

딴플 유로의 열전달 증진을 위한 최적화모델 비교

신동윤 [†] · 김광용 ^{*} · 압두스 사마드 ^{**}

Evaluation of Optimization Models for a Dimpled Channel to Enhance Heat Transfer

Dong-Yoon Shin, and Kwang-Yong Kim, Abdus Samad

Key Words : Surrogate model(대리모델), Dimpled channel(딴플 채널), Heat transfer(열전달), Shape Optimization(형상최적화), Reynolds-Averaged Navier-Stokes Equations(레이놀즈평균 내비어-스톡스 방정식)

Abstract

Shape optimization of an internal cooling passage with staggered dimples on single surface is performed and performances of surrogates are evaluated in this paper. Optimizations are performed so that turbulent heat transfer can be enhanced compromising with pressure loss due to friction. The three-dimensional governing differential equations have been solved to find the overall Nusselt number and friction factor which are related to the objective functions of this problem. Three design variables were selected among the dimensionless geometric variables. Basic surrogate models such as second order polynomial response surface approximation (RSA), Kriging meta-modeling technique, radial basis neural network (RBNN), and derived press based averaged (PBA) surrogate model are constructed. The optimal points are searched from the above constructed surrogates by sequential quadratic programming (SQP). It is shown that use of multiple surrogates can increase the robustness in prediction of better design with minimum computational cost.

기호설명

d : 딴플의 깊이
 D : 딴플의 지름
 D_h : 수력직경
 f : 채널의 마찰계수
 F : 목적함수
 F_{opt} : 최적점의 목적함수
 $F_{surrogate}$: 대리모델의 목적함수
 F_{RANS} : RANS 해석을 통한 목적함수

H : 채널의 높이
 Nu : 국부 누셀트 수
 Pi : 딴플의 주기
 Δp : 압력강하
 q_0 : 열유속
 Re_H : 레이놀즈수(= $U_b H / \nu$)
 S : 주기방향 딴플사이의 거리
 U_b : 입구에서의 축방향 평균속도
 x, y, z : 방향 좌표계
 ω_i : 가중계수

1. 서론

터빈 블레이드의 내부 냉각유로에는 다양한 유동간섭물이 부착되어 열전달을 촉진시킨다. 열전달 성능을 향상시키기 위해 사용되는 리브(rib), 핀

[†] 인하대학교 대학원 기계공학과
E-mail : abdussamad77@yahoo.co.in
TEL : (032)860-7317 FAX : (032)868-1716

^{*} 인하대학교 기계공학과

^{**} 인하대학교 대학원 기계공학과

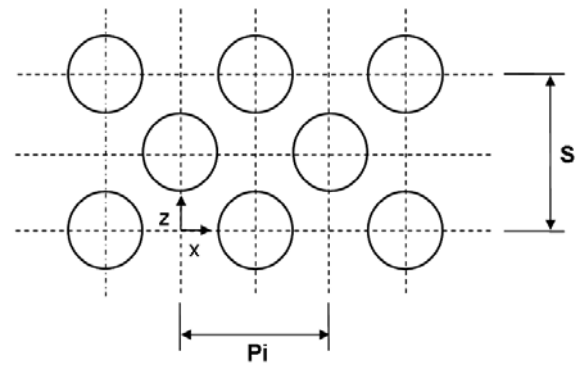
핀(pin fin), 딤플(dimple) 과 같은 유동간섭물은 열 경계층의 발달을 막고 난류운동에너지의 생성을 증가시켜 열전달 성능을 향상시킨다고 Ligriani 등⁽¹⁾은 기술하고 있다. 그러나 이러한 유동간섭물들은 압력손실의 증가도 가져오게 된다. 딤플이 부착된 면의 형상최적화를 통하여 열전달 증가와 마찰손실 감소사이의 절충이 이루어질 수 있다. Kim 과 Choi⁽²⁾는 In-line 배열을 가진 딤플 유로를 반응면기법을 사용한 형상최적화를 통하여 열전달 성능이 증가함을 보여주었다. 또한 Kim과 Kim⁽³⁾, Kim과 Lee⁽⁴⁾는 반응면기법을 통하여 리브가 부착된 채널의 형상최적화를 수행하였다.

Goel 등⁽⁵⁾는 RSA, KRG, RBNN 모델을 사용하여 가중평균(weighted average)된 대리모델(PBA)을 개발하였다. 이들은 이렇게 가중평균된 대리모델이 개별적인 대리모델 보다 더 신뢰할 수 있다고 보고하고 있다. Goel 등⁽⁶⁾은 극저온의 cavitation 모델에 이를 적용하였다. Samad 등⁽⁷⁾은 터보기계 블레이드 형상최적화에 대한 몇 가지 대리모델들의 성능을 평가한 바 있다.

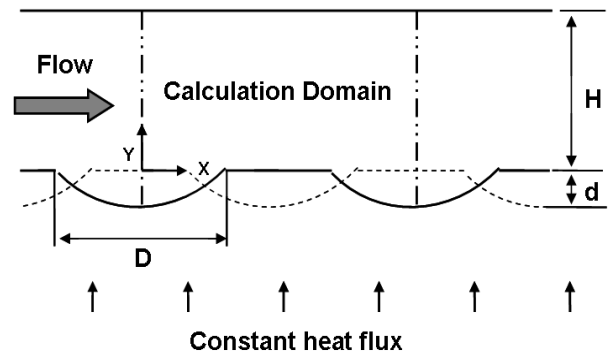
본 연구에서는 PBA 모델뿐만 아니라 RSA, RBNN, KRG 과 같은 여러 대리모델들의 성능을 딤플 채널의 열전달 최적화를 통해 평가하였다.

2. 수치해석방법

Fig. 1 과 같이 엇갈린 딤플이 부착된 채널이 최적화의 대상으로 선택되었다. 수력직경을 기준으로 유동의 레이놀즈 수는 45,000 이다. Fig. 1 과 같은 계산영역이 선택되었다. 본 연구에서는 유동 및 열전달 해석을 위하여 3 차원 RANS해석과 비정렬격자계를 채택하는 범용소프트웨어인 CFX 5.7⁽⁸⁾이 사용되었다. 주유동방향의 모멘텀과 에너지방정식의 생성항 수정이 주기조건에 따라 적절하게 이뤄졌으며, 이는 Kim과 Choi⁽²⁾에 의해 기술된 바와 같다. 난류 모델로는 자동 벽처리함수⁽⁹⁾를 채택한 SST모델이 사용되었으며 수치모델로는 Lai 와 So⁽¹⁰⁾가 채택한 난류 열유속 모델이 사용되었다. 주기조건은 주유동방향에 수직인 벽면에 사용하였으며 주유동방향의 벽면에는 대칭조건을 사용하였다. 벽근처에서 정확한 계산을 위하여 육면체와 사면체를 가진 비정렬격자계가 사용되었으며 Fig.1(b)에서와 같이 딤플이 부착된 표면에 일정한 열유속이 유입된다.



(a) Top view



(b) View at cutting plane P-P

Fig. 1 Geometry and design variables

3. 설계변수와 목적함수

Fig. 1 에 나타난 채널 유동에서 형상변수는 모두 5 개로 채널높이(H), 딤플의 지름(D), 딤플의 깊이(d), 딤플간의 거리(S), 딤플의 주기(Pi)이다. 따라서, 무차원 변수는 H/D , d/D , D/S 와 S/Pi 등 네 가지인데, 이 중 본 연구에서는 S/Pi 를 1.0 으로 고정시키고, 나머지 세 개의 변수를 설계변수로 사용하여 반응면을 구성하였다.

냉각시스템의 성능을 최대화하기 위하여 두 개의 목적함수, 즉 F_{Nu} 과 F_f 가 선택되었다. F_{Nu} 는 열전달 효과를 나타내는 항으로 평균 Nusselt 수의 역수로 정의 된다.

$$F_{Nu} = 1/Nu_a \quad (1)$$

여기서

$$Nu_a = \frac{\int_{A_d} Nu / Nu_0 dA}{A_d} \quad (2)$$

여기서 Nu 와 Nu_a 는 각각 국부와 평균 Nusselt수를 의미한다. 그리고 Nu_0 는 매끈한 원관 내에서 완전 발달된 난류유동에 의한 Nusselt수를 의미한다. 반면 압력손실에 관련된 목적함수는 다음과 같이 정의된다.

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

여기서 f_0 는 매끈한 관에서 완전 발달된 유동에 대한 마찰계수이며 f 는 다음과 같이 정의된다.

$$f = \frac{\Delta p D_h}{2\rho U_b^2 Pi} \quad (4)$$

Δp , D_h , ρ , U_b , Pi 는 각각 압력손실, 수력직경, 유체 밀도, 축방향 평균속도, 그리고 덤플간격을 의미한다. 최적화의 주요 목적은 두 목적함수인 F_{Nu} 과 F_f 를 최소화 시키는 것이다. 최적화방법을 대리 모델에 적용시키기 위하여 다목적함수의 최적화에 대한 가중합계접근법이 사용되었는데 이는 두 개의 목적함수의 문제를 한 개의 목적함수에 대한 문제로 바꾸어줄 수 있다.

4. 최적화기법

본 최적화 문제는 두 개의 목적함수, 즉 F_{Nu} 과 F_f 를 가지고 있기 때문에 다목적함수 최적화기법이 적용된다. 우선 설계변수를 선택한 후 시스템의 성능향상을 위한 설계영역을 결정한다. 실험계획법(DOE)을 사용하여 설계점들을 구한 후 이 설계점마다 계산을 통하여 목적함수를 구한다. 이 설계점에서의 목적함수의 최적화는 대리모델에 의해 수행된다.

4.1 다목적함수 최적화기법

목적함수의 가중합계기법⁽¹¹⁾은 다목적함수 문제를 단일 목적함수 문제로 만들어준다. 이 방법은 열전달문제⁽²⁻⁴⁾에서 많이 사용되고 있다. 본 연

구에서 F_{Nu} 과 F_f 는 가중치 w_f 를 가진 선형결합으로 이루어지는데 이는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F = F_{Nu} + w_f F_f \quad (5)$$

여기서, 가중치 w_f 는 일반적으로 설계자의 선택으로 결정되어진다.

4.2 대리모델해석

다음 단계는 변환된 단일 목적함수 문제를 사용하여 대리모델을 구성하고 이를 통하여 최적점을 찾는 것이다. RSA, KRG, RBNN, 그리고 가중평균 대리모델인 PBA 가 연구에 사용되었으며 아래에 자세하게 설명된다.

RSA기법⁽¹²⁾으로 2 차 다항식으로 구성되는 반응면을 만들 수 있다. RBNN⁽¹³⁾은 radial basis function 과 선형출력으로 구성되는 두 개의 층을 가진 망이다. 이 대리모델을 구성하는 매개변수들은 확장상수(SC)라고 부르며 설계자는 오차목표(EG)을 결정한다. 허용오차목표는 허용오차와 평균입력응답으로부터 결정된다. 본 연구에서는 신경회로망을 MATLAB⁽¹⁴⁾ 의 함수 newrb를 사용하여 구성하였다. KRG 모델⁽¹⁵⁾은 보간된 meta-modelling 기법으로 큰 범위의 오차를 잡아내는 $f(x)$ 와 작은 범위의 오차를 잡아내는 $Z(x)$ 로 구성되어있다. KRG모델은 다음과 같이 정의한다.

$$\hat{F}(x) = f(x) + Z(x) \quad (6)$$

여기서 x 는 설계변수이며 $\hat{F}(x)$ 는 미지의 함수, $f(x)$ 는 global 모델, 그리고 마지막으로 $Z(x)$ 는 평균 공분산을 통한 통계학적인 단계이다. 선형 다항함수가 보편적인 모델로 사용되며 Gaussian 연관함수를 따른다.

Goel 등⁽⁵⁾에 의해 제안된 가중평균모델인 PRESS-based averaging (PBA)모델 (Goel 등⁽⁵⁾에 의해 WTA3 라고 명명된)도 본 연구에서 사용되었다. PBA모델은 다음과 같이 정의된다.

$$\hat{F}_{wt.avg}(x) = \sum_i^{N_{SM}} w_i(x) \hat{F}_i(x) \quad (7)$$

Table 1 Weights to construct weighted average model, PBA

MODEL	Cross validation error, E_{CV}	Weight
RBNN	1.02E-01	0.255
RSA	6.45E-02	0.394
KRG	7.30E-02	0.351

여기서 N_{SM} 은 가중평균모델을 구성하는데 사용된 기본 대리모델들의 개수이다. 설계점 x 에 위치한 i 번째 대리모델은 $w_i(\mathbf{x})$ 의 가중치를 주고 $\hat{F}_i(\mathbf{x})$ 는 i 번째 대리모델로부터 반응을 예측한다. 오차가 큰 모델은 작은 가중치가 배정되므로 최종적으로 가중평균된 대리모델에 작은 영향을 끼친다는 개념이 적용된다.

구성된 대리모델들에 대해 SQP (Sequential quadratic programming) (MATLAB⁽¹⁴⁾의 함수 *fmincon*)을 통하여 최적점이 검색된다. SQP는 최적점의 초기추측에 의존적이기 때문에 대리모델로부터 최종의 최적점을 찾기 위해서는 몇 번의 반복계산이 필요하다.

5. 결과 및 검토

난류열전달의 증대를 위해서 세 가지 설계변수 H/D , d/D 및 D/S 와 두 목적함수 F_{Nu} 와 F_f 를 통해 엇갈린 덤플이 부착된 사각유로의 최적화를 수행하였다. 설계변수범위가 $0.2 < H/D < 1.0$, $0.1 < d/D < 0.3$, 그리고 $0.4 < D/S < 0.68$ 를 갖도록 설계영역을 설정하였다. Latin Hypercube sampling (LHS)⁽¹⁶⁾ 기법이 설계점을 찾기 위하여 사용되었다. 대리모델들과 가중합계접근법을 통하여 두 개의 목적함수 (F_{Nu} 와 F_f)를 단일목적함수로 만들어 최적점을 찾았다. 가중치는 0.09로 가정하였다.

Table 1은 측정된 오차를 표시하며 PBA 모델에 대한 가중치를 나타낸다. 가장 작은 오차를 보인 것은 RSA이며 가장 큰 오차를 보인 것은 RBNN 모델이었다. 그래서 가장 큰 가중치와 가장 작은 가중치를 각각 RSA와 RBNN에 부여함으로써 PBA 모델을 구성하였다.

Table 2는 각 대리모델에 대한 최적점과 목적함수값 ($F_{surrogate}$)을 나타내었다. 대리모델들이 예측한 최적점에서 RANS 해석을 통하여 계산한 목적함수 값은 F_{RANS} 로 나타내었다. 기준형상은 대리

Table 2 Optimal designs suggested by various surrogates and corresponding RANS results

Optimal design variables	Surrogates				
	PBA	RBNN	RSA	KRG	
H/D	0.243	0.201	0.200	0.284	
d/D	0.248	0.248	0.256	0.248	
D/S	0.621	0.622	0.496	0.621	
Objective function statistics	$F_{surrogate}$	0.555	0.495	0.576	0.515
	F_{RANS}	0.561	0.581	0.555	0.517
	$F_{RANS} - F_{surrogate}$	0.62 E-2	8.6 E-2	-2.1 E-2	0.19 E-2
	$F_{reference} (RANS)$	0.717			
	$F_{reference} - F_{RANS}$	0.157	0.137	0.162	0.201
	Reduction of F (%)	21.8	19.1	22.6	27.9

Table 3 Predictions by the other models at each optimal point

Objective function values predicted by	Optimal points predicted by				Average $ F_{RANS} - F_{surrogate} $
	PBA	RBNN	RSA	KRG	
PBA	0.555	0.558	0.589	0.558	0.026
RBNN	0.512	0.495	0.560	0.531	0.039
RSA	0.609	0.603	0.576	0.614	0.047
KRG	0.525	0.553	0.625	0.515	0.034
RANS analysis	0.561	0.581	0.555	0.517	

모델들에 의해 얻어지는 최적값에 비해 상대적으로 큰 목적함수값 ($F_{reference}=0.717$)을 갖는 것을 알 수 있다. 대리모델을 통한 최적화방법이 평균 23%의 목적함수 성능향상을 가져오는 것으로 나타났다. 가장 큰 향상을 보인 것은 27.9%의 성능향상을 보인 KRG 모델이며, RBNN 모델은 19.1%의 가장 작은 성능향상을 보였다. RSA 모델은 Table 1에서는 가장 작은 오차(E_{cv})를 보였으나 Table 2에서는 $F_{RANS} - F_{surrogate}$ 값이 최소값을 보이지 않고 있다. KRG 모델이 최적점에서 가장 작은 F_{RANS} 값을 예측하였으며 그 정확도 ($F_{RANS} - F_{reference}$)에 있어서도 가장 좋은 성능을 보였다. 한편, 가중평균된 대리모델인 PBA는 F_{RANS} 값의 예측과 정확도에서 기대한 만큼 최선의 결과를 보이지는 않았

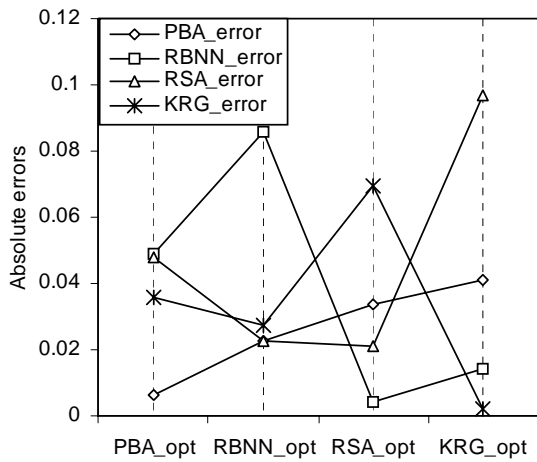


Fig. 2 Absolute errors, $|F_{RANS} - F_{surrogate}|$ in prediction by different surrogates at optimal points

지만 그렇다고 나쁜 결과를 나타내지도 않았다.

Table 3 에서는 네가지 대리모델들에 의해 예측된 최적점에서 대리모델들의 목적함수 예측치를 보여주고 있다. Fig. 2 는 각 최적점에서의 절대오차 ($|F_{RANS} - F_{surrogate}|$)를 보여준다. 이 결과에서는 PBA가 전반적으로 가장 작은 오차를 보였다. KRG는 최적점에서 특별히 작은 오차를 보이는 것으로 나타났다.

터보기계 블레이드의 최적화에 대한 대리모델의 응용의 경우, Samad⁽⁷⁾는 3 가지의 기본 대리모델 중 RSA가 가장 정확하다고 보고한 바 있다. KRG 모델의 경우 터보기계 분야에서는 가장 낮은 성능을 보여주었지만 본 연구의 열전달 문제에서는 가장 좋은 결과를 보여주었다. 이는 대리모델들의 강한 문제 의존적인 성향을 보여주는 것이다.

다목적함수 모델인 PBA 는 가장 좋은 결과를 보여주지도 못하였지만 가장 나쁜 결과를 보여주지도 않았다. PBA 모델의 장점은 성능이 낮은 대리모델들로부터 얻는 불안정한 예측을 사전에 방지할 수 있다는 점이다.

6. 결론

대리모델들의 성능평가를 위하여 한쪽 면에 주기적인 엇갈린 덩플이 설치된 채널에 대한 최적화가 수행되었다. 압력손실과 열전달률의 증가를 고려한 목적함수가 선택되었다. 기본 대리모델들로 RSA, KRG, RBNN 모델이 선택되었으며, 이러한 기본 대리모델들로부터 가중평균된 대리모델인 PBA

보여주었다. 그러나 설계영역에서 목적함수를 예측함에 있어서는 PBA 가 높은 정확성을 보이는 것으로 나타났다.

후 기

이 논문은 2006 년도 과학기술부의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No. R01-2006-000-10039-0)

참고문헌

- (1) Ligrani, P. M., Oliveira, M. M., and Blaskovich, T., "Comparison of Heat Transfer Augmentation Techniques," AIAA J., Vol. 41, No. 3, 2003, pp. 337-362.
- (2) Kim, K. Y., and Choi, J. Y., "Shape Optimization of A Dimpled Channel to Enhance Turbulent Heat Transfer," Numerical Heat transfer, Part A, Vol. 48, No. 9, Dec. 2005, pp. 901-915.
- (3) Kim, H. M., and Kim, K. Y., "Shape Optimization of Three-Dimensional Channel Roughened by Angled Ribs with RANS Analysis of Turbulent Heat Transfer," Int. J. Heat Mass Transfer, Vol. 49, Issues 21-22, 2006, pp 4013-4022.
- (4) Kim, K.Y., and Lee, Y.M., "Design Optimization of Internal Cooling Passage with V-shaped Ribs," Numerical Heat Transfer, Part A, accepted for publication.
- (5) Goel, T., Haftka, R., Shyy, W. and Queipo, N., "Ensemble of Surrogates," Structural and Multidisciplinary Optimization, 2006, in press.
- (6) Goel, T., Zhao, J., Thakur, S., Haftka, R. T., and Shyy, W., "Surrogate Model-Based Strategy for Cryogenic Cavitation Model Validation and Sensitivity Evaluation," 42nd AIAA/ASME/ SAE/ASEE Joint Propulsion Conference and Exhibit, Sacramento, USA, AIAA-2006-5047, 2006.
- (7) Samad, A., Kim, K.Y., Goel, T., Haftka, R.T., and Shyy, W., "Shape Optimization of Turbomachinery Blade Using Multiple Surrogate Models," 10th International Symposium on Advances in Numerical Modeling of Aerodynamics and Hydrodynamics in Turbomachinery, ASME Joint-U.S.-European Fluids Engineering Summer Meeting, July 2006, Miami, FL, USA, FEDSM2006-98368.
- (8) CFX-5.7 Solver Theory, Ansys inc., 2004.
- (9) Menter, F. R., Kuntz, M. and Langtry, R., 2003, "Ten Years of Industrial Experience with the SST Turbulence Model," Turbulence, Heat and Mass Transfer 4, Begell House, Inc.
- (10) Lai, Y. G., and So, R.M.C., "Near-Wall Modeling of Turbulent Heat Fluxes," Int. J. Heat Mass Transfer, vol.

33, pp. 1429-1440, 1990.

- (11) Collette, Y., and Siarry, P., "Multiobjective optimization, principles and case study," 1st ed. 2003, p. 46.
- (12) Myers, R.H. and Montgomery, D.C., Response surface methodology-process and product optimization using designed experiments, John Wiley & Sons, Inc: New York, 1995.
- (13) Orr, M.J.L., "Introduction to radial basis neural networks," Center for cognitive science, Edinburgh University, Scotland, UK. <http://anc.ed.ac.uk/RBNN/> , 1996.
- (14) MATLAB®, The language of technical computing, Release 14. The MathWorks Inc, 2004.
- (15) Martin, J.D. and Simpson, T.W., "Use of Kriging models to approximate deterministic computer models," *AIAA Journal*, Vol. 43, No. 4, 2005, pp. 853-863.
- (16) JMP® 5.1, 2004 SAS Institute, Inc.