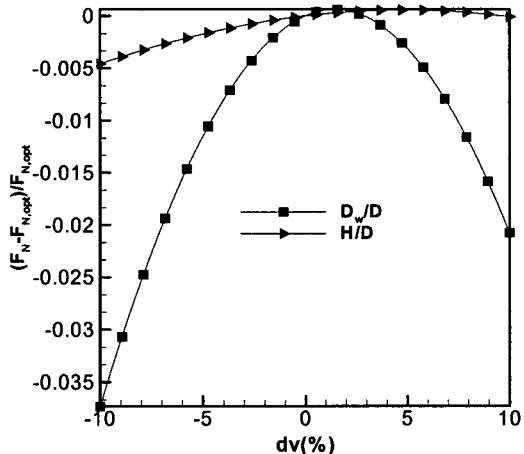
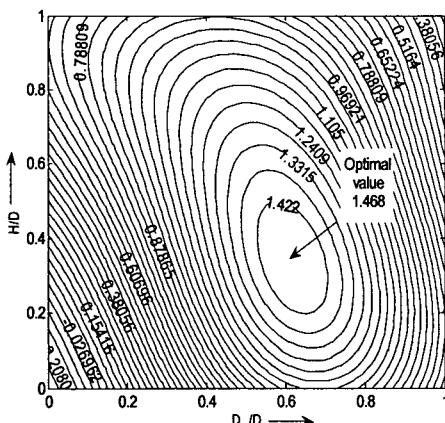
Fig. 9 Sensitivity analysis of  $F_N$  for optimal shape ( $\omega=1.0$ )

Fig. 8 Contour plot of RBNN

은 19 핀 봉다발에 대해 수치해석결과를 실험치와 비교하여 검증하였는데 이 결과가 Fig. 6에 나타나 있다. 마찰계수에 관해 실험치와 계산치의 상대적 차이는 레이놀즈수 67,200에서 20% 보다 작게 나타났다. 이 차이가 작지는 않지만 봉다발 부수로의 복잡한 구조를 고려한다면 받아들일 만한 결과이다.

Table 3은 가중치  $\omega=1.0$ 을 사용할 경우의 최적 설계 결과이다. 표에 나타난 기준 봉다발 형상은

설계공간 내에서 임의로 선택한 것이다. 표에는 최적점에서 RBNN에 의해 예측된 목적함수 값과 RANS 해석에 의해 계산된 목적함수 값( $F_{RANS}$ )이 비교되어 있다. 기준형상에 비해 압력손실은 미소하게 증가하였으나 열전달 성능은 눈에 띠게 향상되었음을 알 수 있다. RBNN은 최적점에서의 목적함수 값을 RANS 해석 결과와 비교하여 4.71%의 상대오차로 예측하고 있다. RBNN의 삼차원 곡면이 Fig. 7에 나타나 있다. 바닥면의 좌표,  $D_w/D$ 와  $H/D$ 는 (0, 1) 사이에서 무차원화된 설계변수를 나타낸다. 최적점이 점 (0.619, 0.335)에 위치하고 있음을 알 수 있다. Fig. 8는 설계점을 다른 방법으로 표시한 것이다. 이 결과로부터 RBNN이 기준형상에 비해 목적함수를 명백히 향상시킨 최적형상을 제시함을 알 수 있다.

Fig. 9과 10은 각각 목적함수의 성분들에 대한 민감도 해석결과를 보여준다. 여기서 각 설계변수의 변화를 나타내는  $dv$ 는  $\pm 10\%$  범위 내에서 변하며, 하첨자 opt는  $\omega=1.0$ 에서의 최적치를 나타낸다. 민감도 해석결과로부터 열전달과 관계된 목적함수 항인  $F_N$ 은  $H/D$ 에 의해  $D_w/D$ 에 훨씬 더 민감한 반면 압력손실과 관련된 목적함수 항인  $F_f$ 는 이 두 변수에 거의 비슷한 민감도를 보인다. 이

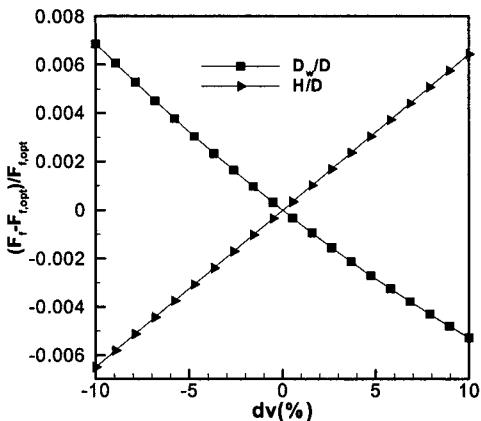


Fig. 10 Sensitivity analysis of  $F_f$  for optimal shape ( $\omega=1.0$ )

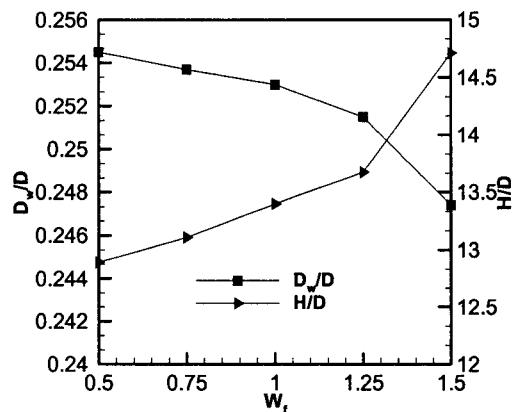


Fig. 12 Variation of optimal design with weighting factor

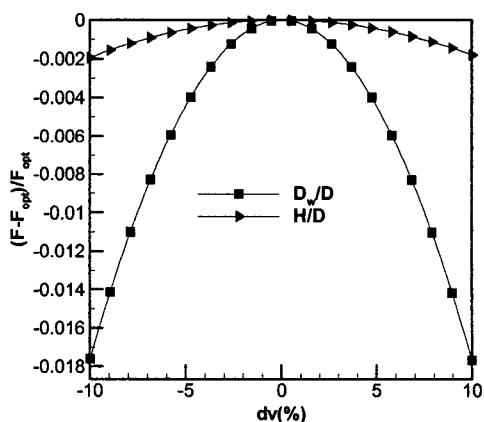
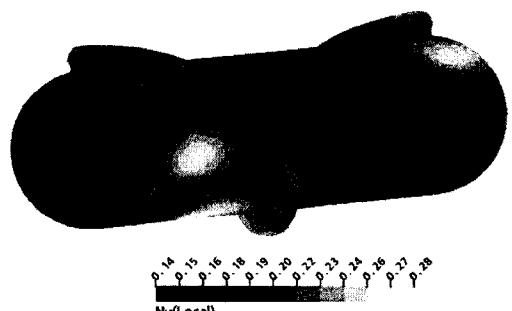


Fig. 11 Sensitivity analysis of  $F$  for optimal shape ( $\omega=1.0$ )

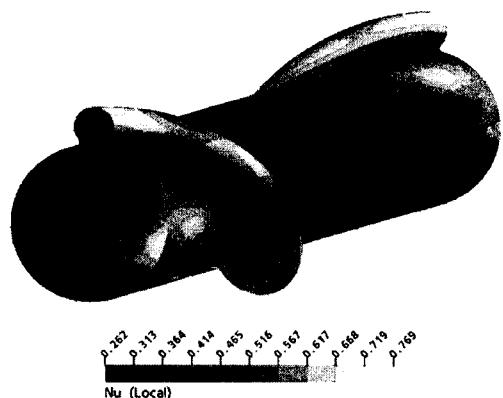
두 항으로 구성되는 목적함수에 대한 민감도 분석 결과는 Fig. 11에 나타나 있다. 목적함수의 민감도는 Fig. 9에 나타난 열전달 관계항의 민감도와 유사하다.

가중치의 변화에 따른 설계변수의 최적값들이 Fig. 12에 표시되어 있다. 가중치가 증가하면, 즉 설계자가 압력손실의 감소에 더 비중을 두면  $H/D$ 는 증가하는 반면  $D_w/D$ 는 감소한다. Fernandez 와 Carajilescov<sup>(22)</sup>에 의해 제시된 바와 같이  $H/D$ 의 증가에 따라 압력손실은 감소하기 때문에  $H/D$ 의 최적치는 가중치의 증가에 따라 증가하게 된다.  $D_w/D$ 의 최적치는 가중치가 증가하면 감소하는데 이는 와이어 지지장치의 직경이 감소되면 압력손실이 감소하기 때문이다.

Fig. 13은 봉다발의 중심에 위치한 연료봉의 표면에서 Nusselt 수 분포를 보여준다. 그림에 표시



(a) Reference shape



(b) Optimal shape

Fig. 13 Nusselt number contours on reference and optimal fuel rods

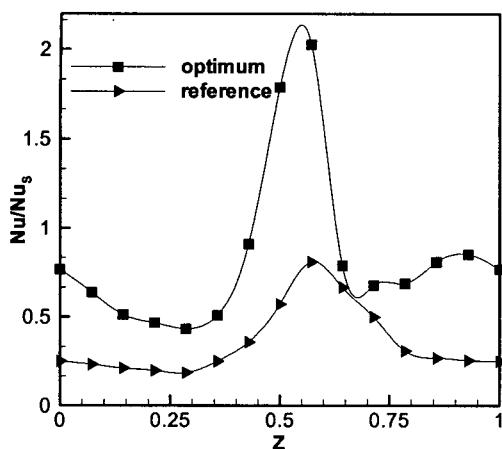
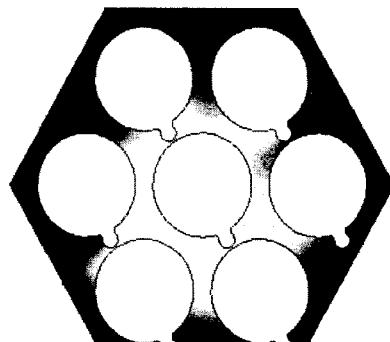


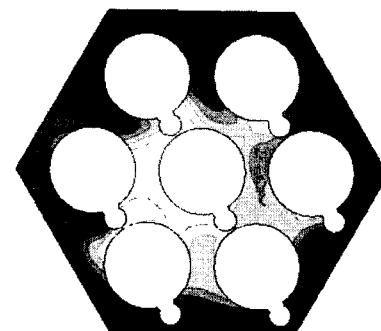
Fig. 14 Local Nusselt number variation in subchannel 1 of the optimal and the reference fuel assemblies along the axial direction

된  $\text{Nu}$ 는  $\text{Nu}/\text{Nu}_s$ 의 국부적인 값을 나타낸다. 유동의 방향은 좌측에서 우측으로 향한다. 최적형상과 기준형상 모두에서 열전달은 와이어가 연료봉 사이의 공간을 막는 위치에서 감소함을 알 수 있다. 유동의 박리가 인접한 와이어에 의해 생성되는 와동에 의해 발생하고 있다. 열전달률은 박리유선의 재부착 위치에서 최대가 된다. Fig. 14은 부수로 1에서 국부적인 Nusselt 수의 축방향 분포를 기준치와 최적치에 대해 비교하고 있다. 여기서 축방향 거리  $Z$ 는  $(0, 1)$  영역에서 무차원화되었다. 두 경우 모두  $Z=0.57$  근처에서 최고치를 갖는다. 최적화로 인해 기준형상에 비해 눈에 띠게 향상된 Nusselt 수의 수준을 확인할 수 있다. 열전달 성능이 전반적으로 향상된 이유는 최적 봉다발에서의 유로막힘률(blockage ratio)이 크기 때문이다. 이 유로막힘률은 축방향으로 투영한 전체 부수로의 면적에 대한 와이어 지지장치의 투영면적 비로 정의된다. 최적 봉다발의 유로막힘률은 기준형상에 비해 약 69% 정도 큰 값을 가진다. Kim 과 Seo<sup>(12)</sup>가 가압경수로의 지지격자에 대한 연구에서 높은 유로막힘률이 난류강도를 높이고 이로 인해 열전달이 증진된다고 밝힌 바 있고, 유사한 결과가 Ahmad 와 Kim<sup>(11)</sup>에 의해서도 얻어진 바 있다.

Fig. 15 는 각각 기준형상과 최적형상에서 최대 열전달이 발생하는 위치에서의 봉다발 단면내 온도장을 보여주고 있다. 중심 연료봉을 둘러싸는 부수로들에서 기대한 대로 높은 온도가 나타나고 있다. 이 두 봉다발의 온도장에서 몇 가지 분명한 차이가 발견된다. 기준 봉다발의 전반적인 온도 수준이 최적 봉다발에 비해 훨씬 높은데 이는 기준 봉다발의 낮은 열전달성능에 기인한다.



(a) Reference



(b) Optimum

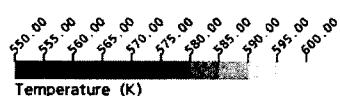


Fig. 15 Temperature contours on the plane normal to flow direction at  $Z=0.57$

## 5. 결 론

와이어 지지장치를 사용하는 액체금속로의 봉다발을 삼차원 RANS 해석과 RBNN 신경회로망 기법을 사용하여 최적화하였다. 두 가지 변수, 즉 연료봉직경에 대한 와이어 지지장치의 직경비와 연료봉직경에 대한 연료봉의 축방향 길이비가 설계 변수로 선택되었다. 목적함수는 열전달과 압력손실에 관련되는 두 항의 가중치를 사용한 선형결합으로 정의되었다. 목적함수 값은 연료봉직경에 대한 연료봉의 축방향 길이비 보다 연료봉직경에 대한 와이어 지지장치의 직경비에 더 민감한 경향을 보였다. 가중치의 변화에 따른 최적 설계변수

값들이 얻어졌는데, 가중치가 증가하면, 즉 압력손실의 감소가 더 중요시 될 경우, 연료봉직경에 대한 연료봉의 축방향 길이비의 최적치는 증가하고 연료봉직경에 대한 와이어 지지장치 직경비의 최적치는 감소한다. RBNN 을 활용한 최적화기법의 적용으로 액체금속로의 봉다발 형상을 효과적으로 최적화 할 수 있었다.

## 후기

이 연구는 한국과학재단 원자력연구기반확충사업 미래연구(핵심기초연구)과제 2006-01397 에 의해 수행되었음을 밝힌다. 아울러, 본 연구를 위해 귀중한 자료를 제공해 주고 조언을 해 준 원자력 연구소의 최석기 박사께 감사 드린다.

## 참고문헌

- (1) Fontana, M.H., 1973, "Temperature Distribution in the Duct Wall and at the exit of a 19-rod Simulated LMFBR Fuel Assembly (FFM-2A)," ORNL-4852, Oak Ridge National Laboratory.
- (2) Engel, F.C., Minushkin, B., Atkins, R.J. and Markley, R.A., 1980, "Characterization of Heat Transfer and Temperature Distribution in an Electrically Heated Model of an LMFBR Blanket Assembly," *Nucl. Eng. Des.* 62, 335~347.
- (3) Roidt, R.M., Carelli, M.D. and Markley, R.A., 1980, "Experimental Investigations of the Hydraulic Field in Wire-Wrapped LMFBR Core Assemblies," *Nucl. Eng. Des.* 62, 295~321.
- (4) Fernandez, E. F. and Carajilescov, P., 2000, "Static Pressure and Wall Shear Stress Distributions in Air Flow in a Seven Wire-Wrapped Rod Bundle," *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences*, 22, doi: 10.1590/S0100-73862000000200012
- (5) Chun, M.H. and Seo, K.W., 2001, "An Experimental Study and Assessment of Existing Friction Factor Correlations For Wire-Wrapped Fuel Assemblies," *Annals of Nuclear Energy*, 28, 1683~1695.
- (6) Choi, S.K., Choi, K., Nam, H.Y., Choi, J.H. and Choi, H.K., 2003, "Measurement of Pressure Drop in a Full-Scale Fuel Assembly of a Liquid Metal Reactor," *Journal of Pressure Vessel Technology*. 125, 233~238.
- (7) Macdougall, J.D. and Lillington, J.N., 1984, "The SABRE Code for Fuel Rod Cluster Thermohydraulics," *Nucl. Eng. Des.* 82, 91~407.
- (8) Yang, W. S., 1997, An LMR Core Thermal-Hydraulics Code Based on the ENERGY Model. *J. of Korean Nuclear Society*. 29, 406.
- (9) Kim, W.S., Kim, Y.G. and Kim, Y.J., 2002, "A Subchannels Analysis Code MATRA-LMR for Wire Wrapped LMR Subassembly," *Annals of Nuclear Energy*. 29, 303~321.
- (10) Khan, E.U., Rohsenow, W.M., Sonin, A.A. and Todreas, N.E., 1975, "A Porous Body Model for Predicting Temperature Distribution in Wire-Wrapped Fuel rod Assemblies," *Nucl. Eng. Des.* 35, 1~12.
- (11) Ahmad, I. and Kim, K.Y., 2006, Flow and Convective Heat Transfer Analysis Using RANS for a Wire-Wrapped Fuel Assembly, *Journal of Mechanical Science and Technology*. 20, 1514~1524.
- (12) Kim, K.Y. and Seo, J.W., 2005, "Numerical Optimization for The Design of A Spacer Grid with Mixing Vane in A Pressurized Water Reactor Fuel Assembly," *Nuclear Technology*, 149, 62~70.
- (13) Papila, N., Shyy, W., Griffin, L. W. and Dorney, D. J., "Shape Optimization of Supersonic Turbines Using Responses Surface and Neural Network Methods," *Journal of Propulsion and Power*, Vol. 18, No. 3, 2002, pp. 509~518.
- (14) Vaidyanathan, R., Papila, N., Shyy, W., Tucker, K. P., Griffin, L. W., Haftka, R. T. and Fitz-Coy, N., "Neural Network and Response Surface Methodology for Rocket Engine Component Optimization," 8<sup>th</sup> AIAA/USAF/NASA/ISSMO Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, Paper No. 2000-4480, Long Beach, CA, 2000.
- (15) McKay, M.D., Beckman, R.J. and Conover, W.J., 1979, "A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code," *Technometrics*. 21, 239~245.
- (16) CFX-5.7 Solver Theory, 2004. Ansys Inc.
- (17) Menter, F.R., 1994, "Two-equation Eddy-Viscosity Turbulence Models for Engineering Applications," *AIAA J.* 32, 1598~1605.
- (18) Bardina, J.E., Huang, P.G. and Coakley, T., 1997, "Turbulence Modeling Validation," *AIAA Paper* 97-2121.
- (19) Incropera, F.P. and Dewitt, D.P., 2002, "Heat and Mass Transfer (Fifth Edition)," John Wiley and Sons, Inc., p. 493.
- (20) Petukhov, B.S., 1970, "Advances in Heat Transfer," Vol. 6, Academic Press, New York, pp 503~504.
- (21) MATLAB®, The Language of Technical Computing, Release 14. The MathWorks Inc.
- (22) Fernandez, E. F. and Carajilescov, P., 1999, "Model for Subchannel Friction Factors and Flow Redistribution in Wire-Wrapped Rod Bundles," *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences*, 21, doi: 10.1590/S0100-73861999000400003