

뉴로퍼지시스템에 의한 반류분포 추정에 관한 연구

A Study on Prediction of Wake Distribution by Neuro-Fuzzy System

신성철

전남 목포시 목포해양대학교 해양시스템공학부
E-mail: scshin@mmu.ac.kr

요 약

프로펠러 회전면에서의 반류분포는 주로 모형시험에 의해서 규명되어 왔다. 이렇게 축적된 데이터베이스를 통해 선박의 기하학적 형상정보와 반류분포 사이의 입출력관계를 모델링할 수 있다면 선박 초기설계시 유사선종의 설계에 도움이 된다. 본 연구에서는 이들 입출력 사이의 관계를 뉴로퍼지시스템으로 모델링하고 학습한 후 새로운 입력에 대한 출력값의 검토를 통해 그 유용성을 확인한다.

Key Words : Neuro-Fuzzy System, Wake Distribution, Preliminary Ship Design

1. 서 론

선박의 초기설계단계에서 중요한 것은 계획하고 있는 선형의 저항 및 추진 성능을 신속히 파악하는 것이며 나아가서는 저항이 최소가 되고 추진 효율이 우수한 선형을 찾아내는 일이다. 비록 선형설계에 있어 Froude의 가설에 근거한 서양 성분과 선체 형상들의 관계가 일부 고려되지만 기하학적 형상의 최종 결정은 주로 설계자의 경험적 직관에 의존하게 된다. 일반적으로 선미 주위에는 불균일한 반류가 만들어지는데 프로펠러 날개가 회전하면 주기적인 힘과 작힘이 발생하여 물과 선미 베어링을 통해 선체에 전달되어 선체진동의 원인이 된다. 따라서 선미형상에 따른 반류분포를 설계 단계에서 예측하는 것은 매우 중요하다. 지금까지 여러 가지 기하학적 형상의 선형에 대한 실험적 연구들이 수행되어 왔다. 실험적 연구들로는 SSPA 화물선 [1], HSVA 탱커 [2], 시리즈 60 선형 [3]과 같은 형상의 선박 모델에 관한 체계적 연구가 이루어졌다. 모형시험으로부터 프로펠러 설계 및 기진력 해석을 위한 자료뿐만 아니라 선미형상에 따른 반류분포 및 공칭반류비 등을 구한다. 피토크관(pitot tube)을 사용한 반류분포 조사 시험은 프로펠러 위치로 유입되는 유체의 압력을 여러 반경의 회전각 별로 측정한다. 측정된 압력은 미리 만들어 놓은 피토크관 캘리브레이션 자료에 적용하여 유속성분을 계산하게 된다. 이렇게

측정된 자료가 각 조선소와 각급 연구소에 축적되어 있으므로 뉴로퍼지시스템을 이용하면 선박 초기 설계 단계에서 선미형상 설계 시 형상 변화에 따른 반류분포의 특성을 쉽게 파악할 수 있다.

본 연구에서는 뉴로퍼지시스템을 이용하여 선박의 프로펠러 단면에 유입되는 반류의 축방향 속도성분 분포를 추정하였다.

뉴로퍼지시스템이 인식 가능한 선형의 입력 방안으로는 자유곡면상의 일정한 위치점에서 곡률값 혹은 각도값 등의 사용을 시도할 수 있을 것이다. 곡률값이나 각도값은 형상의 정보를 갖고 있으면서 지점당 하나의 정보만을 가지므로 적합하다. 본 연구에서는 각도값을 사용하여 3차원 자유형상인 선형을 표현하고, 이를 뉴로퍼지시스템의 입력변수로 사용한다.

2. 뉴로퍼지시스템

뉴로퍼지시스템(Neuro-Fuzzy system)은 주어진 입출력 데이터에 대한 정보를 퍼지 이론으로 분산·정리하여, 이를 신경망에 적용하는 방법으로, 무차원화된 입출력 데이터로부터 소속 함수로 각 입력 패턴을 재 정의한 후, 신경망으로 정보 처리한다.

2.1 뉴로퍼지시스템 구조

뉴로퍼지시스템의 구조는 그림 1과 같이 기본

적으로 4개의 구성 요소로 이루어져 있고, 그 기능은 다음과 같다.

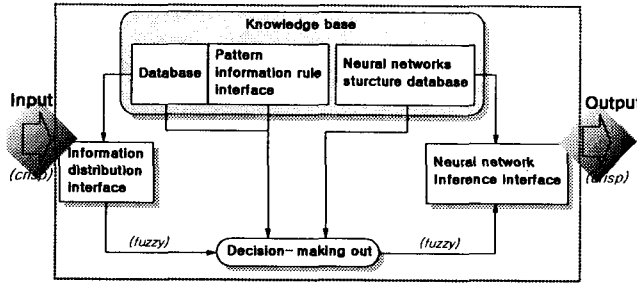


그림 1. 뉴로퍼지시스템의 구성 개념도

(가) 정보 분산 단계(information distribution interface)

정보 분산 단계는 비선형 입력 데이터를 소속 함수들을 사용하여 재정의하는 역할을 한다. 퍼지 규칙에서는 소속 함수의 값이 가중치 역할을 하지만, 뉴로퍼지시스템에서는 0과 1사이의 무차원화된 입력 데이터를 사용하여 가중치의 활성 범위와 각 뉴런의 활성 범위를 동일하게 정의함으로써 분산·저장함을 의미한다. 따라서 각 퍼지 규칙에서 재정의된 활성값들은 추론 부분의 입력 패턴이 되므로 퍼지 규칙과 구별하여 패턴 정보 규칙이라 한다. 입력변수가 증가하면 입력정보의 차원은 급수적으로 늘어나는데 이것은 ASMOD의 부모모델 개념 [4-6]을 전제부에 적용하여 해결하였다. 그림 2는 뉴로퍼지시스템의 정보 분산 과정을 나타낸 것이다.

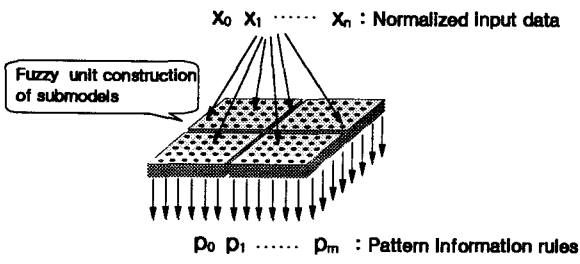


그림 2. 정보분산과정

(나) 지식베이스 구축 단계(knowledge base construction)

지식 베이스 구축 단계는 소속 함수를 정의하는 데이터베이스와 패턴 정보 규칙에 대한 정보를 포함하고 있으며, 신경 회로망에 적용하기 위해 다양한 패턴 유형을 가지도록 정의되어야 한다. 그리고 신경 회로망의 구조 인식을 위한 데이터베이스도 포함한다.

(다) 의사 결정 단계(decision-making out)

의사 결정 단계는 구축된 지식 베이스를 계속 참조하면서 추론을 위한 다양한 연산으로 결과를 추론하는 단계이다.

(라) 추론 단계(information inference interface)

추론 단계는 정보 분산 단계에서 출력된 패턴 정보 규칙에 의한 입력 패턴으로부터 신경 회로망에 의해 원하는 출력값을 추론하는 역할을 한다.

2.2 패턴 정보 규칙

뉴로퍼지시스템의 구조는 그림 3과 같이 전제부와 결론부로 구성된다.

$$\text{Premise : } \left\{ \begin{array}{l} p^1 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^1 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^1 \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^1 \\ p^2 : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^2 \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^2 \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^2 \\ \vdots \\ p^n : \text{If } x_1 \text{ is } A_1^n \text{ and } x_2 \text{ is } A_2^n \text{ and } \dots, x_m \text{ is } A_m^n \end{array} \right.$$

$$\text{Conclusion : } \oplus \text{ [Neural network structure]}$$

그림 3. 패턴 정보 규칙

그림 3에서 x_i 는 입력 변수이고, A_j^i 는 소속 함수이다. p^i 는 i 번째 퍼지 규칙에 해당하지만 신경망의 입력 패턴을 형성한다는 의미에서 i 번째 패턴 정보 규칙이라 한다. \oplus 기호는 전단계에서의 출력이 직접 다음 단계로 연결됨을 의미한다.

본 연구에서 소속 함수는 사다리꼴 소속 함수를 사용하였다. 최적의 소속 함수를 결정하는 문제는 그림 4와 같이 전제부 매개변수의 위치를 결정하는 것으로 귀결된다.

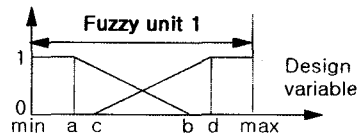


그림 4. 전제부 퍼지 유닛

그림 4의 매개변수 a, b, c, d에 의해 정의되는 사다리꼴 소속 함수를 퍼지 유닛으로 정의한다. 퍼지 유닛은 2개의 퍼지 분할을 나타낸다. 즉, 퍼지 분할 개수가 2이면 퍼지 유닛이 1이고, 퍼지 분할 개수가 3이면 퍼지 유닛은 2이다.

2.3 뉴로퍼지시스템의 성능기준

뉴로 퍼지 시스템의 성능 기준은 식 (1)과 식 (2)에서 정의되는 것과 같이 추론값과 실제 출력값과의 차의 합으로 정의된다.

$$\text{Error}_p = \sqrt{\sum_{j=1}^n (y_j^i - o_j^i)^2} \quad (1)$$

$$ERROR = \sum_{p=1}^P Error_p$$

(2)

식 (1)과 (2)에서 y'_p , σ'_p , $Error_p$ 는 각각 입력 패턴 p 에 대한 실제값과 추론값 및 오차이고, $ERROR$ 는 전체 패턴에 대한 오차를 나타낸다.

3. 뉴로퍼지시스템을 이용한 반류분포 추정

유선 관측 시험 결과를 살펴보면 프로펠러 단면으로 유입되는 유선은 선미로부터 대략 3~4 station까지인 것을 알 수 있다. 따라서 뉴로퍼지 시스템의 학습을 위한 입력변수의 데이터는 길이 방향으로 0.5, 0.75, 1.0, 1.25, 1.5, 1.75, 2.0, 2.25, 2.5, 3.0, 3.5 station까지 11개 지점으로 구분하고, 높이 방향으로 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 WL까지 10개 지점으로 구분하여 교차하는 110개 지점에서 각도를 사용한다. 이때의 각도는 그림 5에서 볼 수 있듯이 프로펠러 단면에서 연직선을 긋고, 각 지점에서 수평으로 연직선을 향해 직선을 그렸을 때 이 직선이 중앙 연직면과 이루는 각도를 말한다.

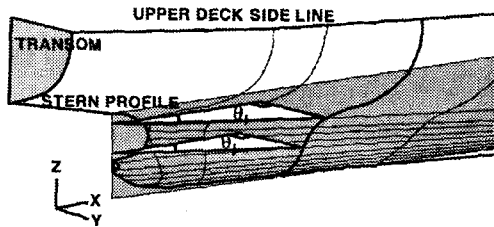


그림 5. 선박 형상정보로서의 각도 정의

모형 시험 결과로 축적된 반류분포 측정 자료를 이용하여 뉴로퍼지시스템의 출력변수로 사용한다. 이때 각각의 측정 자료에서 측정 위치가 조금씩 다르므로 이것을 일원화하기 위해 반류분포 값을 주는 위치점은 그림 6과 같이 프로펠러 회전면을 반경방향으로 0.3R, 0.5R, 0.7R, 0.9R, 1.0R의 5개 원을 그리고, 각도방향으로 0°부터 180°를 시계방향으로 5°씩 37개 직선을 그려 교차되는 185개의 지점의 값으로 보간하여 사용하였다.

고속선형인 컨테이너선 10척과 저속 비대선형인 유조선류 10척으로 총 20척에 대한 입출력 데이터를 준비하여 19척 데이터로 뉴로 퍼지 시스템을 학습시켰고, 나머지 1척으로 정확도를 추론하여 보았다. 학습 조건은 학습률 0.8, 모멘텀 0.7, 학습횟수 100,000번으로 하였다.

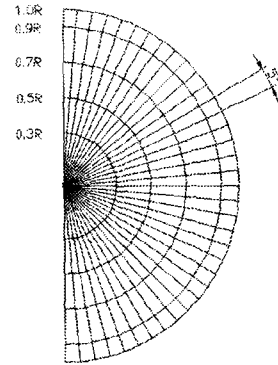


그림 6. 프로펠러 단면의 분할

그림 8 ~ 그림 11은 19척의 학습했던 데이터를 회상한 결과 중 4척을 나타낸다. 나머지 15척의 회상결과도 매우 잘 근접하고 있었다. 이를 통해 뉴로퍼지시스템은 3차원 선형의 특성을 인식하여 추진기 단면에서의 반류분포와 연관 지을 수 있다는 것을 알 수 있다.

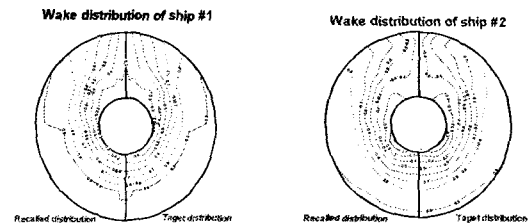


그림 8. 선박 1의 반류분포 회상결과

그림 9. 선박 2의 반류분포 회상결과

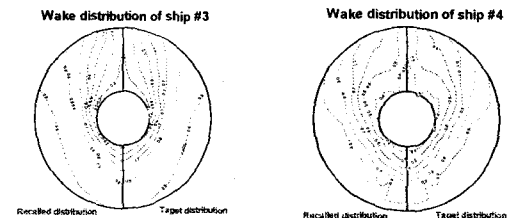


그림 10. 선박 3의 반류분포 회상결과

그림 11. 선박 4의 반류분포 회상결과

총 20척의 데이터 중 학습에 포함시키지 않은 한 척의 데이터를 시험용으로 따로 입력을 준비하여 추론하여 보았다. 그림 12 ~ 그림 16은 추론 결과, 각 반경 위치에서 37개 각도별 반류값을 비교한 것이다. 0.3R의 추론 결과는 상당한 오차가 있고, 0.5R에서부터 1.0R까지는 그 경향을 잘 따라가는 것을 알 수 있다. 이는 회전면 안쪽 데이터의 패턴이 미처 인식되기 이전에 학습이 멈춘 것으로 보인다.

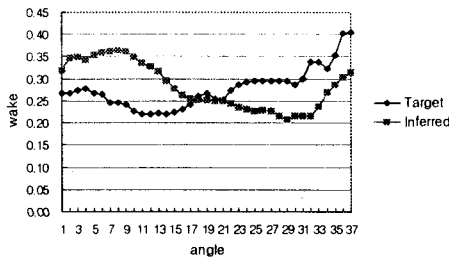


그림 12. 0.3R에서 반류분포 추정결과

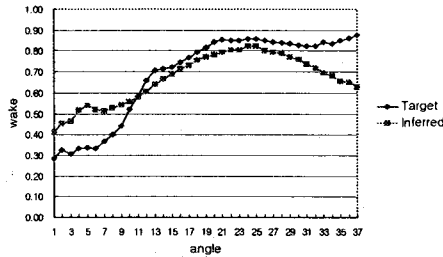


그림 13. 0.5R에서 반류분포 추정결과

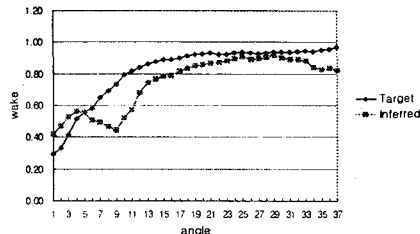


그림 14. 0.7R에서 반류분포 추정결과

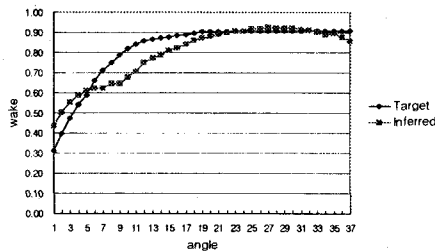


그림 15. 0.9R에서 반류분포 추정결과

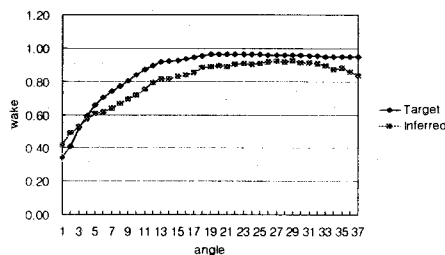


그림 16. 1.0R에서 반류분포 추정결과

그림 12 ~ 그림 16의 결과를 프로펠러 회전면에 등속선으로 나타내면 그림 17과 같이 된다. 여기서는 반류분포의 전반적인 경향을 알 수 있다. 각 위치의 속도값이 정확하게 일치하지는 않지만 목표 분포의 경향을 잘 반영하고 있다.

Wake distribution of test ship

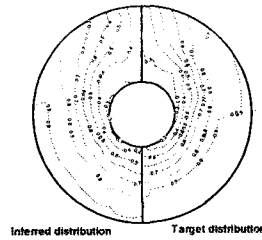


그림 17. 테스트 선박의 추론 결과

4. 결론

프로펠러 회전면의 반류분포를 추정하기 위해서는 3차원 자유형상인 선미 형상을 정의하는 것이 매우 중요하다. 입력량을 줄이면서도 효과적으로 3차원 형상을 반영해야 하는데 본 연구에서는 일정한 지점에서의 각도값을 사용하였다. 그 결과 학습하였던 데이터는 모형시험 결과를 거의 오차 없이 추론하고 있고 학습하지 않았던 한 척의 데이터는 값에는 약간의 오차가 있었지만 경향을 잘 따르고 있어 선미 형상의 초기 설계시 매우 유용할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] L. Larsson, "Boundary Layers of Ships, Part III: An Experimental Investigation of the Turbulent Boundary Layer on a Ship Model", SSPA, Gothenburg, Sweden, Report No. 46, (1974).
- [2] ITTC, "Report of the Resistance and Flow Committee", Proc. 18th ITTC (International Towing Tank Conference), Vol. 1, pp. 47-95, (1987).
- [3] Y. Toda, F. Stern, I. Tanaka and V.C. Patel, "Measurements in the Stern and Wake flow of a Series 60 Ship With and Without a Propeller", IIHR, University of Iowa, IIHR Report No. 326, (1988).
- [4] K.M. Bossley, M. Brown and C.J. Harris, "Neurofuzzy model construction for the modeling of non-linear process", In 3rd European Control Conference, Vol.3, pages 727-729, Rome, Italy, (1995).
- [5] T. Kavli, "ASMOD - an algorithm for Adaptive Spline Modeling of Observation Data", Int. J. Control, 58(4):947-968, (1993).
- [6] M. Brown and C.J. Harris, "Neuro Fuzzy adaptive Modeling and Control", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, Nj, (1994).