

신경회로망을 사용한 노이즈가 첨가된 포화증기표의 모델링

이태환* · 박진현*

*진주산업대학교

Modelling of noise-added saturated steam table using the neural networks

Tae-hwan Lee* · Jin-hyun Park*

*Jinju National University

E-mail : thlee@jinju.ac.kr, uabut@jinju.ac.kr

요 약

수치해석에서는 온도, 압력, 비체적, 엔탈피, 엔트로피 등의 수치값이 필요하다. 그런데 증기표의 대부분의 열역학적 성질들은 측정된 값이기 때문에 기본적으로 측정 오차를 가지고 있다.

본 연구에서는 압력 기준의 물의 포화 상태에 대해, 난수를 발생시켜 적절한 크기로 조절한 다음 원래의 성질들에 더하여 인위적으로 노이즈가 포함된 데이터를 만들었다. 이 데이터를 신경회로망과 스플라인 보간법으로 함수 근사를 하였다.

해석 결과 신경회로망이 2차 스플라인 보간법보다 훨씬 더 적은 백분율 오차를 보였으며, 이로부터 신경회로망이 측정 오차의 영향을 적게 받는 함수 근사에 적절한 방법임을 확인하였다.

ABSTRACT

In numerical analysis numerical values of thermodynamic properties such as temperature, pressure, specific volume, enthalpy and entropy are required. But most of the thermodynamic properties of the steam table are determined by experiment. Therefore they are supposed to have measurement errors.

In order to make noised thermodynamic properties corresponding to errors, random numbers are generated, adjusted to appropriate magnitudes and added to original thermodynamic properties. the neural networks and quadratic spline interpolation method are introduced for function approximation of these modified thermodynamic properties in the saturated water based on pressure.

It was proved that the neural networks give smaller percentage error compared with quadratic spline interpolation. From this fact it was confirmed that the neural networks trace the original values of thermodynamic properties better than the quadratic interpolation method.

키워드

신경회로망(Neural Network), 스플라인 보간법(Spline Interpolation), 증기표(Steam Table), 포화(Saturation)

I. 서 론

물(water)과 냉매(refrigerant)는 실생활에 적용되는 가장 대표적인 상변화(phase change) 물질이다. 상변화 물질이 관계되는 열역학적 해석에서는 온도(temperature) T , 압력(pressure) P , 비체적(specific volume) v , 엔탈피(enthalpy) h , 엔트로피(entropy) s , 건도(dryness fraction) x 등의 성질들에 대한 수치값을 필요로 한다. 이러한 열역학적 성질들로부터 직접적으로 계산될 수 있는 내부 에너지 등의 몇 가지 성질들을 제외하

고는, 열역학적 성질들의 상호 관계가 수식적으로 표현할 수 없는 아주 복잡한 함수 관계를 가지고 있다. 이러한 이유로 인하여 열역학적 성질들의 상호 관계는 직접적인 계산식이 아닌 증기표(steam table)[1]나 선도(diagram)의 형태로 주어진다. 선도는 열역학적 성질들에 대한 전반적인 관계를 잘 알 수 있으나, 실제적인 값을 구하기에는 정확도가 떨어진다. 증기표는 이산점(discrete points)에서 성질들에 대한 값을 가지고 있기 때문에 선도보다 정확성은 높지만, 값이 표시된 이

의의 점에서는 보간법으로 계산을 해야 한다.

그림 1은 액상과 기상에서 열역학적 성질들의 상호 관계를 나타내는 몰리에 차트(Mollier chart)이다. 엄지 손가락과 같은 형상의 좌측은 압축 영역(compressed region) 혹은 과냉 영역(subcooled region)이며, 안쪽은 포화 영역(saturated region), 우측은 과열 영역(superheated region)이다.

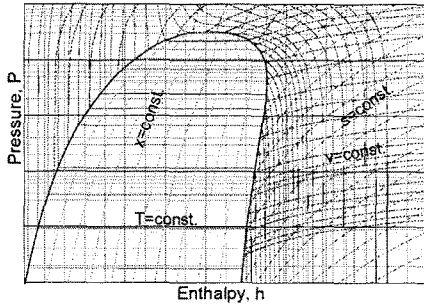


그림 1 몰리에 차트
Fig. 1 Mollier chart

몰리에 차트에서 알 수 있듯이 어떤 열역학적 성질을 알고자 하면 두 개의 열역학적 성질에 대한 정보가 있어야 한다. 그러나 액상과 기상이 공존하는 포화 영역에서는 온도와 압력이 상호 의존적이기 때문에 온도 혹은 압력 외에 다른 열역학적 성질이 필요하다. 그러나 온도와 압력 중 하나만 알면 포화 액체와 건포화 증기의 열역학적 성질은 자동적으로 결정된다. 입력으로 온도와 압력 외에 건도 x 를 사용한다고 할 때, 계산하고자 하는 열역학적 상태량 X 는 다음의 식 (1)에 의해 결정된다.

$$X = (1-x)X_f + xX_g \quad (1)$$

여기서 하첨자 f 와 g 는 각각 포화 액체와 건포화 증기의 상태를 나타낸다.

식 (1)은 온도와 압력 중 하나만을 입력으로 사용하여 포화 액체와 건포화 증기의 성질을 찾아내면, 포화 영역의 열역학적 성질 모두를 결정할 수 있음을 보여준다. 반면, 과열 영역에서는 반드시 두 개의 입력을 주어야 한다.

열장치의 열성능을 평가하는 수치해석적인 연구[2-4]에서는 증기표의 모델링이 필수적인 요소이다. 왜냐하면 증기표를 직접적으로는 수치해석에 사용할 수 없고, 필요한 범위의 열역학적 성질들은 적절한 함수근사(function approximation)를 통하여 얻을 수 있기 때문이다.

증기표에 나타난 열역학적 성질들은 극히 일부를 제외하고는 실험을 통하여 얻어진다. 따라서 기본적으로 오차를 포함하고 있다고 보는 것이 타당하다. 따라서 근사함수는 증기표에 제시된 열

역학적 성질들을 정확하게 모델링[5-9]해야 함과 동시에, 실험 오차를 감안한 실제값도 정확하게 추적할 수 있어야 한다.

본 연구에서는 증기표의 압력 기준 포화 영역을 신경회로망(neural network)[10]과 2차 스플라인 보간법(quadratic spline interpolation method)을 사용하여 모델링하여 비교하였다. 또한 인위적으로 첨가한 노이즈(noise)를 측정 오차의 대응으로 사용하였다. 2가지 모델링 방법이 노이즈로 교란된 열역학적 성질들의 실제값을 얼마나 잘 추적할 수 있는지를 살펴보았다.

II. 본 론

2.1 해석 방법

교란된 증기표를 만들기 위한 노이즈는 난수(random number)의 발생으로 이루어졌다.

증기표에 나타난 열역학적 성질들은 절대적인 크기와 압력에 따른 변화폭에 있어서 큰 차이를 보인다. 이러한 점 때문에 발생한 난수를 그대로 적용할 경우, 열역학적 성질들에 미치는 상대적 영향은 큰 차이가 난다. 따라서 노이즈의 영향을 적절한 범위 내에서 조절할 필요가 있다. 본 연구에서는 각 열역학적 성질과 난수를 곱한 값에 0.001을 곱하여 노이즈로 사용하였다.

신경회로망은 2개의 은닉층을 가진 다층 신경회로망(multi-layer neural network)으로 구성하였다. 각각의 은닉층은 10개의 노드(node), 입력층은 1개의 노드, 출력층은 7개의 노드로 구성하였다.

스플라인 보간법(spline interpolation method)은 전체의 근사함수를 찾기 어려울 경우에 적용하는 보간법 중 하나이다. 스플라인 보간법에서는 각각의 소구간에 다음의 식 (2)과 같은 2차 다항식을 구분적 연속함수(piecewise continuous function)로 사용한 2차 스플라인 보간법(quadratic spline interpolation)을 적용하였다. 이 방법은 소구간의 경계에서 연속성을 유지할 수 있다는 장점이 있다.

$$X_i(P) = a_i + b_i P + c_i P^2 \quad (2)$$

여기서 하첨자 i 는 소구간을 나타내며, 마지막 구간에는 자율 경계조건(free boundary condition)을 적용하였다.

2.2 데이터 선정

본 연구에서 입력으로 사용된 포화 압력의 개수는 0.001 MPa ~ 22 MPa 범위의 71개이다. 대응되는 온도의 범위는 6.98°C ~ 373.8°C이다.

스플라인 보간법에서 각각의 구분적 연속함수의 결정에는 단순히 2개의 점만 필요할 뿐이다. 그러나 신경회로망의 결과와 비교하기 위하여 하나의 구분적 연속함수에 3개의 점을 포함시키고, 모델링에는 양단의 2점만 사용하였다. 결국 해석

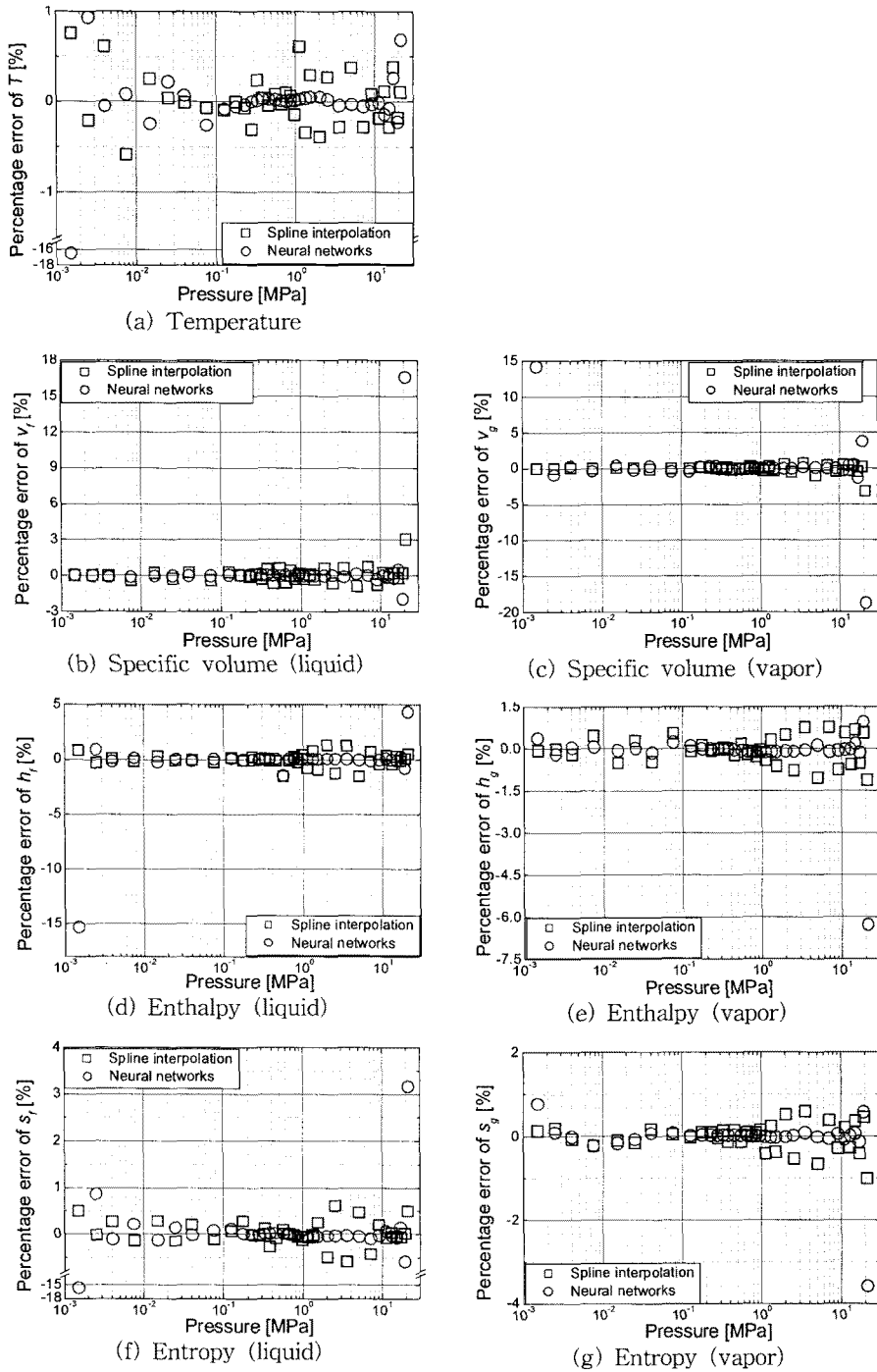


그림 2 백분율 오차

Fig. 2 Percentage error

에 사용된 데이터는 홀수 번째의 데이터이며, 짝수 번째의 데이터는 신경회로망과 비교하는데 사용되었다. 따라서 사용된 데이터 수는 모델링에 36개, 비교에 35개가 사용되었다.

신경회로망에서는 2차 스플라인 보간법에 사용된 36개의 데이터를 사용하였다.

III. 결과 및 검토

그림 2는 측정 오차에 대한 적응력을 가진 증기표의 모델링에 대한 조사를 위하여, 포화 온도, 포화 액체와 건포화 증기에 대한 비체적, 엔탈피, 엔트로피에 인위적인 노이즈를 포함시켜 모델링한 결과를 백분율 오차(percentage error)로 나타낸 것이다. 해석에 사용된 홀수 번째의 데이터는 사용하지 않고, 비교를 위한 짝수 번째의 데이터만 나타내었다.

포화 온도와 건포화 증기의 비체적은 포화 압력에 따른 변화가 아주 크다. 이 경우 신경회로망 해석에서는 표준화(normalization)에 문제가 발생한다. 스플라인 보간법에서는 절삭 오차로 인하여 정확한 해석 결과를 기대하기 힘들게 된다. 따라서 변화율을 줄일 수 있는 적절한 조치가 요구된다. 본 연구에서는 모델링 전에 포화 압력과 건포화 증기의 비체적에 로그 함수를 적용하고, 해석 후에 다시 지수 함수를 적용하여 원래의 크기로 환원시켰다. 실제로 로그 함수를 적용하지 않고 해석해 본 결과 백분율 오차가 수천 혹은 수만까지 되는 것으로 나타났다. 그러나 그림 2(c)에서 볼 수 있듯이 로그 함수의 적용으로 아주 훌륭한 결과를 얻을 수 있었다.

전반적으로 처음과 끝의 포화 압력인 0.015 MPa와 21 MPa에서 신경회로망의 백분율 오차가 급격히 커지는 경향을 보인다[9]. 처음과 끝에서 2번째 포화 압력인 0.025 MPa와 19 MPa에서는 백분율 오차가 급격히 커지는 것은 아니지만, 신경회로망의 결과가 스플라인 보간법의 결과보다 나쁜 경우도 나타났다. 이것은 신경회로망 학습이 진행되어 갈수록 오차가 한쪽 데이터로 몰리는 현상 때문으로 판단된다.

그림 2(a)의 포화 온도의 해석에서는 양단 및 0.1 MPa 이하에서 신경회로망이 스플라인 보간법보다 더 좋지 않은 결과를 얻었다. 그러나 백분율 오차의 크기 자체도 작고 차이도 크기 않기 때문에 유사한 결과로 볼 수 있다.

그림 2(b-c)의 포화 액체에 대한 비체적은 높은 압력을 제외하고는 신경회로망의 결과가 우수하며, 건포화 증기에 대해서는 양단을 제외하고는 신경회로망의 결과가 우수한 것으로 나타났다.

그림 2(d-e)의 엔탈피의 경우도 양단과 몇 개의 포화 압력에 대한 결과를 제외하고는 신경회로망의 결과가 우수하다.

그림 2(f-g)의 엔트로피의 경우도 양단을 제외하고는 신경회로망의 결과가 우수한 것으로 나타

났다.

2차 스플라인 보간법과 신경회로망 모두 대부분의 압력에서 $\pm 1\%$ 보다 작은 백분율 오차를 보이며, 양단을 제외하고는 신경회로망이 노이즈의 영향을 훨씬 더 적게 받는 함수근사가 가능한 것으로 나타났다.

IV. 결론

압력 기준 포화 영역의 증기표에 대하여, 난수를 사용한 노이즈를 인위적으로 첨가한 열역학적 성질에 대하여 2차 스플라인 보간법과 신경회로망을 사용하여 함수근사를 하였다.

해석 결과, 신경회로망이 스플라인 보간법보다 대부분의 압력에 대하여 더 낮은 백분율 오차를 가지는 것으로 나타났다. 이 결과로 신경회로망이 측정 오차의 영향을 훨씬 적게 받는 모델링 방법임을 확인할 수 있었다.

참고문헌

- [1] 박영무, 박경근, 장호명, 김영일, 열역학, 사이텍미디어, 2000.
- [2] Domanski, P. A., EVSIM - An evaporator simulation model accounting for refrigerant and one dimensional air distribution, NISTIR 89-4133, 1989.
- [3] 박병규, 이태환, 제습공조용 핀-관형 증발기의 열성능 모델링, 설비공학논문집, 제12권 제11호, pp. 1020-1030, 2000.
- [4] 이태환, 냉매회로와 유입공기온도가 증발기의 열성능에 미치는 영향, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제8호, pp. 72-79, 2001.
- [5] 이태환, 신경회로망을 이용한 증기표의 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소보, 제10호, pp.211-218, 2003.
- [6] 이태환, 신경회로망을 이용한 과열수증기의 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제12호, pp. 271-276, 2005.
- [7] 이태환, 신경회로망을 이용한 냉매의 물성 모델링, 진주산업대학교 산업과학기술연구소 논문집, 제13호, pp. 287-293, 2006.
- [8] 이태환, 박진현, 신경회로망을 이용한 증기표의 함수근사, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제3호, pp. 459-466, 2006.
- [9] 이태환, 신경회로망을 사용한 넓은 온도 범위의 증기표 모델링, 한국해양정보통신학회논문지, 제10권, 제11호, pp. 2008-2013, 2006.
- [10] J. W. Hines, MATLAB Supplement to Fuzzy and Neural Approaches in Engineering, John Wiley and Sons, Inc, 1997.