

신경회로망 기법을 이용한 모드 거동 예측

Prediction of a Mode behavior Using Neural Network Method

신영석* 김성태* 김헌주* 김재영* 황철호*

Young-Sug Shin Seong-Tae Kim Heon-Ju Kim Jae-Young Kim Chul-Ho Hwang

Abstract

The prediction method of future events using the time histories of velocity or pressure, etc., is a useful way for controlling various air vehicles. For example, the sensors of velocity or pressure can be used to extract the time mode coefficients of eigenmode of flow field, and then the result is applied to suppress wake or drag. The velocity information is mapped to the entire flow field, so this mapping function can be used to predict the future events based on the current information. The mapping function is composed of the huge amount of weight parameters, so the efficient way of finding these parameters is needed. Here, the neural network algorithm is studied to draw a mapping function using the number and location of velocity sensors.

Keywords : Neural Network(신경회로망), Mapping Fuction(매핑함수), Prediction Method(예측기법)

1. 서론

시간영역에서 측정된 속도나 압력등의 물리량에 대한 과거정보를 이용하여 미래에 발생될 현상을 예측할 수 있는 기법은 각종 비행체의 효율적인 제어를 위한 수단이 된다. 즉 비행체 표면에 설치된 속도나 압력센서등을 이용하여 공기유동장의 고유진동모드에 대한 시간모드계수 등을 예측하여 항력이나 와류제어 등에 활용할 수 있게 된다. 예를 들면 시간영역에서 측정된 속도로 유동장을 연계시킬 수 있는 매핑함수를 구할 수 있으면, 이러한 매핑함수를 이용하여 현재 수집된 정보를 이용하여 미래에 발생될 현상을 예

측할 수 있다. 매핑함수는 매우 많은 가중매개변수로 구성되어 있으므로 이를 효율적으로 구할 수 있는 방법이 필요하게 된다. 기존에 발표된 매핑함수로는 Adrian이 제안한 선형확률추정기법^[1], 비선형 매핑함수로 Murray 및 Ausseur가 제안한 이차확률추정기법^[2-3], Debiasi가 제안한 동적확률추정기법^[4] 등이 있다. 이러한 방법들은 주어진 벡터 공간에서 정적으로 구하는 방법으로써 데이터 양이 많아지거나 측정된 센서 수량, 위치 및 신호의 노이즈 정도에 따라 정확도가 급격히 떨어지게 된다^[5]. 따라서 본 논문에서는 센서의 수량이나 위치에 영향을 덜 받으면서 실시간으로 효율적인 비선형 매핑함수를 구하기 위해, 과거의 정보 데이터를 활용하여 매핑함수의 가중매개변수를 구하는 NNARXM(Neural Network Auto-Regressive, eXternal input, Multi output) 알고리즘^[6]을 다층 구조 신경망 회로구성에 활용하여 비선형 매핑함수를 구하였다^[7].

† 2011년 7월 15일 접수~2011년 9월 16일 게재승인

* 국방과학연구소(ADD)

책임저자 : 신영석(youngsug_shin@yahoo.com)

2. 신경회로망 구성 알고리즘

다중 입력, 다중출력 자료 처리가 가능한 다층구조 신경회로망 기법으로 채택된 NNARXM 알고리즘^[6]은 다음과 같다.

$$\hat{y}(t|\theta) = q^{-d}B(q^{-1})u(t) + [1 - A(q^{-1})]y(t) = \phi(t)\theta \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \phi^T(t) &= [y(t-1), \dots, y(t-n), u(t-d), \dots, u(t-d-m)] \\ \theta &= [-a_1, \dots, -a_n, b_0, \dots, b_m] \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 ϕ 는 과거의 출력인 y 와 과거의 입력자료인 u 로 구성되며 훈련용 데이터라고 칭한다. \hat{y} 는 다중출력 자료이며 A와 B는 타임딜레이 변수인 q^{-1} 로 구성된 변환함수이다. θ 는 최종적으로 구하고자 하는 가중매개변수이다. 식 (1)로부터 비선형 예측함수는 다음과 같이 표현한다.

$$\hat{y}(t|\theta) = g[\phi(t, \theta), \theta] \quad (3)$$

2층구조로 된 신경회로망의 k번째 다중출력은 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \hat{y}(t|\theta) &= F_k \left[\sum_{j=0}^{n_k} W_{k,j} h_j(t) + W_{k,0} \right] \\ &= F_k \left[\sum_{j=0}^{n_k} W_{k,j} h_j \left(\sum_{l=1}^{n_\phi} w_{j,l} \phi_l(t) \right) + W_{k,0} \right] \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 (3)식의 θ 는 (4)식의 $W_{k,j}, w_{j,l}$ 로 구성된다. (4)식의 예측치에 대한 평균제곱오차는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} V_N(\theta, Z^N) &\cong L^i(\theta) = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N [y(t) - \hat{y}(t|\theta)]^2 \\ &= \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N \epsilon^2(t, \theta) \end{aligned} \quad (5)$$

(5)식에 대해 2차 다항식 테일러 시리즈 전개를 하면

$$\begin{aligned} L_n(\theta, Z^N) &= L_N(\theta^*, Z^N) + [\theta - \theta^*]^T L'_N(\theta^*, Z^N) \\ &\quad + \frac{1}{2} [\theta - \theta^*]^T L''_N(\theta^*, Z^N) [\theta - \theta^*] \end{aligned} \quad (6)$$

(6)식의 1차도함수(Gradient)는 다음과 같다.

$$G(\theta) = L'_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \Psi(t, \theta) [y(t) - \hat{y}(t|\theta)] \quad (7)$$

(6)식의 Gauss-Newton Hessian 행렬은 다음과 같다.

$$R(\theta) = L''_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \Psi(t, \theta) \Psi^T(t, \theta) \quad (8)$$

여기서

$$\Psi(t, \theta) = \frac{d\hat{y}(t|\theta)}{d\theta} \quad (9)$$

Legenverg-Marquardt 방법^[8]을 이용하여 (5)식의 최소화를 위한 탐색방향 $f^{(i)}$ 는 다음과 같이 된다.

$$\begin{aligned} \theta^{(i+1)} &= \theta^{(i)} + f^{(i)} \\ [R(\theta^{(i)}) + \lambda^{(i)} I] f^{(i)} &= -G(\theta^{(i)}) \end{aligned} \quad (10)$$

3. 신경회로망기법을 이용한 문제구성 및 계산결과

가. 문제의 구성

시간영역에서 측정된 물리량에 대한 예로써 Fig. 1과 같이 원형실린더 주변에 설치된 속도센서에서 추출된 실시간 속도 및 유동장 고유모드에 대한 시간모드계수를 이용하였다. 이 때 속도는 Fig. 1과 같은 실험조건을 모사한 실린더 직경 1m, 유속 34m/sec, 레이놀즈수 100에 대한 유동조건에 대해 나비에 스토크스 방정식으로 구한 유동장 해에서 추출한 속도를 이용하였다^[6].

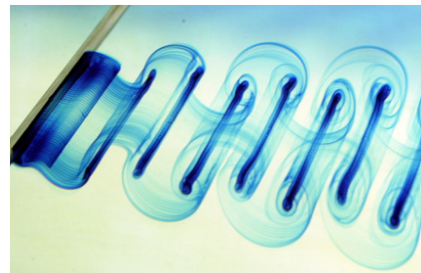


Fig. 1. 원형실린더 유동장

입력값으로 유동장 내에 임의로 설치된 4개의 속도 센서로부터 추출한 속도(Fig. 2)를 사용하였고, 출력값으로 유동장의 4개 고유모드(Fig. 3)에 대한 시간모드 계수(Fig. 4)를 사용하였다^[6].

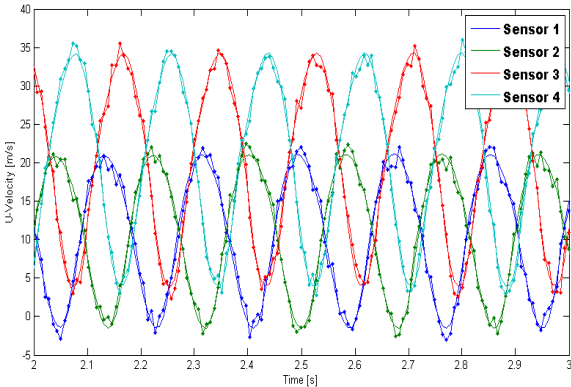


Fig. 2. 4개의 속도센서에서 추출한 속도

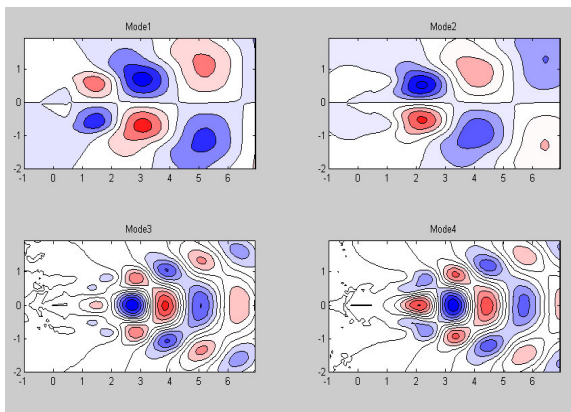


Fig. 3. 유동장의 고유모드(eigen-mode)

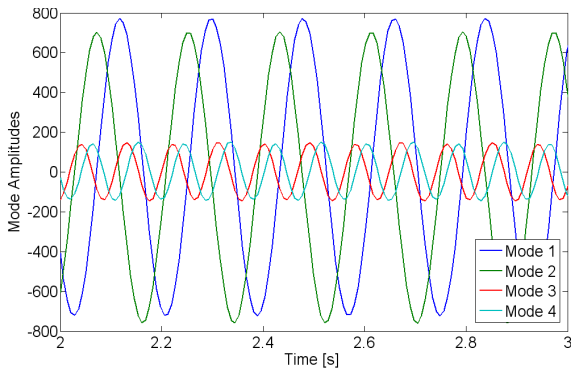


Fig. 4. 시간모드계수

Fig. 5와 같이 8개의 뉴런(신경)으로 된 2층 구조 신경회로망에서 각 뉴런은 2개의 과거의 출력과 4개의 센서로부터 각각 2개의 과거의 속도정보(그중 하나는 타임 딜레이가 있음)를 4번 반복해서 받고 추가로 bias 값을 받아 총 41개의 입력값을 받는다. 또한 출력부에는 8개의 뉴런 및 1개의 bias 값이 출력값으로 들어간다.

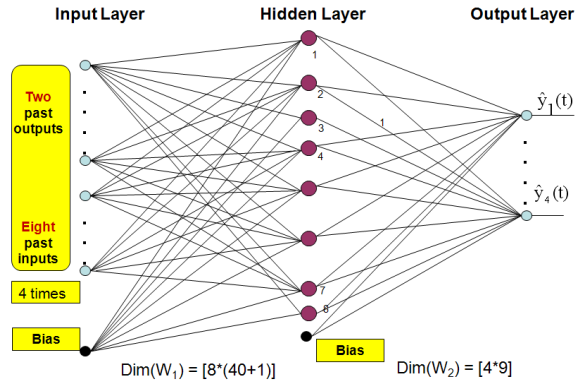


Fig. 5. 2층구조 신경회로망 구성 개념도

따라서 뉴런사이의 $W_{k,j}$ 는 $8 \times (40+1) = 328$ 개가 되고 뉴런과 출력사이의 $w_{j,l}$ 는 $9 \times 4 = 36$ 개가 되어 전체 가중 매개변수는 총 $328+36=364$ 개가 된다. 본 연구에서 각 뉴런은 활성화 함수로써 다음의 식 (11)을 사용하였다.

$$\hat{y} = 1 - \frac{1}{e^{2x} + 1} \quad (11)$$

이러한 364개에 대한 가중매개변수는 과거의 정보로 설정한 교육구간(2.0~2.5초) 사이의 속도 및 시간 모드계수에 대해 식 (5)~(10)을 이용하여 구하였다. 이러한 가중매개변수는 속도와 시간모드계수에 대한 비선형 매핑함수가 된다. 즉, 신경회로망 기법은 과거의 정보를 활용하여 매핑함수를 구하기 때문에 학습에 의한 시스템 식별법이라고 할 있다.

나. 해석결과

4개의 속도센서를 사용한 예측구간(2.5초~3.0초)에 대해 신경회로망 기법을 이용한 경우와 선형확률추정 기법(LSE : Linear Stochastic Estimator)^[11]을 이용하여 구한 시간모드계수 예측오차 비율을 Table 1에 비교하였고, 시간영역에서 예측된 시간모드계수를 Fig. 6과 7

에 각기 수록하였다. Fig. 6과 7에서 ‘Ext.’은 엄밀해이며 본 신경회로망 기법은 ‘ANNE’로 선형확률추정기법은 ‘LSE’로 각기 표현하였다. Table 1의 예측오차비율은 예측구간내 각측정 시간에서 “엄밀해와 예측치 차이” RMS값에 대한 “예측지”RMS값 백분율이다. 또한 Table 1에 센서위치에 따른 예측오차 비율도 함께 비교 수록하였고 Table 1의 4개 속도센서 위치에 대한 예를 Fig. 8에 나타냈다.

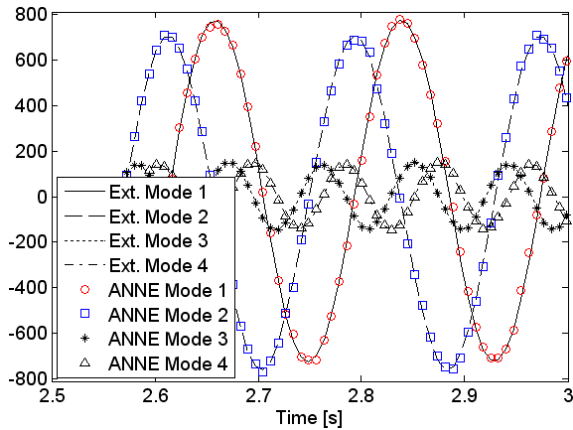


Fig. 6. 신경회로망기법을 이용한 시간모드계수

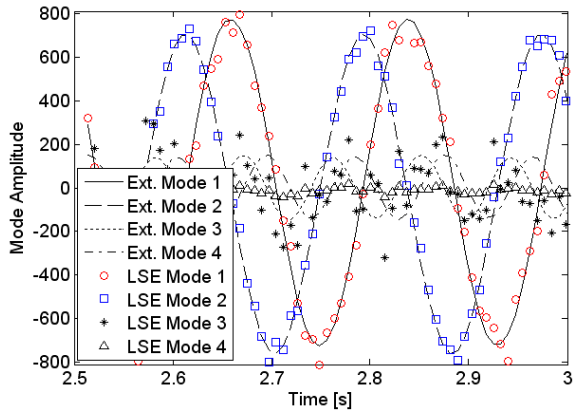


Fig. 7. LSE기법을 이용한 시간모드계수

LSE기법으로 구한 매핑함수는 최소자승법을 이용한 선형적으로 구해진 것으로써 매핑함수의 크기는 교육 구간(2.0~2.5초)에서 사용된 시간모드계수의 수 및 센서의 수로 결정되어진다. 즉 Table 1의 경우, 시간모드 개수가 4개이고 속도센서가 4개이면 매핑함수는 4×4 행렬이 된다. 만일 속도센서가 1개이면 4×1 행렬이 된

다. 반면 신경회로망기법으로 구한 매핑함수는 앞절에서 언급한 바와 같이 364개이며 최적화기법 개념이 도입되어 비선형적으로 구해진 것이다. Table 1에 제시된 결과를 보면 중요모드인 1,2차 모드의 경우 센서의 위치에 관계없이 신경회로망기법은 오차비율이 10%내외인 반면, LSE기법은 30%정도임을 알 수 있다.

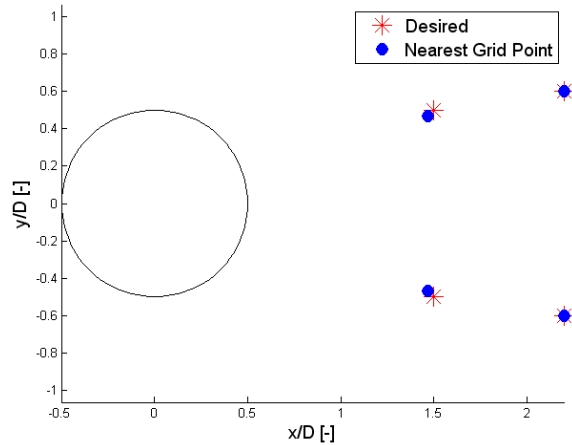


Fig. 8. 속도센서위치($X/D=1.5, 2.2$, $Y/D=\pm 0.5$, $Y/D=\pm 0.6$)

Table 1. 신경회로망 및 LSE기법을 이용한 결과비교 (센서 4개 사용)

| Sensor Location | | Estimation Error (%) | | | | | | | |
|-----------------|------|-----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| X/D | Y/D | Neural Network Method | | | | LSE | | | |
| | | Mode 1 | Mode 2 | Mode 3 | Mode 4 | Mode 1 | Mode 2 | Mode 3 | Mode 4 |
| 1.5 | 0.5 | 8.29 | 2.62 | 72.43 | 25.20 | 33.66 | 16.93 | 281.19 | 100.87 |
| 1.5 | -0.5 | 6.97 | 8.00 | 21.05 | 35.44 | 33.75 | 18.46 | 314.70 | 107.90 |
| 2.2 | 0.6 | 4.83 | 6.02 | 129.38 | 33.96 | 34.87 | 16.63 | 369.33 | 110.50 |
| 2.2 | -0.6 | 10.3 | 11.2 | 38.18 | 20.16 | 34.13 | 19.28 | 315.15 | 103.88 |
| 2.2 | 0.6 | 4.68 | 6.88 | 30.47 | 25.85 | 34.75 | 20.09 | 321.77 | 104.73 |
| 2.2 | 0.6 | 9.71 | 14.53 | 48.37 | 34.64 | 32.39 | 18.57 | 128.01 | 177.83 |
| 2.2 | -0.6 | 13.7 | 11.94 | 13.88 | 56.79 | 38.22 | 17.91 | 142.48 | 167.47 |
| 5.2 | 1.2 | 8.84 | 6.77 | 15.17 | 66.33 | 39.29 | 21.26 | 156.77 | 186.82 |
| 5.2 | -1.2 | 5.36 | 9.09 | 40.55 | 25.64 | 37.84 | 16.49 | 144.55 | 174.46 |
| 5.2 | -1.2 | 4.80 | 10.93 | 29.25 | 25.16 | 35.03 | 18.95 | 139.04 | 181.82 |

또한 2개의 속도 센서를 사용한 경우에서 예측오차비율을 Table 2에 수록하였는데, 1,2차 모드의 경우 신경회로망기법이 오차비율이 10%내외인 반면, LSE기

법은 20~100%정도임을 알 수 있다. LSE기법은 앞에서 언급한 바와 같이 센서수가 줄어들면 매핑함수 벡터공간이 급격히 줄어들고 매핑정보가 너무 축약되어 정확성이 떨어지고 있음을 알 수 있다.

1개의 속도 센서(X/D=2.0, Y/D=0.0)를 사용한 경우에 대해 신경회로망 기법을 이용한 시간모드계수 예측결과를 Fig. 9에 수록하였다. 이 경우에도 오차비율이 5%내외로써 센서의 수량에 관계없이 좋은 정확도를 갖고 있음을 알 수 있다.

Table 2. 신경회로망 및 LSE기법을 이용한 결과비교 (센서 2개 사용)

| Sensor Location | | Estimation Error (%) | | | | | | | |
|-----------------|------|-----------------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| X/D | Y/D | Neural Network Method | | | | LSE | | | |
| | | Mode 1 | Mode 2 | Mode 3 | Mode 4 | Mode 1 | Mode 2 | Mode 3 | Mode 4 |
| 1.5 | 0.5 | 8.89 | 12.86 | 36.07 | 40.80 | 59.27 | 85.86 | 100.86 | 100.51 |
| | -0.5 | 8.00 | 3.18 | 28.13 | 48.35 | 62.58 | 83.10 | 100.65 | 100.23 |
| 2.2 | 0.6 | 2.93 | 3.20 | 38.16 | 31.23 | 100.16 | 18.22 | 101.04 | 100.54 |
| | -0.6 | 7.61 | 4.22 | 23.73 | 18.92 | 100.00 | 19.16 | 101.30 | 100.47 |
| | | 2.57 | 6.63 | 50.49 | 25.95 | 100.16 | 22.06 | 101.07 | 100.30 |

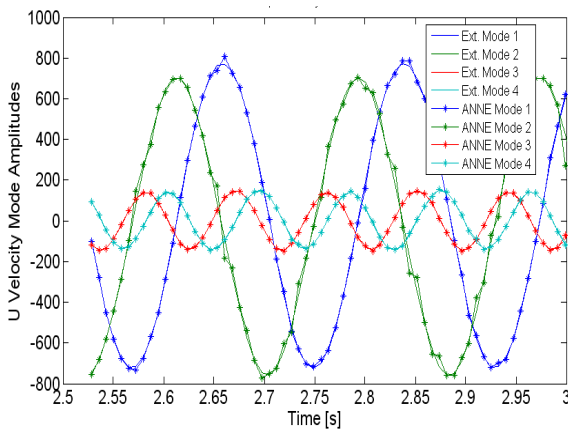


Fig. 9. 1개의 속도센서를 이용한 시간모드계수

4. 결론

시간영역에서 측정된 속도나 압력 등의 물리량에 대

한 과거정보를 이용하여 미래에 발생될 현상을 예측할 수 있는 기법으로서 신경회로망을 이용한 매핑함수를 구하였다.

본 연구에서는 이에 대한 예로 원형실린더 주변의 유동에 대해 계측된 속도정보를 입력값으로 하고 시간 모드계수를 출력값으로 한 다중입력/다중출력 2층구조 신경회로망 모델을 구성하였다. 이 경우 4개의 속도센서에서 들어오는 속도정보로부터 4개의 고유진동모드의 시간모드계수에 대한 매핑함수의 가중매개변수는 364개가 되며 이에 대한 해는 NNARXM기법과 최적화 방법의 Legendre-Marquardt 기법을 이용하여 구하였다. 이렇게 구한 신경회로망 매핑함수는 센서의 위치에 관계없이 중요모드인 1,2차 모드의 시간모드계수 예측 오차 비율이 10%내외인 반면, LSE기법은 30%정도였다. 또한 센서를 1~2개 사용한 경우에도 신경회로망 기법은 오차비율이 10%내외 이지만, LSE기법은 센서 위치에 따라 최대 100%까지 된다.

신경회로망 기법을 이용한 매핑함수를 이용하여 관련 물리량을 예측할 때, LSE 기법과 달리 센서의 수 및 위치에 관계없이 빠르고 정확하며 강건하다. 이러한 기법은 실시간으로 들어오는 속도나 압력정보를 이용하여 비행체 구조물의 실시간 진동이나 와류제어등에 활용할 수 있게 된다.

References

- [1] Adrian, R. J., "On the Role of Conditional Averages in Turbulence Theory", In Proceedings of the Fourth Biennial Symposium on Turbulence in Liquids, J. Zakin and G. Patterson(Eds.), Science Press, Princeton, 1977.
- [2] Murray, N. E., and Ukeiley, L. S., "Estimating the Shear Layer Velocity Field Above an Open Cavity from Surface Pressure Measurements", 32nd Fluid Dynamics Conference and Exhibit, St. Louis, MO, AIAA Paper 2002-2866, 24~26 June 2002.
- [3] Ausseur, J. M., Pimier, J., T., Glauser, M. N., Higuchi H., and Carlson, H., "Experimental Development of a Reduced-Order Model for Flow Separation Control", 44th AIAA Aerospace Meeting and Exhibit, Reno, Nevada, AIAA Paper 2006-1251, 9~12 January 2006.

- [4] Debiasi, M., Little, J., Caraballo, E., Yuan, X., Serrani, A., Myatt, J. H., and Samimy, M., "Influence of Stochastic Estimation on the Control of Subsonic Cavity Flow - A Preliminary Study", 3rd AIAA Flow Control Conference, San Francisco, California, AIAA-2006-3492, 5~8 June 2006.
- [5] Young-Sug Shin, Kelly Cohen, Stefan Siegel, Jürgen Seidel and Thomas McLaughlin, "Neural Network Estimation of Transient Flow Fields using Double Proper Orthogonal Decomposition", 45th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit, Reno, Nevada, AIAA-2007-1166, 8~11 January 2007.
- [6] Nørgaard, M., Ravn., O., Poulsen, N. K., and Hansen, L. K., Neural Networks for Modeling and Control of Dynamic Systems, 3rd printing, Springer-Verlag, London, U.K., Chap. 2, 2003.
- [7] Young-Sug Shin, Kelly Cohen, Stefan Siegel, Jürgen Seidel and Thomas McLaughlin, "Neural Network Estimator for Closed-Loop Control of a Cylinder Wake", AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference and Exhibit, Keystone, Colorado, AIAA-2006-6428, 21~24 August 2006.
- [8] Nørgaard, M., Ravn., O., Poulsen, N. K., and Hansen, L. K., "Neural Networks for Modeling and Control of Dynamic Systems", 3rd printing, Springer-Verlag, London, U.K., Chap. 2, 2003.